

## Web 調べ学習における複数の学習シナリオ間の関連度算定手法

### Calculating Relevance between Learning Scenarios in Web-based Learning

太田 光一<sup>\*1</sup>, 山内 拓磨<sup>\*1</sup>, 長谷川 忍<sup>\*1</sup>, 柏原 昭博<sup>\*2</sup>  
Koichi OTA<sup>\*1</sup>, Takuma YAMAUCHI<sup>\*2</sup>, Shinobu HASEGAWA<sup>\*1</sup>, Akihiro KASHIHARA<sup>\*2</sup>

<sup>\*1</sup>北陸先端科学技術大学院大学

<sup>\*1</sup>Japan Advanced Institute of Science and Technology

<sup>\*2</sup>電気通信大学

<sup>\*2</sup>The University of Electro-Communications

Email: ota@jaist.ac.jp

**あらまし** : 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. これ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. それらシナリオ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シナリオ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** : LOD, Web 調べ学習, 課題関連度, 学習シナリオ

#### 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<sup>(1)</sup>.

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.

このとき, 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ことでより高い学習効果が期待できる<sup>(2)</sup>. 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, 本研究ではシナリオ間の関連性を表す指標として, **Linked Open Data(LOD)**を用いた課題関連度の算出手法を提案する.

#### 2. Web 調べ学習モデル

本研究では, Web 調べ学習プロセスを以下の3フェイズで構成されると定義し, これらのフェイズを新たに部分課題が展開されなくなるまで繰り返すことで, 学習シナリオが作成されることと捉えている.

##### 1.Web リソース探索フェイズ

学習課題を端的に表すキーワードを用いて学習に用いる Web リソース群を探索・収集する

##### 2.Navigational Learning フェイズ

Web リソースを閲覧しながら, 学んだ項目をキーワードとして抽出し, 関連杖を行い, 課題に対して学んだ知識を構築する.

##### 3.学習シナリオ作成フェイズ

さらに学習が必要な項目を学習課題の部分課題として展開し, 学習課題を構造化する.

#### 3. 課題関連度の算出

##### 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** 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され, クエリ言語 **SPARQL** を用いて検索可能である<sup>(3)</sup>.

また, **DBpedia Japanese** ではそのページ内で関連付けている **Wikipedia** の他のページへの数(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.

これらの情報をもとに課題関連度の算出を行う.

##### 3.2 算出アルゴリズム

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1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。

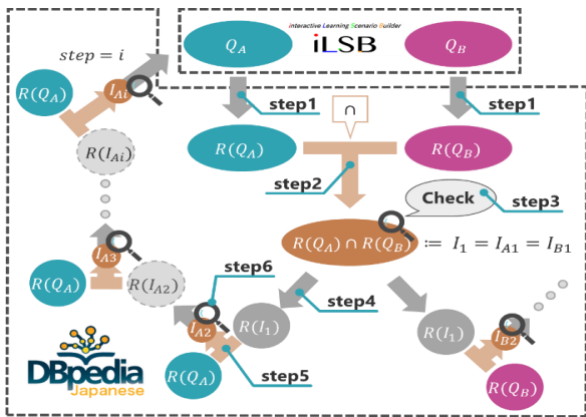


図1 Web調べ学習モデル

図1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。相互接続する要素が含まれていない場合、

step4.  $I_{A1}$  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.  $R(I_{A1})$  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。

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、経験的に入次数についての閾値は 1000、出次数についての閾値は 300 とした。

算出時、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①課題間距離、  $R(Q_A)$  と  $R(Q_B)$  の積集合  $I_1$  の要素数を②課題間類似度、現れた相互接続す

る要素数を③課題間結合度とし、それらの組み合わせで課題間の関連付けを行う。

#### 4. ケーススタディ

提案した課題関連度による関連付けと、人手による関連付けがどのような関係にあるかを評価するためにケーススタディを行った。表1, 2は課題間距離と課題間結合度、課題間距離と課題間類似度をそれぞれ組み合わせた際の課題間の関連を表したものである。表の左上に行くほど、関連が強い課題間が表現されている。

