

Title	Web調べ学習における課題展開診断手法の評価
Author(s)	太田, 光一; 佐藤, 禎紀; 柏原, 昭博; 長谷川, 忍; 鷹岡, 亮
Citation	教育システム情報学会 (JSiSE) 2018年度 第3回研究会, 33(3): 1-8
Issue Date	2018-09
Type	Journal Article
Text version	publisher
URL	http://hdl.handle.net/10119/16207
Rights	太田光一, 佐藤禎紀, 柏原昭博, 長谷川忍, 鷹岡亮, Web調べ学習における課題展開診断手法の評価, 教育シ ステム情報学会 (JSiSE) 2018年度 第3回研究会, 33(3), 2018.
Description	

Web 調べ学習における課題展開診断手法の評価

太田光一^{*1}, 佐藤 禎紀^{*2}, 柏原 昭博^{*2}, 長谷川 忍^{*3}, 鷹岡 亮^{*4}

^{*1} 日本生涯学習総合研究所 ^{*2} 電気通信大学

^{*3} 北陸先端科学技術大学院大学 ^{*4} 山口大学

Evaluation for Diagnosing Question Decomposition in Web-based Investigative Learning

Koichi Ota^{*1}, Yoshiki Sato^{*2}, Akihiro Kashihara^{*2}, Shinobu Hasegawa^{*3}, Ryo Takaoka^{*4}

^{*1} Japan Institute of Lifelong Learning ^{*2} The University of Electro-Communications

^{*3} Japan Advanced Institute of Science and Technology ^{*4} Yamaguchi University

Web 調べ学習では、学習課題について学ぶべき項目やその順序(学習シナリオ)を学習者自ら主体的に決める必要がある。しかし支援時に学習者の主体性を損ねずに学習シナリオの評価を行うことが難しいという問題があった。本研究では、DBpedia Japanese を用いて学習者の新たな課題への展開(課題展開)を診断することで、学習者の主体性を損ねない学習シナリオ診断手法を提案し、その有用性を評価する。

キーワード: Web 調べ学習, 課題展開, 学習シナリオ診断, LOD, 主体的学習

1. はじめに

近年の情報化社会では、21世紀型スキルと呼ばれる情報活用能力が重要視されている。それに伴い、教育現場における学習指導でのICT活用⁽¹⁾や主体的学習⁽²⁾が重要視されている。特にWebのような非構造かつ膨大なリソースが存在する空間での調べ学習は、学習シナリオ(学習項目や順序)が予め示されているテキスト教材での学習とは異なり、学習者が主体的に学習リソースを選択しながら、自らシナリオを作成する必要がある。21世紀型スキルの習得に適していると考えられる。こうしたWeb調べ学習では、学習課題について単にキーワード検索するだけでなく、Webリソースを用いて課題に対する知識構築と新たな課題を部分課題として課題展開を行うことで、課題に関連する項目を網羅的かつ体系的に学ぶことが期待される。

先行研究ではWeb調べ学習は知識構築と課題展開を同時に行う必要があるために学習者の学習プロセスが不鮮明になりやすいという問題から、Web調べ学習をモデル化し、モデルに沿った学びを可能とするシステム interactive Learning Scenario Builder(iLSB)を開発した⁽³⁾。本システムでは、学習者が学習シナリオ

を木構造で作成し、視覚化することで、Web調べ学習の足場形成を行い、より広くて深い学習シナリオの作成を促してきた。

一方、学習者が作成するシナリオは多様であるため学習シナリオの評価は難しい。学習者のシナリオは、解となる学習シナリオと比較することにより評価が可能であるが、解となる学習シナリオを定めることは難しく、また解となる学習シナリオを定めて評価したとしても、学習者の主体性を阻害する恐れがある。

このような問題に対して本研究では、Webにおいて関係しているデータをリンク付けし、それらをオープンデータとして公開するサービスである Linked Open Data (LOD)を用いて、LODにおける課題キーワード間の距離計算による関連度の算出と、課題キーワードの関連語句比較による類似度の算出により、課題を表すキーワード間の関係を判定条件に基づいて推定することで課題展開の診断を行う。この手法により学習者の主体性を維持しつつ学習シナリオの診断を行う。

