

# Web 調べ学習における主体的学習プロセスの診断手法

佐藤 禎紀\*1, 柏原 昭博\*1, 長谷川 忍\*2, 太田 光一\*3, 鷹岡 亮\*4

\*1 電気通信大学 \*2 北陸先端科学技術大学院大学

\*3 日本生涯学習総合研究所 \*4 山口大学

## Diagnosing Self-Directed Learning Process on the Web

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

\*1 The University of Electro-Communications

\*2 Japan Advanced Institute of Science and Technology

\*3 Japan Institute of Lifelong Learning \*4 Yamaguchi University

Web 調べ学習では、学習者は主体的に Web リソースを選択しながら学習を進めることができる。しかしながら、学習課題に対して学習した項目や順序(学習シナリオ)を評価するには、解との比較が必要となるが、解を定義することは困難である。また、解を定義できたとしても、解との比較による評価では学習の主体性を損ねることになる。このような問題に対して、本研究では LOD を用いて課題を表すキーワード間の距離測定や課題キーワードに対する関連キーワードの一致度比較を行うことによって、主体性を損なわずに学習シナリオの診断を行う手法を提案する。

キーワード: Web, 調べ学習, LOD, 主体的学習

### 1. はじめに

近年、教育現場における学習指導での ICT 活用<sup>(1)</sup>や主体的学習<sup>(2)</sup>が重要視されている。特に膨大なリソースを持つ Web 空間における調べ学習(Web 調べ学習)は、学習者がリソース(学習リソース)を自由に選択できるため、学習する課題(学習課題)に対して、主体的かつ網羅的に学習することができる。

しかし Web 空間での学習は、学習項目や順序(学習シナリオ)が予め示されているテキスト教材とは異なり、学習課題に対して学んだ知識を構築しながら、次に学ぶべき課題を部分課題として展開(課題展開)しながら、学習シナリオを学習者自身が作成する必要がある。そのため、学習者への認知的負荷が大きく、学習者の学習プロセスが不鮮明になりやすい<sup>(3)</sup>。

このような問題に対して筆者らの先行研究<sup>(4)</sup>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 interactive Learning Scenario Builder(iLSB)を開発した。このシステムで学習者の知識構築と課題展開を明示することで、Web 調べ学習の足場を築き、課題展開

の活性化を行ってきた。

一方、学習シナリオの妥当性評価に関しては研究課題として残されていた。学習シナリオの妥当性を評価するには、解となる学習シナリオ(解シナリオ)を用意し、学習者の学習シナリオと比較する必要がある。しかしながら、学習者の学習シナリオに対して解を用意することは難しい上に、解シナリオとの比較による診断は、学習者に対して解シナリオに沿った学習シナリオの生成を促し、学習者の主体的学習を阻害してしまう。

このような問題に対して、本稿では学習者の課題展開に対して、Web 上の関連データを紐付けして公開する仕組みである LOD(Linked Open Data)を用いることで、課題を表すキーワード(課題キーワード)間の LOD における距離の測定による関連度の算出や、課題キーワードに対する関連語句の一致度比較による類似度の算出から、判定条件に基づく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損なわずに学習シナリオの診断を行う。

## 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<sup>4)</sup>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。

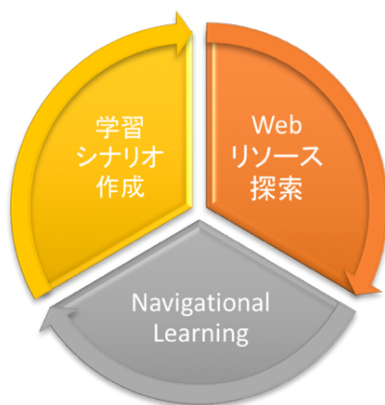


図 1 Web 調べ学習モデル

#### 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。学習課題が「地球温暖化について調べる」であった場合、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「温室効果ガス」について学習を進めたい場合、「温室効果ガス」を部分課題として展開し、「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。最終的には学習シナリオが木構造として作成される。

