

Web 調べ学習における課題関連度の提案

-興味の遷移に対応した LOD に基づく指標の算定-

山内 拓磨^{*1}, 太田 光一^{*1}, 長谷川 忍^{*1}, 柏原 昭博^{*2}

^{*1} 北陸先端科学技術大学院大学 ^{*2} 電気通信大学

A Proposal of Question Relevance

in Web-based Investigative Learning:

Criteria based on LOD Corresponding to Change of Learner's Interest

Takuma Yamauchi^{*1}, Koichi Ota^{*1}, Shinobu Hasegawa^{*1}, Akihiro Kashiara^{*2}

^{*1} Japan Advanced Institute of Science and Technology

^{*2} The University of Electro-Communications

Web 調べ学習では、学習者が主体的に Web リソースを選択しながら学習を進めていくため、設定した学習課題において学習すべき項目やその学ぶ順序(学習シナリオ)を学習者自身で決定しつつ学習を行う必要がある。しかし学習途中で Web ページのハイパーリンクや検索エンジンの検索結果などの情報から、初めに設定した課題とは関係のない事柄への興味の遷移が起こり得る。この興味の遷移を許容し別の学習課題として学習を行った場合、複数の学習シナリオが作成されることになる。そうした際に複数の学習シナリオに対して学習課題間での知識構造を関連付けることでより高い学習効果が期待できるが、学習中に関連を見つけるのは容易ではない。このような問題に対して、本研究では学習者に課題間の関連を提示するために、Linked Open Data (LOD)を用いて2つの学習課題に関するキーワードの情報から関連を表す指標として課題関連度を算出する手法を提案する。

キーワード: Web 調べ学習, 主体的学習, 興味の遷移, LOD, 課題関連度

1. はじめに

Web 調べ学習では、学習項目やその学習順序(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、学習者自身が非構造なリソースである Web リソースを選択し、学習シナリオを作成しながら学習を行っていく必要がある。先行研究では Web 調べ学習モデルが提案され、このモデルに沿った学習環境として interactive Learning Scenario Builder (iLSB)が開発されている⁽¹⁾。

また、Web 調べ学習を進めていく中で、Web ページのハイパーリンクや検索エンジンの検索結果などの情報から初めに設定した課題(初期課題)とは関係のない事柄へ興味が遷移し、それを課題として展開し学習を行うことが起こりうる。これに対して学習者の主体性

を損なわずに初期課題に沿った課題展開を促すための学習シナリオ診断手法が提案されている⁽²⁾。

一方、より学習者の主体性を重視した場合、初期課題には沿わないが新たに興味を持った課題を別の初期課題として展開することが考えられる。これを許容すると、異なる初期課題を持つ複数の学習シナリオが作成されることになる。人間はある概念についてそれを取り巻く他の概念と関連付けて認識・記憶しながら学習する⁽³⁾ため、複数の学習シナリオに対して学習課題間での知識構造を関連付けることでより高い学習効果が期待できる。しかし異なる学習課題から得た知識構造を関連付けることは学習者にとって容易なことではない。

この問題に対して、本研究では学習者に課題間の関

連を提示するために、Linked Open Data (LOD)を用いて、2つの学習課題の課題関連度を算出する手法を提案する。

2. Web 調べ学習

2.1 Web 調べ学習のモデル

先行研究では Web 調べ学習における学習活動を 3つのフェイズに分解したモデルが提案されている⁽¹⁾。

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つのフェイズからなり、学習者は部分課題が生成されなくなるまでこの 3フェイズを繰り返すことが想定されている。その結果として図 2 のような初期課題を根とする木構造で表現された学習シナリオが作成される。図 2 は地球温暖化を初期課題として学習を行った学習シナリオの一例である。