また、学習シナリオ診断手法の評価実験を行った結果、課題展開診断手法の有効性がみられた。

2. Web 調べ学習

2.1 Web 調べ学習の特徴

Web 空間では、膨大なリソースから学習者が自由に学習リソースを選択できる。そのため、学習者は主体的かつ網羅的な学習が行える。このような Web 空間での調べ学習は、単に学習課題をキーワード検索するのではなく、Web を横断的に探索し、学習課題に関する知識構築を行うことで、課題について関連項目も含めて包括的に学ぶことである。しかし、Web 調べ学習では、テキスト教材のように学習シナリオは明示されていないため、学習者は知識構築と課題展開を同時並行に遂行する必要があり、その認知的負荷が大きいという問題があった。

2.2 Web 調べ学習モデル

前節で述べた問題に対し、筆者らの先行研究^④では Web 調べ学習モデルを考案し、そのモデルに沿ったシステムである iLSB(interactive Learning Scenario Builder)を開発して、Web 調べ学習における学習者の足場構築を行ってきた。

Web 調べ学習モデルは図 1 のように、Web リソース探索フェイズ、Navigational Learning フェイズ、学習シナリオ作成フェイズの 3 フェイズからなる。学習者はこの 3 フェイズを部分課題が展開されなくなるまで繰り返すことを想定している。それぞれのフェイズについて次節以降述べていく。

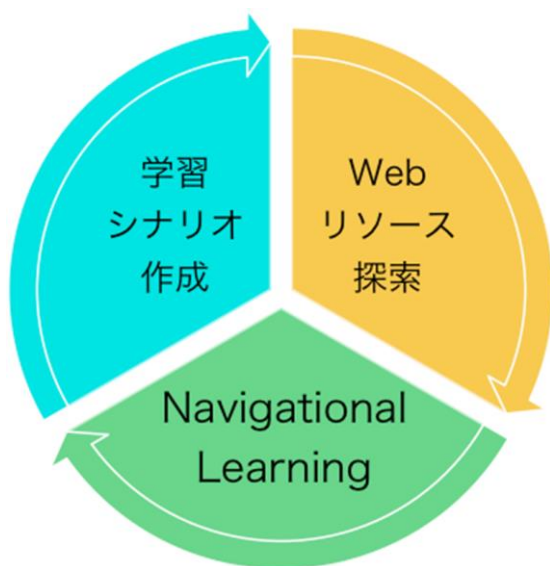


図 1 Web 調べ学習モデル

2.2.1 Web リソース探索フェイズ

Web リソース探索フェイズは、Web リソースから学習に用いる学習リソース群を収集・探索するフェイズである。

例として学習課題として「地球温暖化」について調べる場合を考える。そのとき、学習者は検索エンジンを介して「地球温暖化」を検索し、Web 空間を探索することで、「地球温暖化」を学ぶための学習リソース群を収集・探索する。

2.2.2 Navigational Learning フェイズ

Navigational Learning フェイズは、課題に対して知識構築を行うフェイズである。

収集した学習リソース群を探索することで課題について学習し、「温室効果ガス」のように学習した項目をキーワードとして分節化する。「温室効果ガス」と「二酸化炭素」のように関連あるキーワードには、関連付けを行い、知識の構築を行う。

2.2.3 学習シナリオ作成フェイズ

学習シナリオ作成フェイズは、構築した知識からさらに学ぶべき項目を部分課題として課題展開するフェイズである。

例えば「地球温暖化」について知識構築し、さらに「森林破壊」や「温室効果ガス」について学習を進めたい場合、それらを部分課題として展開し、「森林破壊」「温室効果ガス」についても Web 調べ学習モデルに沿って学習を進める。これを部分課題が生起されなくなるまで学習を繰り返し、Web 調べ学習を行う。最終的には木構造として図 2 のような学習シナリオが作成される。