### 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 に基づく学習シナリオ診断

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者の学習シナリオを診断する。そのために、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いて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 と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 (Linked Open Data)

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<sup>6)</sup>。主な LOD として DBpedia や Freebase が挙げられる。その中でも Wikipedia の情報を自動抽出した LOD である DBpedia は、LOD の中でも中心となる存在<sup>6)</sup>であるため、本研究では DBpedia を用いる。DBpedia は図 2 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 2 RDF のデータ形式

RDF 形式のデータ(RDF データ)は RDF ストアと呼ばれるデータベースで公開されている。この 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 データの抽出が可能である。この技術を用いることで、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ことができる。

例えば、図 3 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 に送信すると、DBpedia 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、「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 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が可能である。

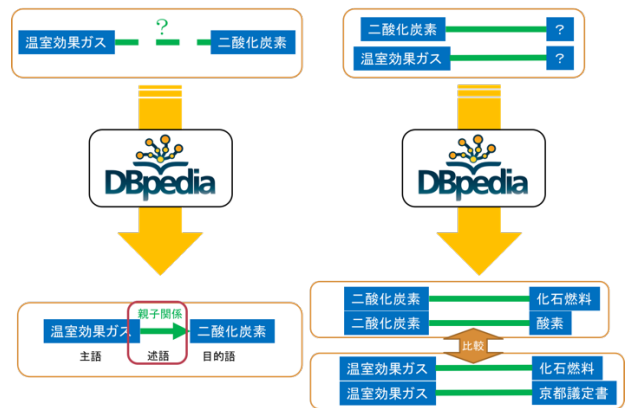


図 3 SPARQL を用いた RDF データ取得イメージ

#### 3.2 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 4 の通りである。

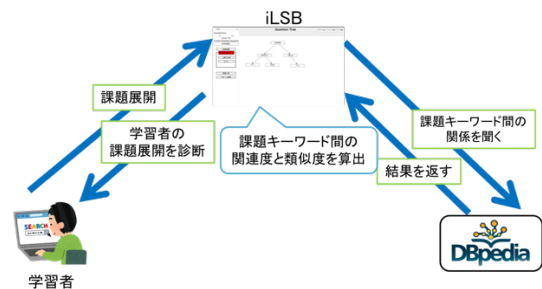


図 4 学習シナリオ診断の流れ

学習者は iLSB を使用し、Web 調べ学習モデルに沿って学習を進める。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 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。診断結果は関連が強い課題キーワード間の関係には○、関連が弱い課題キーワード間の関係には△、課題キーワード間の関係が DBpedia からは不明な場合は?の 3 段階で評価する。

また、診断は課題展開元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5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で、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

本章では、前章で述べた学習シナリオ診断手法で用いられる関連度と類似度の具体的な算出方法について述べる。

##### 4.1 課題キーワード間の関連度

###### 4.1.1 関連度算出方法の枠組み

課題キーワード間の関連度は、DBpedia 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 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)を検索するクエリを送信する。得られた結果をもとに、予め設定した閾値から関連が強いものには○、関連が弱いものには△、DBpedia から関連が不明、またはないと判定されるものには?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。

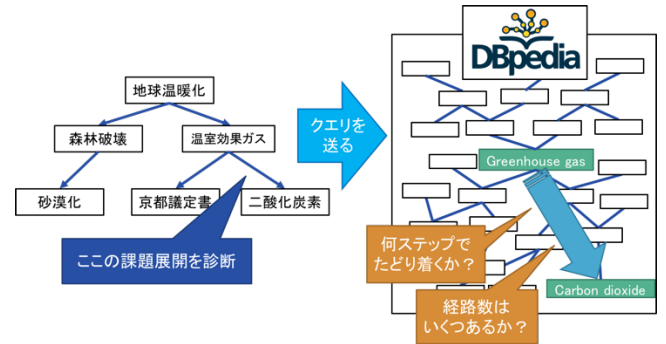


図5 課題キーワード間の関連度算出方法

###### 4.1.2 クエリの送信手順

「温室効果ガス」と「二酸化炭素」のステップ数、経路数を取得するクエリを SPARQL クエリ 1, SPARQL クエリ 2, に示す。

まず、学習者の課題展開に対して 1 ステップでリンクしているか検索する SPARQL クエリ 1 を DBpedia に送信する。結果が返ってこなかった時、2 ステップでリンクしているか検索する SPARQL クエリ 2 を送信する。これを 3 ステップまで行い、3 ステップでもリンクしていない場合、判定不能とする。