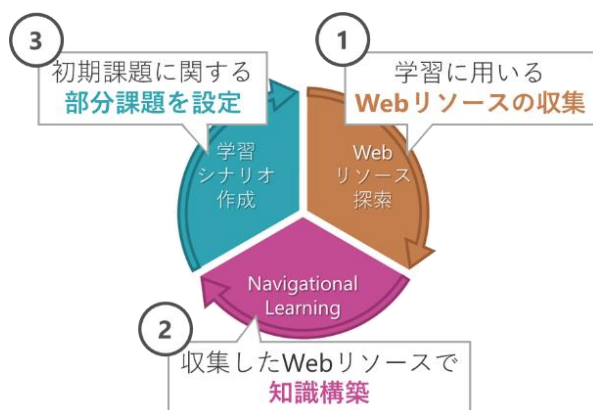


図 1 Web 調べ学習モデル

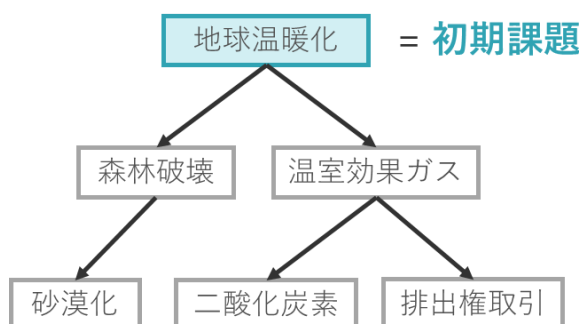


図 2 学習シナリオの一例

2.1.1 Web リソース探索フェイズ

Web リソース探索フェイズは、学習に用いるための学習リソースとなる Web リソースを探索・収集するためのフェイズである。検索エンジンを用いて課題を端的に表すキーワードに関する Web リソースを探索・収集する。

2.1.2 Navigational Learning フェイズ

Navigational Learning フェイズは、Web リソース探索フェイズで収集した学習リソースから情報を抽出し関連付けを行うことで、課題についての知識の構築を行うフェイズである。

2.1.3 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、Navigational Learning フェイズで学習した内容から、より深く学ぶ必要がある項目を抽出し部分課題として課題展開するフェイズである。

展開した部分課題についても Web 調べ学習モデルに沿って学習を行い、部分課題となる項目がなくなるまで学習を行う。

2.2 interactive Learning Scenario Builder

前節で述べた Web 調べ学習モデルに沿った学習環境として interactive Learning Scenario Builder (iLSB)が Firefox のアドオンとして開発されている⁽¹⁾。

図 3 のように、iLSB は Web リソース探索フェイズのための検索エンジン、Navigational Learning フェイズのための Keyword Repository、学習シナリオ作成フェイズのための Question Tree viewer によって構成されており、Keyword Repository には課題についての知識を構成するキーワードが関連付けられた状態で格納されている。

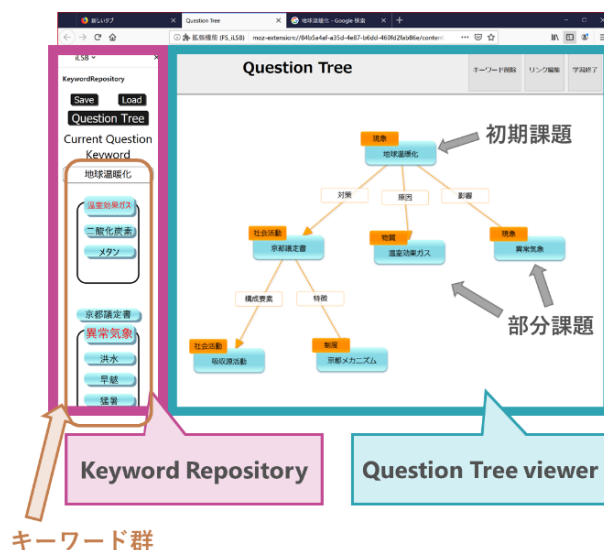


図 3 iLSB の UI

2.3 興味の遷移

Web 調べ学習モデルでは学習の中で行われる課題展開は初期課題の文脈に沿ったものであることを想定

している．しかし実際に学習を進めていく中では，Web ページのハイパーリンクや検索エンジンの検索結果などで目にした，初期課題とは関連性の少ない情報へ興味が遷移し，初期課題の文脈とは異なる課題の設定や展開が行われることがある．このような初期課題の文脈とは異なる課題が発生した際には，別の初期課題として展開させることで学習者の主体性をより重視した学習を促すことができる．

これを許容した場合，異なる初期課題を持つ複数の学習シナリオが作成されることとなる．一方で，人間はある概念についての知識を，それを取り巻く概念と関連付けたまとまりとして認識・記憶する^③．そのため異なる学習シナリオの学習課題間の関連付けを行うことでより豊かな知識構造を築くことが可能である．しかし，異なる初期課題から得られた学習課題間で関連する点を見つけるためには，同じ情報を様々な視点から見る必要があるが，これは容易なことではない．また，関連が存在したとして，それを見落としてしまった場合，見落としたということ自体に気づくことも難しい．この問題に対して，本研究では LOD を用いて課題間の関連を表す指標として課題関連度を算出する．