表1 課題間距離-課題間結合度

		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 地球温暖化 → 気候変動 地球温暖化 → 化石燃料 原子力発電 → 電気自動車 喫煙 → 大気 地球温暖化 → モントリオール議定書	化石燃料 → ビタミン 不飽和脂肪酸 → 電気自動車 地球温暖化 → オゾンホール タンパク質 → 温室効果ガス 電気自動車 → 酸性雨	化石燃料 → 喫煙 ビタミン → がん保険 電気自動車 → 原子力発電 生命保険 → 喫煙 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨	地球温暖化 → 原子力発電 がん保険 → がん保険 喫煙 → がん保険 原子力発電 → タンパク質 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨
	B	地球温暖化 → 化石燃料 地球温暖化 → 気候変動 地球温暖化 → 化石燃料 原子力発電 → 電気自動車 喫煙 → 大気 地球温暖化 → モントリオール議定書	化石燃料 → ビタミン 不飽和脂肪酸 → 電気自動車 地球温暖化 → オゾンホール タンパク質 → 温室効果ガス 電気自動車 → 酸性雨	化石燃料 → 喫煙 ビタミン → がん保険 電気自動車 → 原子力発電 生命保険 → 喫煙 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨	地球温暖化 → 原子力発電 がん保険 → がん保険 喫煙 → がん保険 原子力発電 → タンパク質 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨
	C	地球温暖化 → 化石燃料 地球温暖化 → 気候変動 地球温暖化 → 化石燃料 原子力発電 → 電気自動車 喫煙 → 大気 地球温暖化 → モントリオール議定書	化石燃料 → ビタミン 不飽和脂肪酸 → 電気自動車 地球温暖化 → オゾンホール タンパク質 → 温室効果ガス 電気自動車 → 酸性雨	化石燃料 → 喫煙 ビタミン → がん保険 電気自動車 → 原子力発電 生命保険 → 喫煙 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨	地球温暖化 → 原子力発電 がん保険 → がん保険 喫煙 → がん保険 原子力発電 → タンパク質 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨
	D	地球温暖化 → 化石燃料 地球温暖化 → 気候変動 地球温暖化 → 化石燃料 原子力発電 → 電気自動車 喫煙 → 大気 地球温暖化 → モントリオール議定書	化石燃料 → ビタミン 不飽和脂肪酸 → 電気自動車 地球温暖化 → オゾンホール タンパク質 → 温室効果ガス 電気自動車 → 酸性雨	化石燃料 → 喫煙 ビタミン → がん保険 電気自動車 → 原子力発電 生命保険 → 喫煙 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨	地球温暖化 → 原子力発電 がん保険 → がん保険 喫煙 → がん保険 原子力発電 → タンパク質 温室効果ガス → 温室効果ガス 酸性雨 → 酸性雨

表2 課題間距離-課題間類似度

		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 飽和脂肪酸 → 喫煙 温室効果ガス → 一酸化炭素 オゾンホール → 酸性雨 喫煙 → 大気 モントリオール議定書 → 地球温暖化	化石燃料 → 呼吸器疾患 ビタミン → ウィーン条約 電気自動車 → 酸性雨 オゾンホール → タバコ 酸性雨 → タバコ 地球温暖化 → 電気自動車	地球温暖化 → 一酸化炭素 喫煙 → 酸性雨 一酸化炭素 → 酸性雨 酸性雨 → 酸性雨 ニコチン → 喫煙	がん保険 → タバコ 喫煙 → がん保険 電気自動車 → 喫煙 ニコチン → 喫煙
	B	呼吸器疾患 → 化石燃料 飽和脂肪酸 → 喫煙 温室効果ガス → 一酸化炭素 オゾンホール → 酸性雨 喫煙 → 大気 モントリオール議定書 → 地球温暖化	化石燃料 → 呼吸器疾患 ビタミン → ウィーン条約 電気自動車 → 酸性雨 オゾンホール → タバコ 酸性雨 → タバコ 地球温暖化 → 電気自動車	地球温暖化 → 一酸化炭素 喫煙 → 酸性雨 一酸化炭素 → 酸性雨 酸性雨 → 酸性雨 ニコチン → 喫煙	がん保険 → タバコ 喫煙 → がん保険 電気自動車 → 喫煙 ニコチン → 喫煙
	C	呼吸器疾患 → 化石燃料 飽和脂肪酸 → 喫煙 温室効果ガス → 一酸化炭素 オゾンホール → 酸性雨 喫煙 → 大気 モントリオール議定書 → 地球温暖化	化石燃料 → 呼吸器疾患 ビタミン → ウィーン条約 電気自動車 → 酸性雨 オゾンホール → タバコ 酸性雨 → タバコ 地球温暖化 → 電気自動車	地球温暖化 → 一酸化炭素 喫煙 → 酸性雨 一酸化炭素 → 酸性雨 酸性雨 → 酸性雨 ニコチン → 喫煙	がん保険 → タバコ 喫煙 → がん保険 電気自動車 → 喫煙 ニコチン → 喫煙
	D	呼吸器疾患 → 化石燃料 飽和脂肪酸 → 喫煙 温室効果ガス → 一酸化炭素 オゾンホール → 酸性雨 喫煙 → 大気 モントリオール議定書 → 地球温暖化	化石燃料 → 呼吸器疾患 ビタミン → ウィーン条約 電気自動車 → 酸性雨 オゾンホール → タバコ 酸性雨 → タバコ 地球温暖化 → 電気自動車	地球温暖化 → 一酸化炭素 喫煙 → 酸性雨 一酸化炭素 → 酸性雨 酸性雨 → 酸性雨 ニコチン → 喫煙	がん保険 → タバコ 喫煙 → がん保険 電気自動車 → 喫煙 ニコチン → 喫煙

これらの表と、人手による関連付けの分類結果を比較した結果、課題間距離-課題間類似度は人手による関連付けと近い傾向、課題間距離-課題間結合度は人手による関連付けとは異なるが人が意識しづらい意外性のある関連を見つけられる可能性が示唆された。

#### 5. まとめ

本研究では、複数の学習シナリオ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。

課題関連度に基づく関連付けと人手による関連付けを比較した結果、人手による分類とは異なるが意外性のある関連を見つけられる可能性が示唆された。

今後の課題として、課題関連度の傾向を踏まえた提示手法の検討、および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 Kashiara, 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) G. Siemens, “Connectivism: A learning theory for the digital age,” International Journal of Instructional Technology and Distance Learning, 2(1), 3-10, 2005.
- (3) 使う・つなげる 国立国会図書館の Linked Open Data: <https://www.ndl.go.jp/jp/dlib/standards/lod/index.html>