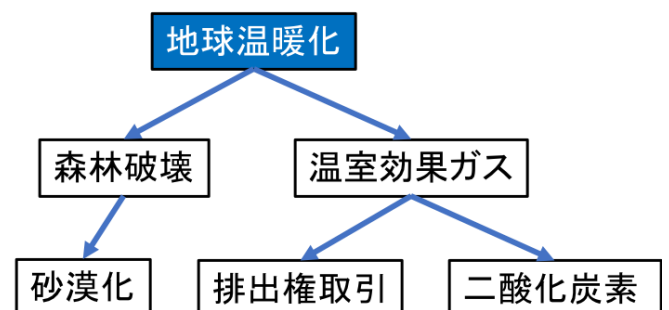


図 2 学習シナリオ例

2.3 学習シナリオ評価における問題点

学習者が前節で述べたモデルに沿って学習を進めても、学習シナリオの妥当性評価は学習者に委ねている

ため、必ずしも妥当な学習シナリオが作成されるとは限らない。そのため、学習シナリオを評価する必要があるが、作成される学習シナリオは学習者によって様々なため、評価に用いる解シナリオの用意が難しい。

また、解シナリオとの比較による評価は、学習者に解シナリオに沿った学習シナリオ作成を促すため、主体性を損ねる恐れがある。

2.4 LOD を用いた学習シナリオ診断

前節で述べた問題に対して本研究では、学習者の主体性を損なわずに学習シナリオを診断する手法を提案する。

学習者による課題展開に対して、LOD を用いて課題キーワード間の関連度や類似度の算出を行う。この2つの指標を判定条件に基づき学習者の課題展開を診断することで、学習者の主体性維持と学習シナリオの評価の両立を図る。

3. 学習シナリオ診断手法

本章では診断で用いる LOD およびそれを用いた学習者の学習シナリオ診断手法について述べる。

3.1 LOD

LOD(Linked Open Data)とは、関連データを相互にリンク付けし、それをオープンデータとして Web 上に再公開する仕組みである⁽⁴⁾。主な LOD として DBpedia や Freebase が挙げられ、その中でも本研究では Wikipedia の情報を自動抽出し日本語に対応した LOD である DBpedia Japanese を用いる。DBpedia Japanese は図3のような主語、述語、目的語の3つの構造体(トリプル)から成る RDF と呼ばれるデータ形式で構成されている。

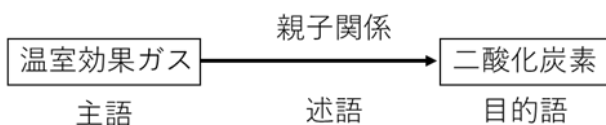


図3 RDF のデータ形式

呼ばれるデータベースで公開されており、RDF ストアに対して、RDF データを検索するためのクエリ言語である SPARQL を用いてクエリを送信することで、RDF データの抽出を行う。クエリ言語 SPARQL を用いることで、本研究ではキーワード間の関係の有無の判定や関連語句の抽出を行う。

例えば、図4左のように課題キーワード「温室効果ガス」と「二酸化炭素」の関係を知りたいとき、主語、目的語の部分に「温室効果ガス」と「二酸化炭素」を設定し、述語の有無を検索する SPARQL クエリを DBpedia Japanese に送信すると、DBpedia Japanese は「温室効果ガス」と「二酸化炭素」を含む RDF トリプルの述語を返す。こうしたクエリから述語数を数えることで、課題キーワード間の関連度を算出することができる。

また、図4右のように「温室効果ガス」と「二酸化炭素」のそれぞれに対して、リンクしている関連語句を検索する SPARQL クエリを DBpedia Japanese に送信すると、「化石燃料」や「京都議定書」などそれぞれの課題キーワードの関連語句を取り出せる。基本的に、これらの重複度から課題キーワード間の類似度を算出することができる。

以上のように求められた課題キーワード間の関連度と類似度から、課題展開の妥当性診断を行っていく。

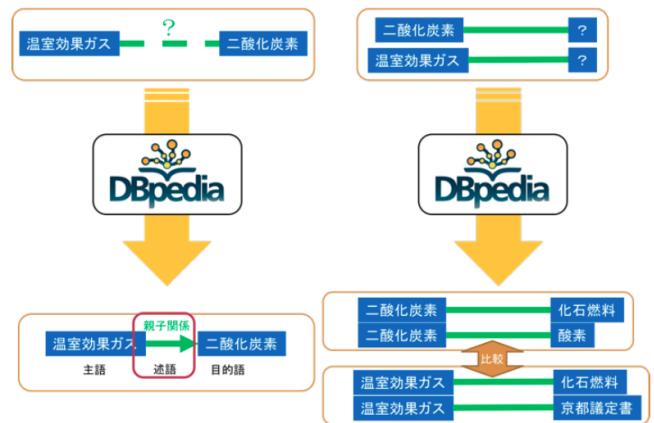


図4 SPARQL を用いた RDF データ取得イメージ

3.2 学習シナリオ診断の枠組み

本研究では Web ブラウザである Firefox のアドオンである iLSB の一機能として、学習者の学習シナリオの妥当性診断を行う。診断手順は図5の通りである。