3. 課題関連度の算出

本章では LOD とそれを用いた課題関連度の算出手法について述べる．

3.1 Linked Open Data

Linked Open Data (LOD) とは Web 上でデータ同士を結び付けて公開する仕組みのことである．本研究では，Wikipedia 日本語版から情報を抽出した LOD である DBpedia Japanese^④ を用いる．

DBpedia Japanese は RDF と呼ばれる形式のデータ(RDF データ)から構成されるものである．RDF データは図 4 のような主語，述語，目的語の 3 つの要素からなる組(トリプル)でリソースに関する関係情報を表現する．



図 4 RDF 形式のトリプル

DBpedia Japanese は 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，データを取り出すことが可能である．これにより，指定した条件を満たすトリプルを DBpedia Japanese から抽出することで，キーワードに対する関連語句の情報を得ることができる．

例えば地球温暖化の関連語句を取り出したいとすると，地球温暖化を主語，Wikipedia 内の他のページに対するリンクである wikiPageWikiLink を述語とするトリプルを取得することで，地球温暖化に関連する内容のページが抽出でき，それらのページ名から関連語句の情報を得ることが可能である．

また，DBpedia Japanese ではそのページ内で関連付けしている Wikipedia の他のページの数(出次数)と Wikipedia の他のページから関連付けられている数(入次数)の情報を得ることができる．図 5 の場合，A の入次数は 3，出次数は 2 である．

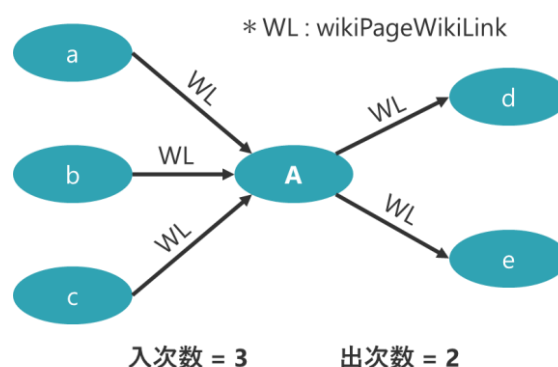


図 5 入次数と出次数

表 1 は DBpedia Japanese 上での地球温暖化の関連語句の一部と，その入次数・出次数を示したものである．DBpedia Japanese 上には圧倒的多数のリソースにつながる少数のリソースと，それほど多くのリソースとつながらない大多数のリソースが存在する．日本のような国名や地域名，2008 年のような西暦など語句は前者にあたり，これらの語句は一般性が高い傾向にある．こういった語句は多くのリソースと繋がる故に，実際には関連の薄い 2 つのリソースの間に入って，それらを DBpedia Japanese 上で結びつけてしまうことがある．そのため入次数と出次数それぞれについて閾値を設定し，それ以上のものは関連語句として扱わないようにすることで対処する．

表 1 地球温暖化の関連語句の入次数・出次数

語句	入次数	出次数
日本	135478	2324
2008 年	75227	893
京都議定書	220	247
化石燃料	195	197

3.2 アルゴリズム

前節で述べた LOD を用いて, iLSB の Keyword Repository に蓄えたキーワードの情報からその課題に対する関連語句集合を取り出し, 他の課題のものと比較することで課題関連度を算出する.

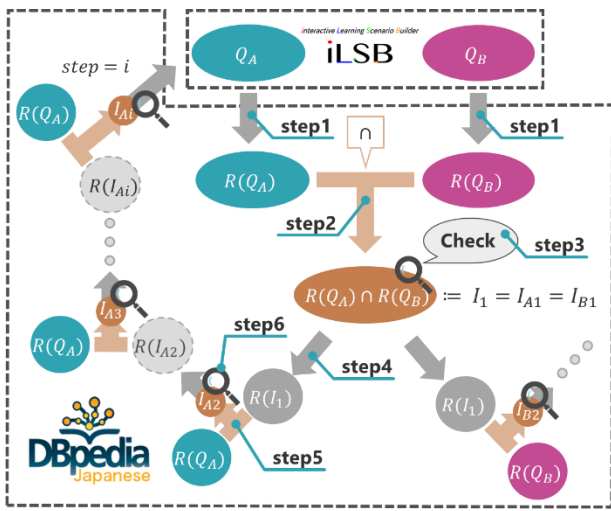


図 6 課題関連度算出の処理フロー

図 6 は課題関連度の算出に用いる処理のフローである。 Q_A は iLSB 上の課題ノードで, 課題を表すキーワード (課題 キーワード) q_A とその Keyword Repository に蓄えられたキーワード群 $key_{A1}, key_{A2}, \dots, key_{An}$ からなるキーワード集合である (Q_B も同様). DBpedia Japanese におけるキーワード x の関連語句集合を $R(x)$ と定義し, キーワード集合 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ の関連語句集合を

$$R(X) = R(x_1) \cup R(x_2) \cup \dots \cup R(x_n)$$

で定義する.