###### SPARQL クエリ 1

```

1 SELECT DISTINCT ?p1
2 WHERE{
3   VALUES ?root_name {"Greenhouse gas"@en}
4   VALUES ?end_name {"Carbon dioxide"@en}
5   ?root rdfs:label ?root_name.
6   ?end rdfs:label ?end_name .
7   {?root ?p1 ?end.}
8   UNION
9   {?end ?p1 ?root.}
10 }

```

###### SPARQL クエリ 2

```

1 SELECT DISTINCT ?p2 ?p3 ?o1
2 WHERE{
3   VALUES ?root_name {"Greenhouse gas"@en}
4   VALUES ?end_name {"Carbon dioxide"@en}
5   ?root rdfs:label ?root_name.
6   ?end rdfs:label ?end_name .
7   {?root ?p2 ?o1;
8     ?p3 ?end.}
9   UNION
10  {?root ?p2 ?o1.
11   ?end ?p3 ?o1.}
12  UNION
13  {?end ?p2 ?o1;
14   ?p3 ?root.}
15  UNION
16  {?o1 ?p2 ?end.
17   ?o1 ?p3 ?root.}
18 FILTER(contains(str(?o1),'http://dbpedia.org/resource/'))
19 }

```



## 4.2 課題キーワード間の類似度

### 4.2.1 類似度算出方法の枠組み

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 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6のように、「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を算出する時を例に考える。

まず、「Fossil fuel」や「Kyoto Protocol」など DBpedia 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「Kyoto Protocol」が関連語句として抽出された場合、「kyoto」、「protocol」のように分割し、単語集合を作成する。「the」、「in」、「and」のような冠詞、前置詞、接続詞は単語集合には含めない。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、予め設定した閾値から類似しているものには○、類似度が薄いものは△、DBpedia 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?の3段階で算出する。

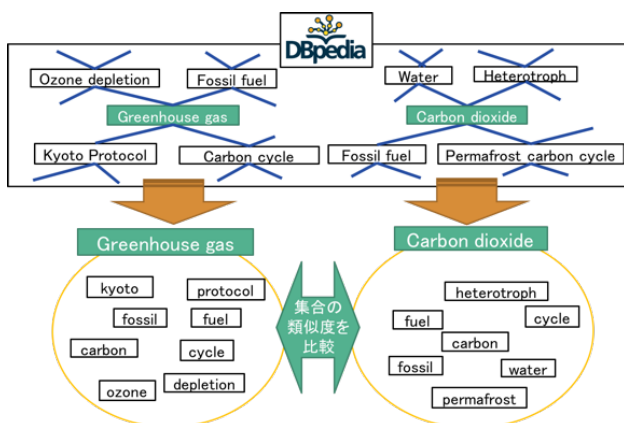


図6 課題キーワード間の関連度算出方法

### 4.2.2 クエリの送信手順

「温室効果ガス」の1ステップ先の語句を取得するクエリを SPARQL クエリ 4 に示す。一度のクエリで DBpedia から取得できるデータ数は最大1万語であるため、1万語以上のデータを取得する必要がある場合には、クエリの最後に「OFFSET 10000」のように、クエリの条件に一致する全データの先頭位置を変更し

て再度クエリを送信する。

クエリを送信して返ってきた結果を関連語句として単語に分割し、単語集合を作成する。これを比較する課題キーワードである「二酸化炭素」についても同様に、単語集合の作成を行い、Simpson 係数によって比較し、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。

