

# Web 調べ学習における適応的な部分課題推薦手法の評価

萩原 未来<sup>\*1</sup>, 柏原 昭博<sup>\*1</sup>, 長谷川 忍<sup>\*2</sup>, 太田 光一<sup>\*2</sup>, 鷹岡 亮<sup>\*3</sup>

<sup>\*1</sup> 電気通信大学 <sup>\*2</sup> 北陸先端科学技術大学院大学 <sup>\*3</sup> 山口大学

## Evaluating Recommendation for Question Decomposition in Web-Based Investigative Learning

Miki Hagiwara<sup>\*1</sup>, Akihiro Kashihara<sup>\*1</sup>, Shinobu Hasegawa<sup>\*2</sup>, Koichi Ota<sup>\*2</sup>, Ryo Takaoka<sup>\*3</sup>

<sup>\*1</sup> The University of Electro-Communications

<sup>\*2</sup> Japan Advanced Institute of Science and Technology <sup>\*3</sup> Yamaguchi University

Web 調べ学習では、学習者は Web リソースを選択し、学習課題についての知識構築しながら、さらに学ぶべき項目を部分課題として展開し、学ぶべき項目と順序(学習シナリオ)を主体的に作成する。これに対し、先行研究では Web 調べ学習モデルを構築し、学習シナリオを作成するためのいくつかの足場を提供するシステムを開発した。一方、システムを用いても課題展開が不十分なまま学習を終える学習者に対して課題展開を促進する必要がある。しかしながら、Web のようなオープンエンドな空間で作成される学習シナリオは個別性が高く、各学習者に対して別個に解を準備することは困難なため、学習者の学習シナリオ作成に対する適応的支援は困難である。本論文では Linked Open Data(LOD)を用いた展開すべき部分課題の推薦手法を提案し、評価のためのケーススタディを行った。その結果、部分課題の推薦によってより広く深く調べ学習が促進されることを確認した。

キーワード: Web, 調べ学習, LOD, 主体的学習

### 1. はじめに

近年、教育現場においても Web 上での調べ学習(Web 調べ学習)の機会が増加している<sup>(1)</sup>。Web 調べ学習では、学習者は膨大で多種多様な Web リソースの中から学ぶべき課題(学習課題)の学習に適したリソース(学習リソース)を選択・探求していくことで自分の視点から知識を構築でき、高い学習効果が期待される<sup>(2,3)</sup>。また、多様な学習リソースを横断的に学んでいくことで、学習者は学習課題に関する知識を広く深く構築できる<sup>(4)</sup>。

ここでの Web 調べ学習は、単純なキーワード検索ではなく、学習者が Web リソースを選択し、学習課題についての知識を構築しながら、さらに初期課題と関連する項目を部分課題として展開することで、初期課題と関連する項目について網羅的かつ体系的に学ぶことである。このとき、課題展開を通じて学習項目や順番(学習シナリオ)の作成が行われ、学習者がナビゲーシ

ョンと知識構築プロセスを自己調整するのに役立つ<sup>(5)</sup>。

一方、テキストを用いた学習とは異なり、Web 調べ学習では学習課題の達成に必要な学習項目や順番(学習シナリオ)が提供されていない。そのため、学習者は自分で学習シナリオを作成する必要がある。しかし、学習者は Web ページのナビゲーションや知識構築と同時に、学習課題をより詳細な部分課題として展開していき、学習シナリオを作成する必要がある、負荷が高い<sup>(6)</sup>。

これに対し先行研究では、Web 調べ学習プロセスのモデルを提案し、モデルに従って学習を支援する環境を学習者に提供する interactive Learning Scenario Builder (iLSB)を開発した。また、iLSB が課題展開プロセスを活性化し、学習項目について網羅的・体系的な学習を促進することを確認した<sup>(7)</sup>。

一方、学習者は作成した学習シナリオの課題展開が不十分なまま学習を終えてしまうことがしばしば起

ってしまう。このような学習者に対し、課題展開を促進するために、展開すべき課題キーワード(展開課題候補キーワード)を推薦する必要がある。しかし、Webのようなオープンエンドな空間では解となる学習シナリオ(解シナリオ)をあらかじめ準備をすることが困難なため、解シナリオに基づいて展開すべき課題を推薦することは困難である。

そこで、本稿では学習シナリオにおける課題展開が不十分な学習者のために、Linked Open Data(LOD)を用いて、学習の課題展開を診断する手法について述べる。また、本手法の評価実験についても報告する。その結果、推薦システムが広く深い学習シナリオ作成の促進に寄与することが分かった。