図 6 が示す Q_A から見た Q_B の課題関連度の算出手順について説明する.

step1. 関連の有無を調べる課題 Q_A, Q_B についてそれぞれ関連語句集合 $R(Q_A), R(Q_B)$ を抽出するためのクエリを送信する.

step2. $R(Q_A)$ と $R(Q_B)$ の積集合 (I_1) をとる.

step3. I_{A1} が空集合でない場合, I_{A1} に DBpedia

Japanese 上で Q_A の課題キーワード q_A と相互につながる語句 (相互接続する要素) が含まれているかを調べる.

step4. 相互接続する要素が含まれていない場合, I_{A1} の関連語句集合 $R(I_{A1})$ を抽出するためのクエリを送信する.

step5. 得られた $R(I_{A1})$ と $R(Q_A)$ の積集合 (I_{A2}) をとる.

step6. I_{A2} が空集合でない場合, I_{A2} に対して step3. の操作を行う. 相互接続する要素が含まれていない場合, この step6. で扱った積集合について step4-step6. の操作を行う. これを相互接続する要素が現れる, もしくは関連語句集合を取得した回数 (ステップ数) が一定回数に達するまで繰り返す.

ここで調べる課題関連度は 2 つの課題の直接的な関係を示すものであり, 関連があるのならば step2. の操作を行った際に接点となるトピックを形成する語句群が I_1 に現れると仮定する. そのため I_1 が空集合となった場合はその課題間に関連はないものと判定し, 処理を終える. I_{A1} が要素を持つとしても, この一連の操作の中で相互接続する要素が現れる以前に I_{Ai} ($i \in \mathbb{N}$) が空集合となる場合は関連がないものとする.

step3. 以降の操作では I_1 から見たそれぞれの課題との関連性を調べている. これは二つの課題の間に共通するトピックがあるとしても, それに対するそれぞれの課題の重要度が低ければ関連としては弱いと考えられるためである. また 2 つの課題の間に関連があるとしても, Q_A から見た Q_B と Q_B から見た Q_A とでは関連の強さが異なることも考えられる. そのため step3. 以降の処理はどちらの課題に注目して行うかによって扱う集合が異なる.

また前節で述べた通り, 関連語句として現れるものには一般性の高いと思われる語句も含まれている. これを除去するために入次数と出次数それぞれについて閾値を決定し, フィルタリングを行う. 閾値は DBpedia Japanese 上のリソースの入次数・出次数の傾向を調査し, 経験的に決定した.

入次数については図 7 に示すように入次数が 1000 の前後で, 急激にノード数が増加する傾向が見られた. また 2008 年といったような西暦のリソースは入次数 1000 未満ではあまり現れなくなった. これらのことから入次数についての閾値は 1000 とした.

出次数とノード数の関係は図 8 に示すようになった.

出次数が 300 の前後でノード数が 100 を超えていることや、化学の要素を含むリソースの間で強力なハブとなってしまう水素などの元素をある程度取り除けることから、出次数についての閾値は 300 とした。

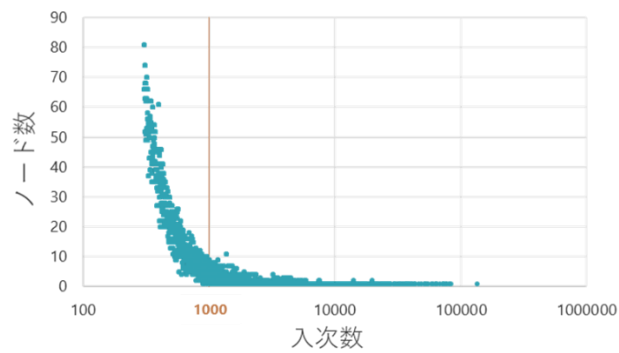


図 7 DBpedia Japanese における入次数の傾向

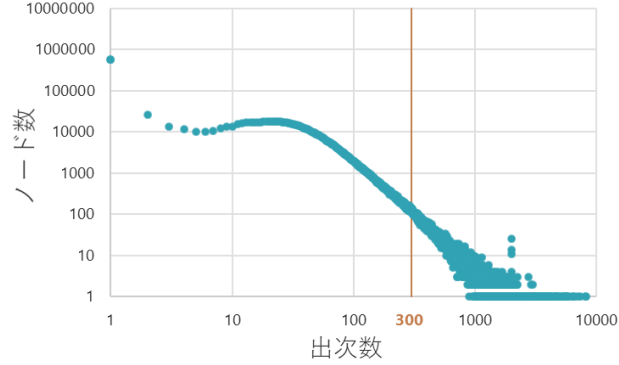


図 8 DBpedia Japanese における出次数の傾向

step3.もしくは step6.で相互接続する要素が現れた場合は、関連の強度を測るための以下で述べる 3 つのパラメータを取り出し、処理を終える。これらのパラメータを用いて課題関連度を求める。