#### SPARQL クエリ 4

```

1 SELECT DISTINCT ?root_name ?child_name
2 WHERE{
3   VALUES ?root_name {"Greenhouse gas"@en}
4   ?root rdfs:label ?root_name .
5   ?child rdfs:label ?child_name .
6   {?root ?p2 ?child.
7   UNION
8   {?child ?p3 ?root.}
9   FILTER(LANG(?child_name) = 'en')
10  FILTER(?root_name != ?child_name)
11  FILTER(contains(str(?child),'http://dbpedia.org/resource/'))
12 }

```

### 4.2.3 Simpson 係数

Simpson 係数は集合 X と Y に対して(1)式で求められ、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 係数がある。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。そのため片方の集合の要素数が比較的大きい場合、類似していても小さい値が出てしまうということが生じるが、Simpson 係数は2つの集合の最小値を取っているため、そのようなことが生じない。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。

## 4.3 閾値設定

課題キーワード間の関連度と類似度算出における閾値設定のため、ケーススタディを行った。

### 4.3.1 設定方法

妥当であると考えられる「地球温暖化」を学習課題とした図7の学習シナリオと、学習課題とは関係の薄いと考えられる「東京」、「織田信長」、「重力」、「クワガタ」、「微分」、「脂肪」に対して、前章で述べた診断

アルゴリズムを適用し、課題展開における、学習課題との関係と局所的關係について関連度と類似度を算出した。

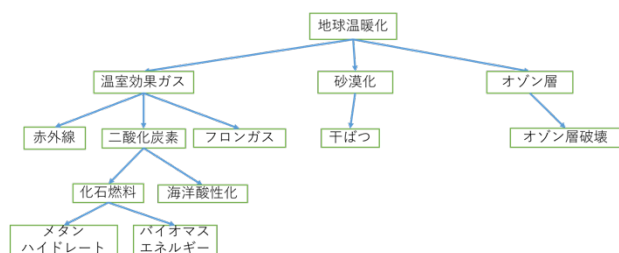


図 7 閾値設定のための学習シナリオ

### 4.3.2 結果

前節で述べた閾値の設定方法に基づき、関連度と類似度を算出した。まず、図 7 の学習シナリオにおいて、課題展開での局所的關係の診断結果を表 1 に示す。

表 1 局所的關係における診断結果

課題展開元 キーワード	課題展開先 キーワード	類似度	関連度	
			ステップ数	経路数
地球 温暖化	温室効果ガス	55.1%	1	1
	砂漠化	37.5%	2	71
	オゾン層	50.2%	1	1
温室効果 ガス	赤外線	17.7%	1	1
	二酸化炭素	53.4%	1	1
	フロンガス	45.8%	1	1
オゾン層	オゾン層破壊	32.0%	1	1
砂漠化	干ばつ	35.6%	1	1
二酸化炭素	化石燃料	54.8%	1	1
	海洋酸性化	54.1%	1	1
化石燃料	メタンハイドレート	37.9%	2	15
	バイオマスエネルギー	37.1%	2	133

次に図 7 の学習シナリオにおいて、課題展開における学習課題との関係の診断結果を表 2 に示す。

最後に、学習課題である「地球温暖化」とは関係なさそうなキーワードである「東京」、「織田信長」、「重力」、「クワガタ」、「微分」、「脂肪」との関係における診断結果を表 3 に示す。

表 2 学習課題との関係における診断結果

課題展開先 キーワード	類似度	関連度	
		ステップ数	経路数
赤外線	18.8%	1	1
二酸化炭素	30.7%	1	1
フロンガス	46.8%	1	1
オゾン層破壊	51.8%	1	1
干ばつ	30.5%	1	1
化石燃料	51.1%	1	1
海洋酸性化	53.9%	1	1
メタンハイドレート	50.7%	1	1
バイオマスエネルギー	37.7%	2	98

表 3 関係の薄いキーワードとの診断結果

課題展開先 キーワード	類似度	関連度	
		ステップ数	経路数
東京	41.5%	2	38
織田信長	12.0%	判定不可	判定不可
重力	22.8%	2	21
クワガタ	24.9%	判定不可	判定不可
微分	13.4%	2	2
脂肪	17.2%	2	4