## 2. Web 調べ学習

まず先行研究で提案した Web 調べ学習モデルについて説明する。また、学習シナリオを作成する際に課題展開を支援する必要性についても説明する。

### 2.1 Web 調べ学習のモデル

本研究では Web 調べ学習を、以下の 3 つのフェイズからなるサイクルモデルとして定義している。

#### (1) Web リソース探索フェイズ

学習者は学習課題を表すキーワード(課題キーワード)を用いて検索エンジンを用いて検索し、学習課題に関する学習リソースを収集する。

#### (2) Navigational Learning フェイズ

学習者は Web リソース探索フェイズで収集された学習リソース・ページをナビゲーションしながら、学習課題について学ぶべき項目をキーワードとして抽出し、抽出キーワード間を関係づけながら学習課題に関する知識を構築する。

#### (3) 課題展開フェイズ

学習者は Navigational Learning フェイズで構築した知識を振り返りながら、最初に与えられた課題(初期課題)についてさらに学ぶ必要がある項目(キーワード)を部分課題として展開する。

学習者は、部分課題が新たに展開できなくなるまで各部分課題に対してこれらの 3 つのフェイズを実施する。3 フェイズを再帰的に行い部分課題を展開した結果として、初期課題を根ノードとして、展開した課題

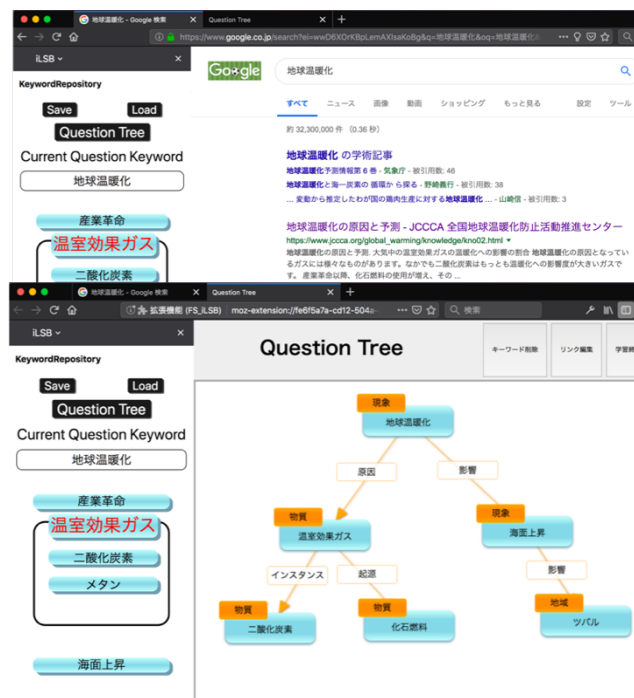


図 1 iLSB の UI と学習シナリオ例

を子ノードとする木構造の形で学習シナリオが作成される。

### 2.2 interactive Learning Scenario Builder

先行研究では、学習者に Web 調べ学習モデルに沿って学習させるために、iLSB を Firefox<sup>(6)</sup> のアドオンとして開発した。図 1 は iLSB の UI を示す。iLSB は以下の機能を実装している。iLSB を使用することで、初期課題に関連する項目を部分課題として展開しながら、網羅的かつ体系的に学習が促されることが分かっている。

#### (1) Web ブラウザ機能

学習用のリソースを選択・収集するための、Web リソースを探索する機能。

#### (2) キーワードリポジトリ機能

選択・収集した学習リソースから学習項目を端的に表すキーワードを収集し、キーワード間の関係づけを視覚的に行うことで、知識を構築する機能。

#### (3) 課題キーワードマップ機能

キーワードリポジトリ機能を用いて作成した知識構造を振り返り、キーワードの中のいくつかを部分課題として展開し、学習課題と部分課題を関係づけることで学習シナリオを作成する機能。