学習者は iLSB を使用し、Web 調べ学習モデルに沿

RDF 形式のデータ(RDF データ)は RDF ストアと

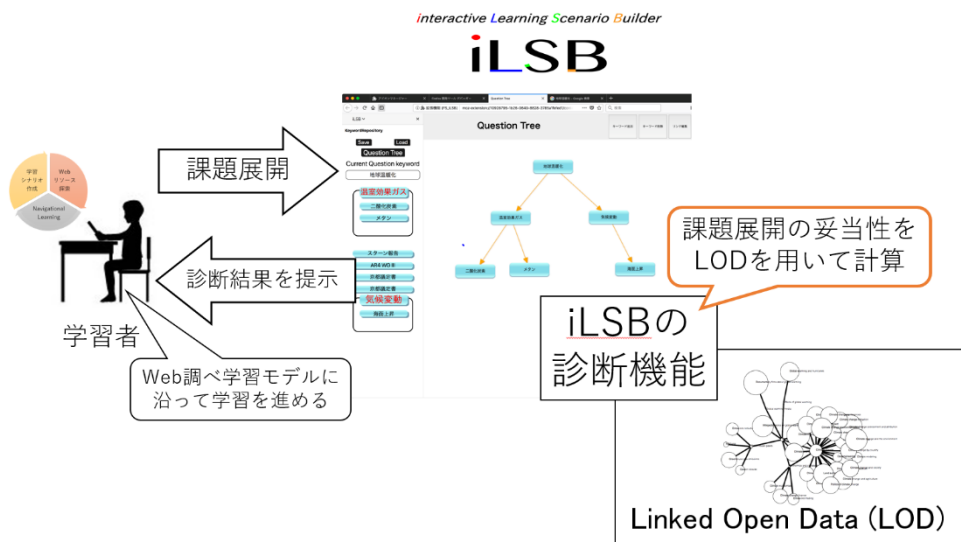


図5 学習シナリオ診断手順

って学習を進める。iLSB は、学習者が学習シナリオ作成フェイズで課題展開する時に学習シナリオの診断を行う。

iLSB は、課題キーワード間の関係の有無や関連語句を検索する SPARQL クエリを送信する。DBpedia Japanese は送信された SPARQL クエリの条件に合致する結果を返し、その結果から iLSB は課題キーワード間の関連度や類似度を算出する。算出した関連度や類似度に条件分岐を用いて診断を行う。診断結果は課題展開の妥当性が高い課題キーワード間の関係には妥当性高 (○)、課題展開の妥当性が低い課題キーワード間の関係には妥当性中 (△)、課題キーワード間の関係が DBpedia Japanese からは不明な場合は妥当性なし (?) の 3 段階で評価する。

また、診断は課題展開元 (親課題) と課題展開先との課題キーワード間 (局所的関係) に対してだけ行うのではなく、初期学習課題に沿った課題展開であるかということも考えた診断を行う。図 2 のように初期学習課題が「地球温暖化」であり、「温室効果ガス」から「二酸化炭素」に課題展開した時を例にすると、「温室効果ガス」と「二酸化炭素」の関係だけを診断するのではなく、「地球温暖化」と「二酸化炭素」の関係も診断する。これにより、学習者が学習課題から逸脱した課題を課題展開していないかということも診断する。

このような診断手法により、学習者が Web 調べ学習遂行時において課題展開の妥当性を見直すきっかけを与え、より妥当な学習シナリオ作成支援を行う。

4. 学習シナリオ診断アルゴリズム

4.1 課題キーワード間の関連度

4.1.1 関連度算出方法

課題キーワード間の関連度は、DBpedia Japanese における 2 つの課題キーワード間の距離、およびキーワード間の経路数を求め、予め設定した閾値を基準に算出する。図 5 のように、「温室効果ガス」から「二酸化炭素」に課題展開した時、「地球温暖化」と「二酸化炭素」の関係と、「温室効果ガス」と「二酸化炭素」の関係を診断する必要があるが、ここでは「温室効果ガス」と「二酸化炭素」の関係を例に述べる。まず、DBpedia Japanese で「温室効果ガス」から「二酸化炭素」に辿り着くまでに最短でいくつのリンクを辿るか (ステップ数)、また最短ステップ数で繋がれている経路の数 (経路数) を検索する。得られた結果をもとに、予め設定した閾値以上で関連が強いものには関連度高、閾値より低く関連が薄いと思われるものには関連度中、DBpedia Japanese から関連が不明、またはないと判定されるものには関連度なしの 3 段階で関連度を求める。なお関連度は、経路数よりも距離を表すステップ数を優先して判定する。