### 4.3.3 考察

まず、関連度について考察する。関係ある課題展開の診断結果である表 1、表 2 において、ほとんどステップ数が 1 であることから 1 ステップのものは全て○と判断して良いと考えられる。また、2 ステップでも経路数は 70 を超えているが、学習課題と関係ないキーワードとの診断結果である表 3 より経路数が 38 以下は関係ないと判断されている。このことから 2 ステップで経路数 70 以上を△、2 ステップで経路数 70 未満もしくは 3 ステップ以上のものを？と判断することが妥当である。

次に、類似度について考察する。表 1、表 2 より、「赤外線」を除き類似度が 30%以上である。また、表 3 では「東京」以外は最大でも 24.9%である。このことから 30%以上を○、20%以上 30%未満の類似度を△、20%未満を？と判断することが妥当である。

最後に 2 つの診断指標を用いた診断アルゴリズムに

ついて考える。表 1, 表 2 の最小値は 30.7%, 表 3 の最大値は 24.9% で差が 5% 程度しかない。それに対して関連度は経路数が最小のものは 2 ステップ 71 経路, 表 3 における最大のものは 2 ステップ 38 経路と差が大きく, 関係の有無が明確である。この点から関連度を優先すべきと考えられる。また, 学習課題を学ぶことが Web 調べ学習の目的であるため, 局所的関係よりも学習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 8 のアルゴリズムで診断を行う。

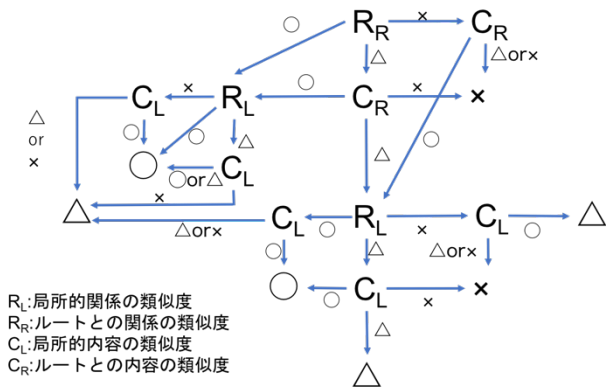


図 8 課題展開の診断アルゴリズム

## 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。本章ではその評価実験について述べる。

### 5.1 実験の目的

本実験では, 提案アルゴリズムが学習者の学習シナリオに対してどの程度妥当な診断が行えるかということを目的として実験を行なった。

### 5.2 実験の内容

本実験では, 「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, 学習者が作成した学習シナリオをそれぞれ 10 個用意し, 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, 表 5 のリソースを元に, 学習シナリオの課題展開に対して筆者ら 3 人が個々に 3 段階で診断を行なった。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,  $\Delta$  とした。

表 5 人手による診断で用いた参考文献

タイトル	URL
アレルギーってなあに?, アレルギーとアナフィラキシー, アナフィラキシーってなあに.jp	<a href="https://allergy72.jp/anaphylaxis/allergy.html">https://allergy72.jp/anaphylaxis/allergy.html</a>
アレルギー辞典, かめさきこども・アレルギークリニック, 豊中市の小児科・アレルギー科	<a href="http://www.kamesa-kikodomo.jp/jiten.html">http://www.kamesa-kikodomo.jp/jiten.html</a>
基礎知識, インフルエンザ情報サービス	<a href="http://influenza.info.jp/basic/index.html">http://influenza.info.jp/basic/index.html</a>
インフルエンザの基礎知識,厚生労働省	<a href="http://www.mhlw.go.jp/bunya/iyakuhi_n/file/dl/File01.pdf">http://www.mhlw.go.jp/bunya/iyakuhi_n/file/dl/File01.pdf</a>
NIED,自然災害を学ぶ	<a href="http://www.bosai.go.jp/activity_general">http://www.bosai.go.jp/activity_general</a>

また, アルゴリズムによる診断は図 8 のアルゴリズムを用いた。

### 5.3 実験結果

「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, 人手の診断結果と提案アルゴリズムの診断結果の一致度は表 6 のようになり, 一致しなかったものの内訳は図 9 のようになった。また, 3 つの学習課題合わせた全体の一致度は 51.9% だった。