「地球温暖化」を初期課題とした例を図 1 に示す。

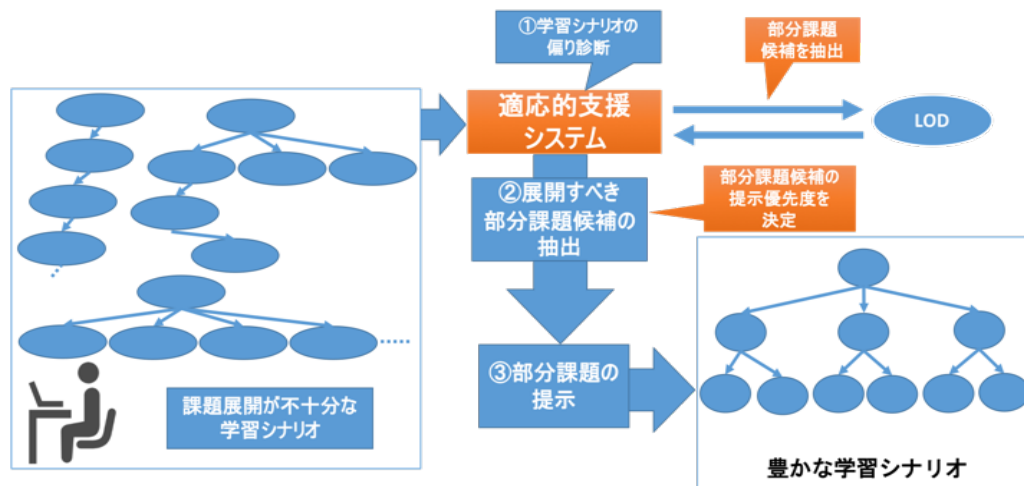


図 2 部分課題推薦の枠組み

まず初期課題「地球温暖化」に関して検索エンジンで検索し、「地球温暖化」の学習リソースを収集する。次にキーワードリポジトリ機能を用いて学習リソース内で「地球温暖化」に関連する項目をキーワードとして収集し、関連付けを行う。最後に「地球温暖化」のキーワードリポジトリを振り返り、「地球温暖化」を学習するためにさらに学習が必要なキーワード「温室効果ガス」「海面上昇」を「地球温暖化」の部分課題として課題キーワードマップに展開している。さらに、展開した部分課題「温室効果ガス」「海面上昇」についても検索エンジンによる学習リソースの検索、キーワードリポジトリへのキーワードの収集と関連づけ、部分課題の展開を行う。

### 2.3 問題点

Web 調べ学習では、学習者が作成した学習シナリオが不十分なまま学習を終えることがある。このとき、シナリオ作成における課題展開が妥当でない場合と、課題展開自体が不十分な場合が存在する。先行研究では、課題展開に対する妥当を診断し、学習者によるリフレクションを促す支援を実現してきた<sup>(9)</sup>。本稿では、課題展開が不十分な場合に着目する。

課題展開が不十分な場合、学習者の作成した学習シナリオの構造に応じて展開課題候補を推薦することが有効である。また、このとき推薦する展開課題候補キーワードは、それまで学習者が学んできた課題と関連することが適応的な支援として望まれる。特に、初期課題および課題展開が促されるべき課題と関連した課題を推薦する必要がある。一般に、このような支援は、

学習成果物と解を比較することで実現するが、Web のようなオープンエンドな空間で学習者によって作成される学習シナリオは個別性が高く、事前に解シナリオを用意することは困難である。従って、学習者の学習シナリオに適した支援を提供することは困難である。

そこで、本稿では課題展開が不十分な学習者に対する支援として、学習シナリオに含まれる初期課題と部分課題に関連したキーワードを LOD を用いて抽出し、展開課題候補として推薦手法を提案する。

## 3. 課題展開推薦

本章では、LOD と、展開すべき課題を学習者に提示する方法について説明する。また、学習者の学習シナリオに沿った展開課題候補キーワードの推薦のための学習者モデリングについても説明する。

### 3.1 Linked Open Data

LOD は、Web 上の関連データをリンク付けし、誰でも利用できるように公開する仕組みである<sup>(10)</sup>。本研究では、日本語版 Wikipedia を LOD として表現した DBpedia Japanese<sup>(11)</sup>を利用する。DBpedia Japanese のデータは、Infobox、カテゴリ情報などの日本語版 Wikipedia のデータを、主語、述語、目的語の三項からなる RDF 形式で表現される。RDF 形式のデータは、クエリ言語 SPARQL<sup>(12)</sup>で取得できる。推薦する展開課題候補キーワードは、LOD において、学習シナリオの初期課題や、展開課題候補キーワードから見た親・兄弟課題との関連度によって決定される。

### 3.2 枠組み

図 2 に LOD による部分課題推薦の枠組みを示す。推薦システムは、iLSB の一機能として実装されている。学習者が学習を終了した段階で、作成された学習シナリオは本研究で開発された推薦システムに送信される。推薦システムは学習シナリオからその不十分さを診断する。初期課題からの課題展開が不十分であると判断された場合、学習シナリオにおいてさらに展開が促されるべき課題キーワードを展開元のキーワードとして同定し、そのキーワードを用いて SPARQL クエリを作成し、DBpedia Japanese に送信する。その結果として DBpedia Japanese から得られるキーワードが、展開課題候補として学習者に提示される。学習者は提示された展開課題候補キーワードから展開する部分課題を選択する。このような推薦によって、より豊かな学習シナリオが作成されることを期待している。