4.2 課題キーワード間の類似度

4.2.1 類似度算出方法

課題キーワード間の類似度の算出方法について述べる。まず各課題キーワードに対して DBpedia Japanese にリンクしている語句を関連語句として取

り出す。取り出した関連語句を単語に分割し、課題キーワードに対する関連語句の単語集合を作成する。作成した単語集合を Simpson 係数で比較し、集合の類似度を算出する。これを予め設定した閾値を基準に課題キーワード間の類似度を算出する。

図 2 のような、「温室効果ガス」と「二酸化炭素」の課題キーワード間の類似度の算出例に考える。まず、「京都議定書」など DBpedia Japanese において 1 ステップでリンクしている関連語句を抽出し、単語集合を作成する。例えば「京都議定書」が関連語句として抽出された場合、「京都」、「議定書」のように分割し、単語集合を作成する。作成された 2 つの課題キーワードに対して、集合の類似度を測る Simpson 係数を求め、予め設定した閾値以上のものには類似度高、閾値を上回らないがあまり値が低くもないものは類似度中、DBpedia Japanese からは類似しているか不明、または類似していないと判定されたものには類似度なしの 3 段階で算出する。

4.2.2 Simpson 係数

Simpson 係数は集合 X と Y に対して(1)式で求められる、自然言語処理などでよく用いられる 2 つの集合の類似度を測る指標である。

$$\text{Simpson}(X, Y) = \frac{|X \cap Y|}{\min(|X|, |Y|)} \quad (1)$$

集合の類似度を測る指標として、Jaccard 係数や Dice 係数といった指標があるが、これらは分母に X

と Y の和集合の要素数や X の要素数と Y の要素数の和を取るため、片方の集合の要素数が比較的大きい場合、集合が類似していても小さい値が出てしまうことがある。

Simpson 係数は 2 つの集合の最小値を分母に取っているため、そのようなことが生じず、また部分集合の関係であるときは結果が 1 となるため、本研究では Simpson 係数を用いることとした。

4.3 閾値設定

関連度および類似度をもとに診断を行うにあたり、閾値設定を行う必要がある。そこで、「地球温暖化」や「災害」といった実際のリソースを用いて、適切な閾値の検証を行った。

その結果を関連度および類似度について述べていく。

4.3.1 関連度の閾値設定

実際のリソースに対して関連度計算を行った結果、関連度が高いと思われる課題間のステップ数は、ほぼ 1 であったことから 1 ステップのものは全て関連度高と判断した。また、2 ステップで経路数は 70 を超えているキーワードはある程度みられ、それらの関連もある程度高いと思われるものが多くみられた。しかし、2 ステップで経路数が 30 以下になると学習課題に關係ないと思われるキーワードが増えてくることから 2 ステップで経路数 30 以上を関連度中、2 ステップで経路数 30 未満もしくは 3 ステップ以上のものを関連度なしと判断することが妥当であると思われる。