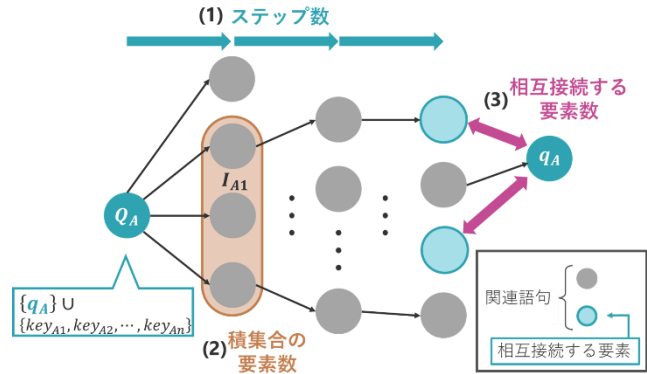


図 9 算出する 3 つのパラメータ

3.2.1 課題間距離

課題間の距離を表すパラメータとして、相互接続する要素が現れるまでにかかったステップ数を課題間距離として定義する。図 9 の場合、課題間距離は 3 である。課題間距離が小さいほど関連は強いと考えられる。

3.2.2 課題間類似度

2 つの課題の関連語句集合の類似度を表すパラメータとして $R(Q_A)$ と $R(Q_B)$ の積集合 I_1 の要素数を扱う。このパラメータを Simpson 係数によって正規化したものを課題間類似度として定義する。Simpson 係数は 2 つの集合の類似度を測る指標としてよく用いられるもので(1)式で求められる。

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

図 9 の場合、 $R(Q_A) \leq R(Q_B)$ とすると課題間類似度は 0.75 である。課題間類似度は 0 から 1 の間の値をとり、課題間類似度が大きいほど関連は強いと考えられる。

3.2.3 課題間結合度

2 つの課題がいくつかの要素を通じてつながっているのかを表すパラメータとして、現れた相互接続する要素数を課題間結合度として定義する。図 9 の場合、課題間結合度は 2 である。課題間結合度が大きいほど関連は強いと考えられる。

4. ケーススタディ

前章で述べた課題関連度について、表 2 に示す異なる初期課題を持つ 7 つの学習シナリオを用いてケーススタディを行った。この 7 つの学習シナリオからは双方向の関連がある課題の組み合わせとして、271 組が抽出された。これをそれぞれの方向に分解した 542 の関連について分析を行った。

表 2 使用した学習シナリオ

初期課題	ノード数	平均キーワード数
地球温暖化	6	8.3
電気自動車	7	6.1
オゾン層破壊	5	4.0
栄養素	15	4.7
喫煙	23	2.6
生命保険	11	11.4
原子力	13	1.6

4.1 閾値設定

課題間距離、課題間類似度、課題間結合度の 3 つのパラメータを用いて課題関連度ごとに分類するために、それぞれのパラメータについてその傾向を分析し、閾

値を設けた。

課題間距離を決定するステップ数の傾向は図 10 のようになった。ステップ数が 1, 2, 3 の占める割合が高く、4 以上のものはこれらに比べて大きく減少する傾向にあった。この結果から課題間距離を関連が強い順に A: 1, B: 2, C: 3, D: 4 以上、の 4 領域に分割した。

課題間類似度を決定する積集合 I_1 の要素数の Simpson 係数の傾向は図 11 のようになった。図 11 では積集合 I_1 の要素数の Simpson 係数が 0.01 以下のものを 0.01 で、0.01 より大きく 0.02 以下のものを 0.02 で、といったような計数を行い、その分布をみた。その結果、0.03 と 0.04 の間と、0.07 と 0.08 の間でそれぞれ大きな差が見られた。この結果から課題間類似度を関連が強い順に A: 0.07 より大きい, B: 0.03 より大きく 0.07 以下, C: 0.03 以下、の 3 領域に分割した。