### 3.3 学習者モデリング

学習者に展開すべき課題を推薦するためには、学習者が作成した学習シナリオの状態を把握することが重要である。具体的には、学習シナリオに含まれる課題キーワードと課題構造に応じて Web 調べ学習が効果的に行われているかどうかを診断する。これによって、学習シナリオにおける課題展開の広さ・深さ・バランスの評価が可能になる。この際、広さ・深さ・バランスのいずれかが不十分であると診断した場合、診断結果に基づいて推薦の戦略を決定し、展開すべき学習課題を同定する。

## 4. 推薦方法

この章では、展開課題候補キーワードを学習者に提示するための具体的な方法について説明する。

### 4.1 推薦戦略決定アルゴリズム

図 3 に、学習者の学習シナリオから推薦の戦略を決めるためのフローチャートを示す。このアルゴリズムによる戦略に基づいて、展開すべき学習課題が決まり、展開課題候補キーワードの抽出が行われる。まず、推薦システムは初期課題からの課題展開数が十分かどうかを診断する。課題展開の数が十分でない場合、初期課題からの展開を増やす展開課題候補キーワードを推薦する。次に、初期課題から同じ深さの部分木間で、

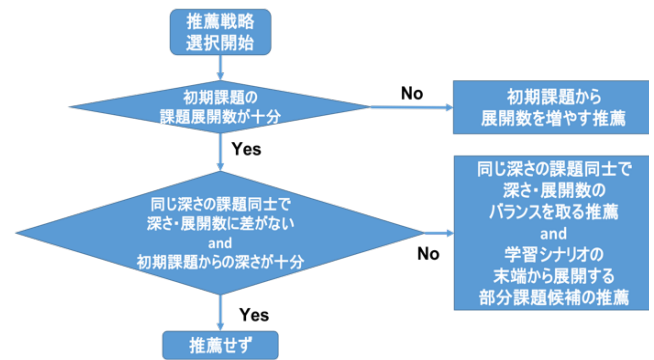


図 3 推薦戦略の決定

深さと展開数に差があるかどうかを診断する。差がある場合は、深さと展開数が小さい部分木において課題展開が不十分であると診断される。このとき、展開数が不足している場合はその部分木の根の課題を親とする展開課題候補キーワードを推薦し、深さが不足している場合はその部分木の葉にあたる課題を親とする展開課題候補キーワードを推薦する。さらに、学習シナリオ全体として十分な深さが必要なため、学習シナリオの葉の課題に対して初期課題からの深さが十分かどうかを診断する。葉の課題の深さが十分でない場合、深さ方向への展開が不十分であり、学習シナリオに対して十分な深さを確保するために葉の課題を学習シナリオ上で親とする展開課題候補キーワードを推薦する。

### 4.2 初期課題からの展開数の診断

推薦戦略決定において初期課題からの展開数の十分さを診断する必要があるが、様々な初期課題に対して十分とされる課題展開数を一意に決定することは困難である。そこで、本研究では初期課題からの展開数と、初期課題キーワードと DBpedia Japanese 上で双方向にリンクしているキーワード数との間に関係があると仮定する。

この仮定について、予備実験では、「アレルギー」、「インフルエンザ」、「災害」の 3 つの学習課題に対して 10 人の学習者が作成した学習シナリオに対して、初期課題からの展開数が十分と考えられるものを 3 人の実験者に判断させ、その課題展開数と、DBpedia Japanese 上で初期課題と双方向にリンクしているキーワードの数を取得した。その結果をもとに、初期課題に対する適切な課題分割数を「degree」、初期課題と