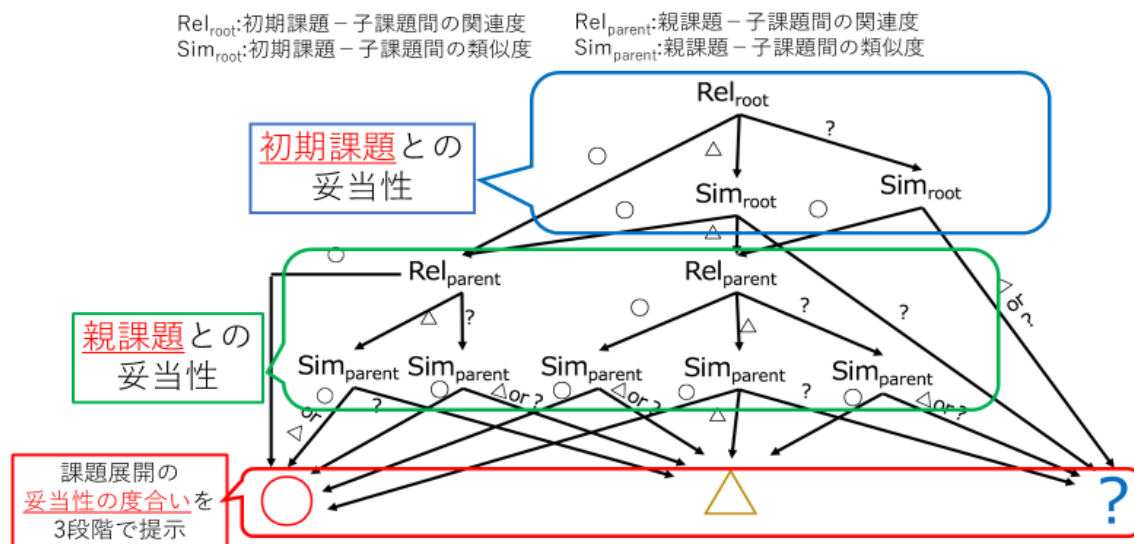


図 6 診断アルゴリズム

4.3.2 類似度の閾値設定

類似度に関しても、関連度と同様に検証を行った。類似度に関しては、関連が高いと思われるキーワード間の値は、30%以上であった。また、関連が薄いと思われるキーワード間の値は最大でも 23%であったため、20%から前後 10%単位で幅を想定し、30%以上を類似度高、10%以上 30%未満の類似度を類似度中、10%未満を類似度なしと判断することとした。

4.3.3 診断アルゴリズム

これまでの検証をふまえ、関連度および類似度という診断指標を用いた診断アルゴリズムについて考える。類似度は検証の結果、最小値は 30.7%、最大値は 24.9%で差が 5%程度しかない。それに対して関連度が高いと思われるキーワード間で経路数が最小のものは 2 ステップ 71 経路であるのに対し、関連が薄いキーワード間で最大のものは 2 ステップ 38 経路と差が大きく、関係の有無が明確にみられた。また、初期の学習課題を学ぶことが Web 調べ学習の目的であるため、局所的関係よりも初期課題との関係を優先すべきである。以上のことから本研究では、図 6 の関連度を優先したアルゴリズムで診断を行う。

5. 評価実験

本研究では、4 章で示したアルゴリズムの有効性検証のため、評価実験を行なった。本章ではその実験について述べる。

5.1 実験目的

本実験の目的は、提案アルゴリズムが学習者の実際に作成した学習シナリオに対してどの程度妥当な診断が行えるか検証することを目的として実験を行なった。

5.2 実験計画

5.2.1 実験条件

本実験では、学習者が作成した学習シナリオに対して、提案アルゴリズムでの課題展開の妥当性診断と人手による課題展開の妥当性診断を比較し、提案アルゴリズムの評価を行う。

人手による診断は、対象となるリソースごとに表 1 および表 2 のリソースを参考に、学習シナリオの課題展開に対して筆者ら 3 人が個々に○、△、? の 3 段階

表 1 人手による診断で用いた参考文献（裁判）

タイトル	URL
【もっと身近に！裁判所】 - 基礎知識や仕組みを確認！	http://www.courtjp.com/
裁判所ナビ pdf 裁判所	http://www.courts.go.jp/vcms_lf/H29navi.pdf
裁判って何？ 裁判とは 顧問弁護士 債務整理 裁判 プライム法律事務所	http://www.bright-lawoffice.com/saiban01.html
チャイルドページ：検察庁	http://www.kensatsu.go.jp/child/category_000006.html
裁判所 民事事件	http://www.courts.go.jp/saiban/syurui_minzi/index.html
国際司法裁判所pdf 国際連合	http://www.unic.or.jp/files/icj.pdf
裁判官弾劾裁判所公式サイト / トップページ	http://www.dangai.go.jp/
裁判の歴史 神奈川県弁護士会・港都総合法律事務所	http://www.court-law-office.gr.jp/?page_id=392