表 4 診断結果の一致度

アレルギー		インフルエンザ		災害	
シナリオ	一致度	シナリオ	一致度	シナリオ	一致度
1	50.0%	1	47.6%	1	31.3%
2	76.9%	2	45.5%	2	64.3%
3	15.4%	3	59.3%	3	27.3%
4	44.4%	4	51.9%	4	57.1%
5	77.8%	5	28.9%	5	42.9%
6	66.7%	6	56.5%	6	33.3%
7	38.5%	7	33.3%	7	61.9%
8	89.3%	8	33.3%	8	53.3%
9	75.0%	9	64.5%	9	31.3%
10	80.0%	10	63.0%	10	64.7%
全体	64.1%	全体	47.6%	全体	47.8%

案と診断アルゴリズムのシステムの実装とその評価実験があげられる。

## 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/shiryu/attach/1244851.htm](http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chousa/shotou/056/shiryu/attach/1244851.htm)
- (2) 平成 28 年 12 月 21 日 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  
[http://www.mext.go.jp/b\\_menu/shingi/chukyo/chukyo/0/toushin/\\_icsFiles/afieldfile/2017/01/10/1380902\\_0.pdf](http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo/0/toushin/_icsFiles/afieldfile/2017/01/10/1380902_0.pdf)
- (3) 柏原昭博, 坂本雅直, 長谷川忍, 豊田順一：“ハイパー空間における主体的学習プロセスのリフレクション支援”, 人工知能学会誌, Vol./ 18, No. 5, pp.245-256 (2003)
- (4) 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)
- (5) 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)
- (6) 加藤 文彦, 川島 秀一, 岡別府 陽子, 山本 泰智, 片山 俊明：“オープンデータ時代の標準 Web API” SPARQL, Impress R&D(2015)

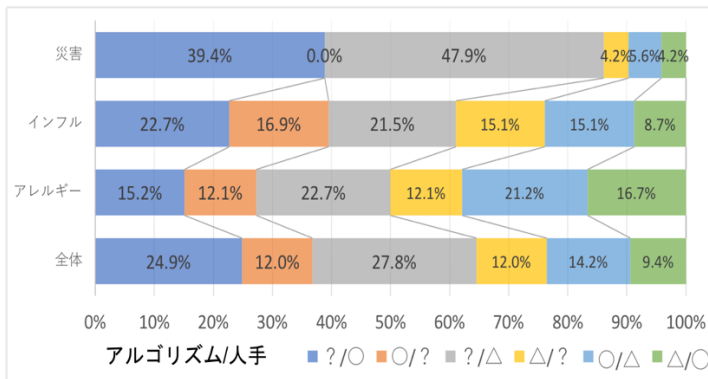


図 9 人手の診断と提案アルゴリズムでの診断の比較における不一致内訳

## 5.4 考察

3つの学習課題の全体の一致度は51.9%と50%を越えることはできた。しかし「インフルエンザ」と「災害」に関しては50%以下であるため、診断アルゴリズムの改善が必要である。図9の人手の診断と提案アルゴリズムでの診断の比較における不一致での内訳から考えると、提案アルゴリズムでは?と判定され、人手の診断とは不一致とされている?/○と?/△の割合が高い。特に災害はこの割合が8割を占め、この結果から診断アルゴリズムは人手の診断よりも厳しい評価をしていたことが分かる。この問題を解決するため、図8の診断アルゴリズムを評価が○や△になり易いように変更することや、4.3節で述べた閾値を変更すべきであるということが考えられる。また、DBpediaは英語のWikipediaをRDFデータとして抽出したものであるため、日本に関連することはリソースが少ない傾向がある。そのため、他のLODも参照できるような送信するSPARQLクエリの検討や、富士通研究所が提供するLOD4ALLのような様々なLODを利用できる基盤の利用が考えられる。

## 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から、LODを用いて学習者の課題展開における妥当性を診断することで、学習シナリオを診断する手法を提案し、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。

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、またRDFデータの述語プロパティを用いたリンクの制限による診断手法の提