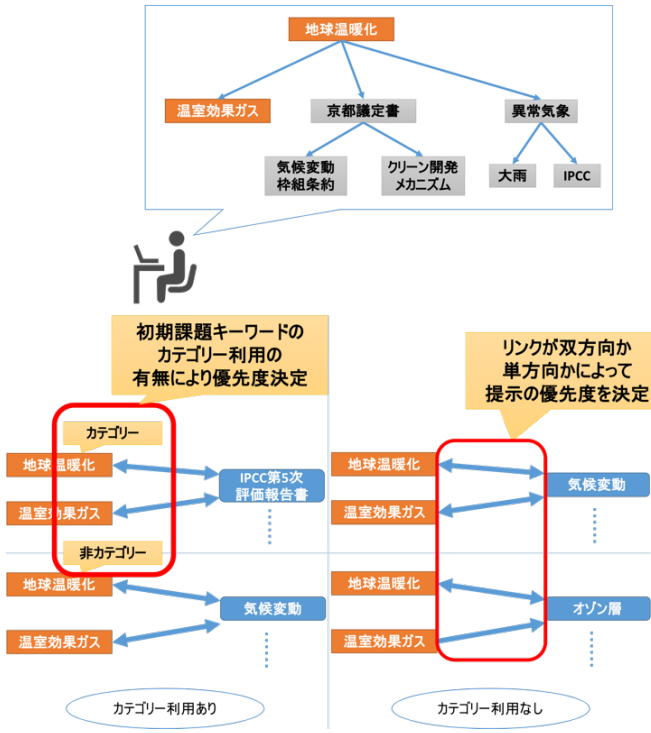


図 4 展開課題候補キーワードの優先付け例

双方向にリンクしているキーワード数を「object」とする式(1)を算出し、初期課題から展開されるべき部分課題数を仮定した。

$$degree = 0.16 \times object - 2.1$$

初期課題の課題展開数が、degree の値未満であれば、初期課題からの課題展開が不十分であると診断し、展開課題候補キーワード推薦のため、初期課題およびその部分課題と関連するキーワードを DBpedia Japanese から取得する SPARQL クエリを作成する。

### 4.3 展開課題候補キーワードの優先度決定

本節では、初期課題から推薦される展開課題候補キーワードへの DBpedia Japanese 上でのリンク関係と、親・兄弟課題から展開課題候補キーワードへの DBpedia Japanese 上でのリンク関係の有無に基づいて展開課題候補キーワードの優先度を決定するアルゴリズムについて述べる。図 4 に初期課題「地球温暖化」について推薦が必要な学習シナリオと抽出した展開課題候補キーワードの優先順位付けの例を示す。

図 4 では、学習者の作成した学習シナリオにおいて初期課題「地球温暖化」からの課題展開数は十分ではあるが、部分木間の比較で「温室効果ガス」を根とする部分木における課題展開が不足していると推薦システムで診断している。このとき、「温室効果ガス」から

表 1 展開課題候補キーワードの優先付け

提示優先度	カテゴリ利用	初期課題との関係	親兄弟課題との関係
1	有り	-	双方向
2	有り	-	単方向
3	無し	双方向	双方向
4	無し	双方向	単方向
5	無し	単方向	双方向

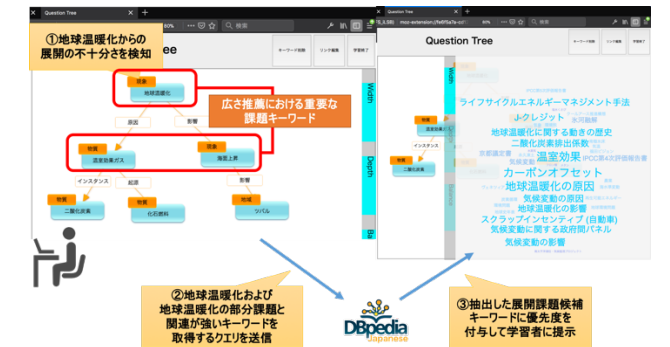


図 5 展開課題候補キーワードの提示システム

展開を増やすために、初期課題「地球温暖化」と親課題「温室効果ガス」を用いて関連キーワードを取得する SPARQL クエリを作成し、DBpedia Japanese に送信する。結果として返ってきた展開課題候補キーワードについて、日本語版 Wikipedia のカテゴリ情報の利用の有無と DBpedia Japanese 上でのリンク関係により提示優先度が決まる。まず、カテゴリを用いた提示の優先順位付けの一例として、DBpedia Japanese から取得した展開課題候補キーワード「IPCC 第 5 回評価報告書」と「気候変動」を用いる場合について説明する。図 4 では、「IPCC 第 5 回評価報告書」においては、日本語版 Wikipedia の「地球温暖化」のカテゴリから生成された「カテゴリ：地球温暖化」からリンクが張られている。一方、「気候変動」においては、日本語版 Wikipedia の「地球温暖化」の記事から生成されたデータからリンクが張られている。このとき、カテゴリ情報を利用して得られる展開課題候補キーワードは記事間のリンク関係を利用した展開課題候補キーワードよりも構造化されているデータを利用して得られたデータであるため、より関連度が強いと考えられるため、「IPCC 第 5 回評価報告書」の方が提示優先度が高い。