表 2 人手による診断で用いた参考文献（税）

タイトル	URL
私たちの生活と税 東京都主税局	http://www.tax.metro.tokyo.jp/school/school_chu2017.pdf
税の学習コーナー 国税庁	http://www.nta.go.jp/taxes/kids/index.htm
税金について学ぶ	http://www.agrlichter.com/post_35.html
税大講本 国税庁	https://www.nta.go.jp/about/organization/ntc/kohon/index.htm
関税のしくみ - 税関 Japan Customs	http://www.customs.go.jp/shiryo/kanzei_shikumi.htm
3-1.応用編 税金はいつからあるの? わくわく市税教室	http://www.city.osaka.lg.jp/contents/wdu070/wakuwaku/what/what03_1.html

で診断を行なった。個々の診断結果を照合し、結果が一致したものはその結果を、異なったものは評価数の多い結果を、全員の評価が異なったものは、△とした。

アルゴリズムによる診断は図 6 のアルゴリズムを用いた。

5.2.2 被験者・学習課題・リソース

被験者は 9 名の理工系大学生・大学院生とした。また、被験者の事前知識の差があまりでないように、理工系大学生・大学院生になじみの薄いと思われる「裁判」「税」を学習課題に設定し、カウンターバランスをとって実験を行った。Web 調べ学習時に用いるリソース群は、事前に筆者らである程度信頼性の高そうなりソース群として、主に「.go.jp」を URL に含むものや Wikipedia に含まれるものを対象とした。対象の一覧

を表 3 に示す, それらリソース群を登録した google カスタムサーチと iLSB を用いて被験者に学習してもらった. なお, 実験にあたり, iLSB の基本的な使い方に関しては, 事前にレクチャーし, 使い方の練習を行っている.

表 3 Web 調べ学習時に用いるリソース群

裁判		税	
リソース名	URL	リソース名	URL
国のリソース	https://www.*.go.jp/	国のリソース	https://www.*.go.jp/
Wikipedia	https://ja.wikipedia.org/	Wikipedia	https://ja.wikipedia.org/
コトバンク	https://kotobank.jp/	コトバンク	https://kotobank.jp/
国際連合	http://www.unic.or.jp/	地方公共団体のリソース	https://www.*.lg.jp/
日本弁護士連合会	https://www.nichibenren.or.jp/	JT	https://www.jti.co.jp/
弁護士法人ラダーン	http://www.wakamatsulaw.com/	東京都主税局	http://www.tax.metro.tokyo.jp/
琥珀法律事務所	http://www.kohaku-law.com/	近畿税理士会吹田支部	http://www.kinzeisuita.com/
		eLTAX (地方税ポータルシステム)	http://www.eltax.jp/
		あすなろ学習室 (静岡総合教育センター)	http://gakusyu.shizuoka-c.ed.jp/

5.3 実験手順

以下のような設定のもとで, 各被験者に対して実験を行った. Step1 と Step2 との間は二日間空いており, その間に人手による課題展開の妥当性診断を行い, その結果を提案アルゴリズムでの課題展開の妥当性診断と比較している.

Step1 : iLSB を用いた Web 調べ学習

被験者に, google カスタムサーチと ILSB を用いて「裁判」「税」について Web 調べ学習を行ってもらった. 時間はそれぞれ 60 分を設定し, 60 分が経過したときもしくは学習者が十分に学んだと判断したときを学習終了とした.

Step2 : 課題展開の妥当性のインタビュー

被験者に, 自身の学習シナリオに関するインタビューを「裁判」「税」それぞれ 20 分ずつ行った. 内容は, 被験者の行った課題展開のうち, 人手・システムどちらも妥当ではないと診断した課題展開に関して行い, なぜそのような課題展開をしたのかという具体的な理由を聞いた. 説明できるかどうかで人手・システムどちらも妥当ではないと診断した内容の妥当性を検証する.

5.4 実験結果

表 4 に, 人手による妥当性診断の結果とシステムの診断結果をまとめたものを示す. 表 2 をみると, 全体の一致率は 59.4%であった. また, 再現率と適合率, F 値は表 5 に示す.

表 5 再現率と適合率, F 値

全体	再現率	適合率	F 値
妥当性高	68.4%	77.0%	0.72
妥当性中	18.0%	21.2%	0.19
妥当性なし	74.7%	55.4%	0.64

表 5 より F 値は, 妥当性高の時には 0.72, 妥当性なしの時には 0.64 と比較的高い値であった. 一方, 妥当性中に関しては 0.19 と, 妥当性高や妥当性中の時と比較して極端に低かった.