課題間結合度を決定する相互接続する要素数の傾向は図 12 のようになった。相互接続する要素数は 1 が全体の約半分を占めていた。次いで多い 2 は 3, 4 の合計と同じほどの数であった。また 5 については 4 の 1/3 ほどになった。この結果から課題間結合度を関連が強い順に A: 5 以上, B: 3-4, C: 2, D: 1, の 4 領域に分割した。

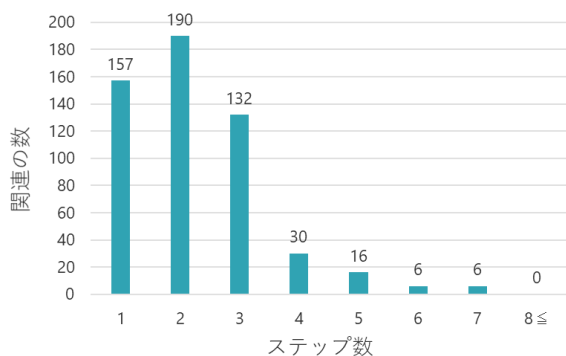


図 10 ステップ数の傾向

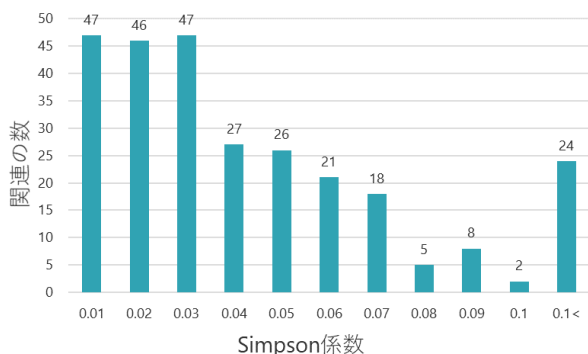


図 11 積集合 I_1 の要素数の傾向

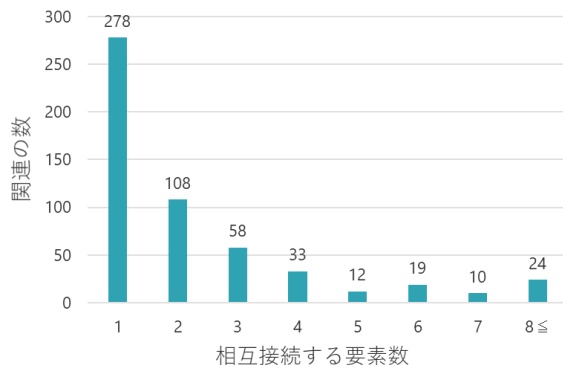


図 12 相互接続する要素数の傾向

4.2 各領域の分類

この閾値を用いて、課題間距離・課題間結合度と課題間距離・課題間類似度を組み合わせ、それぞれを 16, 12 の領域に分割した。課題間距離・課題間結合度, 課題間距離・課題間類似度はそれぞれ特に課題間距離, 課題間類似度に注目した課題関連度である。表 3, 4 にそれぞれの領域に現れた関連の事例を示す。表 3, 4 はともに左上にあるほど関連が強く、右下に行くにつれて関連が弱くなると考えられる。

課題間距離・課題間結合度について述べる際に、課題間距離が d かつ課題間結合度が c の領域を D_{dc} と呼称する。 D_{AA} , D_{AB} , D_{AC} には「呼吸器疾患→化石燃料」, 「電気自動車→化石燃料」, 「温室効果ガス→モントリオール議定書」などの妥当だと考えられる関連が多く挙げられた。 D_{AD} には「京都議定書→電気自動車」のような関連も含まれているが、全体としてはその割合は高くない結果となった。また D_{BA} , D_{BB} でも「ビタミン→喫煙」, 「地球温暖化→オゾンホール」のような関連が含まれているが、 D_{AD} と同様に全体としての割合は高くない。 D_{BC} や D_{CA} などの残りの領域ではより弱い関連のものの割合が高くなる。これらのことから課題間距離・課題間結合度を用いた課題関連度は図 13(a) のように各領域を分類した。これによって分類した課題間距離・課題間結合度の各領域の課題関連度は $[1] > [2] = [3] \gg [4]$ のような関係になっていると考えられる。

課題間距離・課題間類似度について述べる際に、課題間類似度が s かつ課題間距離が d の領域を S_{sd} と呼称する。 S_{AA} , S_{AB} には「呼吸器疾患→化石燃料」, 「京都議定書→ウィーン条約」のような関連が抽出できた。また S_{AC} , S_{AD} では「地球温暖化→一酸化炭素」, 「がん保険→