表 2 評価用 Web リソース

喫煙	原子力
<a href="http://www.fukushihoken.metro.tokyo.jp/kensui/kitsuen/leaflet/j_sitte.files/sittekudasai.jyudoukitsuen.pdf">http://www.fukushihoken.metro.tokyo.jp/kensui/kitsuen/leaflet/j_sitte.files/sittekudasai.jyudoukitsuen.pdf</a>	<a href="https://www.env.go.jp/chemi/rhm/h29kisoshiryo/h29kiso-01index.html">https://www.env.go.jp/chemi/rhm/h29kisoshiryo/h29kiso-01index.html</a>
<a href="https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/kenkou_iryuu/kenkou/tobacco/index.html">https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/kenkou_iryuu/kenkou/tobacco/index.html</a>	<a href="https://www-sdc.med.nagasaki-u.ac.jp/nuric/ricnew/ri/A01.pdf">https://www-sdc.med.nagasaki-u.ac.jp/nuric/ricnew/ri/A01.pdf</a>
<a href="http://www.u-gakugei.ac.jp/~tschin/csp/09csp06.pdf">http://www.u-gakugei.ac.jp/~tschin/csp/09csp06.pdf</a>	<a href="http://rcwww.kek.jp/kurasi/">http://rcwww.kek.jp/kurasi/</a>
<a href="https://www.jti.co.jp/tobacco/">https://www.jti.co.jp/tobacco/</a>	<a href="http://ishiken.free.fr/english/lecture.html">http://ishiken.free.fr/english/lecture.html</a>
<a href="http://www.kameda.com/patient/topic/nonsmoking/index.html">http://www.kameda.com/patient/topic/nonsmoking/index.html</a>	<a href="http://ushi.lebra.nihon-u.ac.jp/~yahayak/wiki/wiki.cgi?action=ATTACH&amp;page=FrontPage&amp;file=kunren07.pdf">http://ushi.lebra.nihon-u.ac.jp/~yahayak/wiki/wiki.cgi?action=ATTACH&amp;page=FrontPage&amp;file=kunren07.pdf</a>
	<a href="http://ndrc.jrc.or.jp/infolib/cont/01/G0000001nrcarchive/000/071/000071859.pdf">http://ndrc.jrc.or.jp/infolib/cont/01/G0000001nrcarchive/000/071/000071859.pdf</a>
	<a href="https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/hosho_02.html">https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/hosho_02.html</a>

また、学習シナリオから取得した学習課題と推薦する展開課題候補キーワードとの DBpedia Japanese 上でのリンク関係の強さでも決まる。DBpedia Japanese から取得した展開課題候補キーワードとして「気候変動」と「オゾン層」を用いる場合について説明する。

図 4 では、「気候変動」は、「地球温暖化」と「温室効果ガス」に対して双方向リンクを有する。一方、「オゾン層」は、「地球温暖化」に対して双方向リンクを有するが、「温室効果ガス」とは単方向リンクで関連している。このとき、リンクの強さは単方向のものより双方向のものの方が強く、リンクが強いほど関連も強いと考え、「気候変動」の提示優先度を高くしている。

以上の日本語版 Wikipedia のカテゴリ情報の利用の有無と DBpedia Japanese 上でのリンク関係による提示優先度の決定を表 1 にまとめる。

#### 4.4 展開課題候補キーワードの提示

本節では推薦システムによる、学習者に対する展開課題候補キーワードの提示について説明する。展開課題候補キーワードは提示優先度が高いほど文字を大きくして提示する。図 5 に展開課題候補キーワードの提示の例を示す。図 5 では初期課題が「地球温暖化」であり、地球温暖化から部分課題として「温室効果ガス」「海面上昇」が展開されている。このとき学習者が学習を終了しようとする時、推薦システムに学習者が作成した学習シナリオが送信される。推薦システムは、まず学習シナリオの課題構造から推薦戦略を決定する。

この場合、初期課題からの課題展開数が不十分であると診断されている。次に、初期課題「地球温暖化」と「地球温暖化」の部分課題「温室効果ガス」・「海面上昇」の少なくともいずれかに関連するキーワードを取得するクエリを DBpedia Japanese に送信する。その後 DBpedia Japanese から抽出された展開課題候補キーワードに対してカテゴリの使用とリンク関係に基づいて提示優先度を決定する。最後に学習者に対して初期課題「地球温暖化」からの展開課題候補キーワードの提示を行う。