5.5 考察

実験結果から, 診断アルゴリズムは明らかに正しい, もしくは正しくないものに関しては正確に判定できるが, 曖昧なものに関しては正確な判定が難しいということがわかる. 実際に, Step2 でのインタビューをみると, 妥当ではないと判断された課題展開を行った理由として,

- ・知らなかったから.

表 4 人手による妥当性診断の結果とシステムの診断結果

全体の内訳		システムでの診断結果			
		妥当性高	妥当性中	妥当性なし	計
人手での診断結果	妥当性高	104	30	18	152
	妥当性中	23	11	27	61
	妥当性なし	8	11	56	75
	計	135	52	101	288

- ・興味があったから。
- ・ほかの面も学びたかったから

など、初期課題や親課題との関係を意識していないコメントばかりであった。このことから被験者の行った課題展開が初期課題や親課題との関係を考慮していないものであったため、システムとしても妥当ではないと判断したことが伺える。しかしながら妥当性中と判断しているものに関しては課題間の関係が正しいとも間違っているとも言えないものを表すため、最終的に展開する課題を修正するか否かは学習者に委ねている。そのため、この値が低くても、自分の課題展開に対するリフレクションへの影響は少ないと考えられる。

ここで、システムと人手に関してどちらかで妥当性中と判断されたものは「妥当性あり」とみなし、妥当性高とまとめることで、「妥当性なし」と「妥当性あり」の二段階に再集計した内訳を表 6 に示す。

表 6 再集計後の人手による妥当性診断の結果とシステムの診断結果

		システムでの診断結果		
		妥当性あり	妥当性なし	計
人手での診断結果	妥当性あり	168	45	213
	妥当性なし	19	56	75
	計	187	101	288

再集計の結果、全体の一致率は 77.8% になった。また、再現率、適合率、F 値に関しても表 7 に示す。

表 7 再集計後の再現率と適合率、F 値

全体	再現率	適合率	F 値
妥当性あり	78.9%	89.8%	0.84
妥当性なし	74.7%	55.4%	0.64

表 7 の結果をみると、妥当性ありと診断されたものについては、F 値が 0.84 であった。この結果から、提案アルゴリズムは学習者に対して、その妥当性のある課題展開を適切に示唆することができるということがわかる。

また、妥当性なしと診断されたものについて、再現率は 74.7%、適合率が 55.4% であった。再現率が 70% を超える値を示しているのに対して適合率が比較的低い値を示しているのは、DBpedia Japanese のリソー

ス不足によるものであると考えられる。これは他の LOD を用いることにより改善できるのではないかと考えられる。

6. 結論

本研究では、Web 調べ学習において、主体性の維持と学習者の学習シナリオの評価の両立が難しいという問題を解決するために、LOD を用いて学習者の課題展開の妥当性診断手法を提案した。そして学習者が作成した学習シナリオに対して妥当な診断が行えるか評価実験を行なった。

実験の結果、妥当性が高いもしくはないとされた課題展開の診断には有用性がみられたが、妥当性が中程度のものに関してはシステムで提供するにあたり、どのように提供すべきか議論の余地がみられる。しかしながら、妥当性の有無という観点でみると、学習者に対して有用な診断の提供が示唆されたことから、今後の課題として、診断精度向上の為のアルゴリズムや使用する LOD の再検討、およびシステム上でのより良い課題展開提示手法の検討があげられる。

謝辞

本研究の一部は、JSPS 科研費基盤研究 (B) (No.17H01992) の助成による。

参考文献

- (1) 第 5 章 初等中等教育における学習指導での ICT 活用：文部科学省
http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/shotou/056/shiryo/attach/1244851.htm
- (2) 幼稚園、小学校、中学校および特別支援学校の学習指導要領等の改善及び必要な方策等について(答申)(中教審第 197 号)：文部科学省(平成 28 年 12 月 21 日)
http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo_0/toushin/_icsFiles/afieldfile/2017/01/10/1380902_0.pdf
- (3) 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)
- (4) トム・ヒース, クリスチャン・バイツァー: Linked Data Web をグローバルなデータ空間にする仕組み (2013)