表 3 課題間距離-課題間結合度の各領域の分類

		課題間距離							
		A		B		C		D	
課題間結合度	A	地球温暖化	→ 化石燃料	ビタミン	→ 喫煙	化石燃料	→ 禁煙	地球温暖化	→ 原子力事故
		地球温暖化	→ 気候変動	不飽和脂肪酸	→ 電気自動車	ビタミン	→ がん保険	生命保険	→ 化石燃料
		呼吸器疾患	→ 化石燃料	不飽和脂肪酸	→ 喫煙	ビタミン	→ 原子力事故	火災	→ 不飽和脂肪酸
	B	電気自動車	→ 化石燃料	地球温暖化	→ オゾンホール	京都議定書	→ 脂質	地球温暖化	→ 受動喫煙
		原子力発電	→ 電気自動車	地球温暖化	→ 栄養素	京都議定書	→ 脂溶性ビタミン	脂溶性ビタミン	→ 生命保険
		喫煙	→ 火災	タンパク質	→ 温室効果ガス	生命保険	→ 地球温暖化	原子力発電	→ 喫煙
	C	地球温暖化	→ 電気自動車	回生ブレーキ	→ 京都議定書	脂質	→ 地球温暖化	温室効果ガス	→ タンパク質
		温室効果ガス	→ 電気自動車	気候変動	→ 電気自動車	脂溶性ビタミン	→ 地球温暖化	電気自動車	→ ニコチン
		地球温暖化	→ モントリオール 議定書	地球温暖化	→ アミノ酸	脂質	→ 温室効果ガス	原子力	→ ABS
	D	地球温暖化	→ 回生ブレーキ	京都議定書	→ 回生ブレーキ	回生ブレーキ	→ 地球温暖化	たばこ病	→ 地球温暖化
		京都議定書	→ 電気自動車	地球温暖化	→ 脂質	地球温暖化	→ タンパク質	たばこ病	→ 温室効果ガス
		温室効果ガス	→ オゾンホール	アミノ酸	→ 地球温暖化	地球温暖化	→ ニコチン	たばこ病	→ 京都議定書

表 4 課題間距離-課題間類似度の各領域の事例

		課題間距離							
		A		B		C		D	
課題間類似度	A	呼吸器疾患	→ 化石燃料	化石燃料	→ 呼吸器疾患	地球温暖化	→ 一酸化炭素	がん保険	→ たばこ病
		飽和脂肪酸	→ 喫煙	京都議定書	→ ウィーン条約	喫煙	→ 酸性雨		
		ウィーン条約	→ 京都議定書	化石燃料	→ ウィーン条約	一酸化炭素	→ 酸性雨		
	B	オゾンホール	→ 酸性雨	酸性雨	→ オゾンホール	たばこ病	→ 脂溶性ビタミン	がん保険	→ 喫煙
		栄養素	→ 酸性雨	脂溶性ビタミン	→ たばこ病	電気自動車	→ 一酸化炭素	電気自動車	→ ニコチン
		モントリオール議定書	→ 地球温暖化	一酸化炭素	→ 電気自動車	ニコチン	→ 栄養素	がん保険	→ ニコチン
	C	ビタミン	→ 京都議定書	温室効果ガス	→ 不飽和脂肪酸	京都議定書	→ ビタミン	がん保険	→ タンパク質
		タンパク質	→ 火災	タンパク質	→ がん保険	ABS	→ 原子力	原子力	→ ABS
		京都議定書	→ 原子力発電	火災	→ タンパク質	地球温暖化	→ 不飽和脂肪酸	たばこ病	→ 不飽和脂肪酸

たばこ病」のような「呼吸器疾患→化石燃料」などと比べると多少直接的ではないが妥当だと考えられる関連が抽出できた。 S_{BA} には「モントリオール議定書→地球温暖化」のような関連が含まれていたが、全体としてその割合は高くない結果となった。一方、 S_{BB} や S_{CA} などの残りの領域ではより弱い関連のものの割合が高くなる。これらのことから課題間距離-課題間類似度を用いた課題関連度は図 13(b)のように各領域を分類した。これによって分類した課題間距離-課題間類似度の各領域の課題関連度は[1]>[3]≥[2]>[4]のような関係になっていると考えられる。