## 5. ケーススタディ

### 5.1 実験目的と方法

本研究で提案した推薦システムの有効性を評価するためのケーススタディを実施した。被験者は理工系の大学生および大学院生は 20 名で、学習課題は「喫煙」・「原子力」とし、各学習課題に 10 人の被験者を割り当てた。各被験者は、iLSB を用いて「喫煙」または「原子力」を 2 回学習した。最初の学習では、被験者は推薦システムなしの iLSB を用いて学習シナリオを作成し、2 回目の学習では、最初の学習の継続として推薦システムを含む iLSB を用いて学習シナリオを作成した。このとき推薦システムの利用については学習者の任意とした。また、推薦された展開課題候補キーワードの利用については学習者自身が学ぶべきだと感じた課題のみを利用するように指示した。

表3 学習シナリオの分析結果

	喫煙					原子力				
	推薦無し		推薦有り		t 値 (両側)	推薦無し		推薦有り		t 値 (両側)
	平均	SD	平均	SD		平均	SD	平均	SD	
課題 キーワード数	19.9	8.55	26.1	10.3	-4.66**	20.2	7.12	25.7	9.02	-6.71**
最小分割 詳細度	0.0549	0.0450	0.0284	0.0229	4.04**	0.0625	0.049 3	0.0408	0.0448	2.92*
根の次数	4.80	4.60	7.30	3.77	-5.00**	4.20	1.17	1.00	1.04	1.00
葉の数	13.2	7.28	17.4	7.94	-4.47**	11.7	5.00	-4.22	6.70	-4.22**
葉の最大深度	3.90	1.45	4.20	1.33	-1.41	3.40	1.02	-2.69	0.831	-2.69*
葉の平均深度	2.72	1.22	2.39	0.617	1.37	2.53	0.410	-1.69	0.223	-1.69

表4 レポートの分析結果

	喫煙					原子力				
	推薦無し		推薦有り		t 値 (両側)	推薦無し		推薦有り		t 値 (両側)
	平均	SD	平均	SD		平均	SD	平均	SD	
章・節の数	16.5	4.36	22.2	7.44	-2.64*	14.7	2.69	17.4	1.74	-3.30**
末端節の数	10.6	2.50	14.8	4.45	-3.56**	9.40	1.91	11.6	1.28	-4.30**
末端節の 最大深度	3.00	0.447	3.10	0.539	-0.557	3.00	0.447	3.10	0.300	-1.00
末端節の 平均深度	2.52	0.369	2.63	0.364	-1.61	2.46	0.448	2.51	0.283	-0.386
課題キーワー ドの適合率	0.686	0.184	0.633	0.226	1.38	0.805	0.131	0.787	0.151	1.17
課題キーワー ドの再現率	0.637	0.236	0.635	0.265	0.0445	0.638	0.188	0.581	0.171	2.76

その後、学習シナリオと iLSB 上で構築した知識構造に基づいて、参加者は推薦無しの学習と推薦有りの学習に対し、それぞれ学習内容に関するレポートの目次を作成した。また、iLSB が課題展開を促進することができるかどうかを確かめるために、推薦無しと推薦有りの学習で作成された学習シナリオを比較した。木構造としての学習シナリオを分析するために、課題キーワードの数、最小分割詳細度、根の次数、葉の数、葉の最大深度、葉の平均深度を尺度として用いた。また、推薦無しと推薦有りの学習で学習者が作成した目次を比較するために、章・節の数、末端節の数、末端節の最大深度、末端節の平均深度、課題キーワードの適合率(章・節で使用されるキーワードの数/課題キー

ワードの数)、課題キーワードの再現率(章・節で使われるキーワードの数/レポート内の章・節の数)を尺度として用いた。

## 5.2 結果と考察

表3に学習者によって作成された学習シナリオの分析結果を示す。初期課題ごとに推薦無しと推薦有りの学習で平均値に差があるかt検定を行った。その結果、「喫煙」において、課題キーワード数で  $t(9) = -4.66$ ,  $p < 0.01$ , 最小分割詳細度で  $t(9) = 4.04$ ,  $p < 0.01$ , 根の次数で  $t(9) = -5.00$ ,  $p < 0.01$ , 葉の数で  $t(9) = -4.47$ ,  $p < 0.01$  で1%水準で有意差が確認された。同様に、「原子力」では、課題キーワードの数で  $t(9) = -6.71$ ,  $p < 0.01$ , 葉の数で  $t(9) = -4.22$ ,  $p < 0.01$  で1%で有意差が確

## 参考文献

認められた。また、最小分割詳細度は  $t(9) = 2.92, p < 0.05$ , 葉の深度の最大値は  $t(9) = -2.69, p < 0.05$  であり、5%水準で有意差が確認された。

作成されたレポートの分析結果を表4に示す。各分析項目について、1回目と2回目の学習で平均値に差の有無を判定するためにt検定を行った。その結果、「喫煙」については、レポートの章・節数は  $t(9) = -2.64, p < 0.05$  であり、5%水準で有意差が認められた。末端節の数は、 $t(9) = -3.56, p < 0.01$  で1%水準で有意差が確認された。同様に、「原子力」では、レポートの章・節の数は  $t(9) = -3.30, p < 0.01$ , 末端節の数は  $t(9) = -4.30, p < 0.01$  で1%水準で有意差が確認された。

以上より「喫煙」「原子力」の両方で、本システムによる展開課題候補キーワードの推薦は学習シナリオの課題展開数の増加と課題展開の詳細化に寄与したことが示唆された。また、「喫煙」においては推薦の戦略として広さ方向と部分木間のバランス方向の戦略が取られていたことから、広さ・バランスの推薦戦略がより幅広い学習の促進につながったと考えられる。「原子力」においては深さ・バランスの推薦戦略が取られていたことから、深さ・バランスの推薦戦略がより深く詳細な課題の学習につながったと考えられる。

また、レポートの目次作成において章・節の数や末端節の数が有意に増加していることから、展開課題候補キーワードの推薦によって豊かな目次の作成が行われている可能性があることが示唆された。

## 6. 結論

本論文では、LODを用いたWeb調べ学習における学習者作成シナリオにおける課題キーワードの関連課題の推薦手法を提案した。さらに、推薦手法を評価したケーススタディの結果を報告した。これらの結果は、部分課題の推薦はより広く深い学習を促進したことが示唆された。今後の課題として、過去の学習データの活用と学習課題間の関係に着目した推薦手法を提案が挙げられる。

## 謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 JP17H01992 の助成による。

- (1) 文部科学省 情報教育 [http://www.mext.go.jp/b\\_menu/shingi/chousa/shotou/056/gijigaiyou/attach/1259396.htm](http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/shotou/056/gijigaiyou/attach/1259396.htm)
- (2) Fischer, Gerhard, and Eric Scharff. "Learning Technologies in Support of Self-Directed Learning", *Journal of Interactive Media in Education*, 98 (4) (1998)
- (3) Hübscher, Roland, and Sadhana Puntambekar. "Adaptive Navigation for Learners in Hypermedia is Scaffolded Navigation", *Proc. Of International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems*, pp.184-192 (2002)
- (4) Akihiro Kashihara and Naoto Akiyama, "Learner-Created Scenario for Investigative Learning with Web Resources", *Proc. of the 16th International Conference on Artificial Intelligence in Education (AIED2013)*, Memphis, USA (2013)
- (5) Land, Susan M. "Cognitive Requirements for Learning Open-Ended Learning Environments", *Educational Technology Research and Development*, Vol. 48, No. 3, pp. 61-78 (2000)
- (6) Zumbach, Joerg and Maryam: "Cognitive load in hypermedia reading comprehension: Influence of text type and linearity", *Computers in Human Behavior*, 2008
- (7) Akihiro Kashihara, and Naoto Akiyama, "Learning Scenario Creation for Promoting Investigative Learning on the Web", *Journal of Information and Systems in Education*, Vol.15, No.1, pp.62-72 (2017).
- (8) Mozilla Japan, "Firefox 製品情報" <http://mozilla.jp/firefox/>
- (9) Yoshiki Sato, Akihiro Kashihara, Shinobu Hasegawa, Koichi Ota, Ryo Takaoka, "Diagnosis with Linked Open Data for Question Decomposition in Web-based Investigative Learning", *The International Conference on Smart Learning Environments (ICSLE 2019)*, pp.103-112, Texas, USA (2019.3.18)
- (10) Bizer, Christian, Tom Heath, and Tim Berners-Lee. "Linked data: The story so far." *Semantic services, interoperability and web applications: emerging concepts*. IGI Global, pp205-227 (2011).
- (11) DBpedia Japanese, <http://ja.dbpedia.org/>
- (12) RDF 用クエリ言語 SPARQL <https://www.w3.org/TR/rdf-sparql-query/>