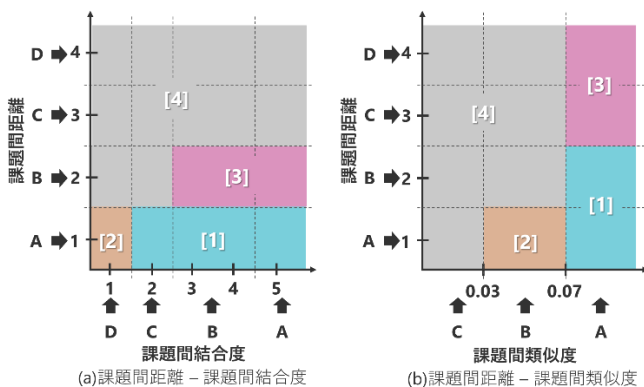


図 13 課題関連度による各領域の分類

4.3 エラー分析

前節で課題間距離-課題間結合度、課題間距離-課題間類似度についてそれぞれ4つの領域に分類を行った際に、関連性は少ないと思われるが[1], [2], [3]の領域に属している課題の組み合わせもあった。特に[2]や課題間距離-課題間結合度の[3]では、[1]に比べてこれらの割合が高かった。これらの分類が適当でない事例の一部と図 13(a)(b)におけるその分類を表 5 に示す。

表 5 適当でない分類の事例の一部

Q_A	Q_B	(a)	(b)
地球温暖化	→ 火災	[2]	[2]
ビタミン	→ 化石燃料	[1]	[2]
気候変動	→ 生命保険	[2]	[2]

分類が適当でない事例を調べたところ、「地球温暖化」、「ビタミン」、「火災」、「生命保険」などの一部の課題との組み合わせのものが多く現れていることが分かった。また表 5 で示した事例における相互接続する要素を見ると、「地球温暖化→火災」が「化石燃料」、「ビタミン→化石燃料」が「食品添加物」など、「気候変動→生命保険」が「気候」であった。これらの展開元

となった, Q_B に含まれるキーワードはそれぞれ「火」, 「環境問題」, 「人間」であった. これらのキーワードについての入次数と出次数を表 6 に, それぞれの課題キーワードについての入次数と出次数を表 7 に示す.

表 6 展開元のキーワードの入次数・出次数

キーワード	入次数	出次数
火	432	254
環境問題	702	403
人間	1878	217

表 7 課題キーワードの入次数・出次数

課題キーワード	入次数	出次数
地球温暖化	850	311
ビタミン	472	515
気候変動	281	63
火災	959	485
化石燃料	195	197
生命保険	2048	209

表 6 が示す通り「ビタミン→化石燃料」をつなげる要因となった「環境問題」の出次数は 403, 「気候変動→生命保険」をつなげる要因となった「人間」の入次数は 1878 であった. これらは DBpedia Japanese から得られたキーワードの入次数や出次数に対して設定した閾値を超えている. また「地球温暖化→火災」をつなげる要因となった「火」はどちらもその閾値未満であったが, 2 つの課題キーワードである「地球温暖化」と「火災」はどちらも出次数が閾値を超えていた.

このことから, これらのハブとなるキーワードを通じて関連性の少ない課題同士が結び付けられたと考えられる. 前章で述べた課題関連度の算出過程において, DBpedia Japanese から得られたキーワードは入次数や出次数を制限することで一般性の高いと思われるキーワードを取り除いていたが, iLSB の Keyword Repository 内にあるキーワードを用いる際にはそれらを考慮していなかった. そのため, Keyword Repository 内のキーワードにも入次数や出次数について制限を設けることが対策として挙げられる.

5. おわりに

本研究では, Web 調べ学習を行う中で作成された, 複数の学習シナリオに対して学習課題間での知識構造

の関連付けを行うことが, 学習者にとって容易ではないという問題に対して, 課題間の関連を提示するために LOD に基づく課題関連度を提案した.

今後の課題として, iLSB の Keyword Repository 内に含まれるハブとなるキーワードによる影響を抑制するための入次数や出次数による制限の検討や, この課題関連度の妥当性を調べるための評価実験, また課題関連度を用いた支援システムの実装とその評価実験が挙げられる.

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) 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)
- (2) 佐藤禎紀, 柏原昭博, 長谷川忍, 太田光一, 鷹岡亮: Web 調べ学習における主体的学習プロセスの診断手法, 教育システム情報学会第 6 回研究会, Vol.32, No.6, pp.99-106 (2018.03.17).
- (3) Siemens, G.: “Connectivism: A learning theory for the digital age”, International Journal of Instructional Technology and Distance Learning, 2(1), 3-10 (2005).
- (4) DBpedia Japanese, <http://ja.dbpedia.org/> (最終閲覧日: 2019.12.11)