

## テキストメタデータを用いたオープン教材のための学習順序推定手法の提案

A method of learning sequence estimation  
for open educational resources with text meta-data中島 克也<sup>†</sup>  
Katsuya Nakajima小林 亜樹<sup>‡</sup>  
Aki Kobayasi

## 1. はじめに

## 1.1. 研究背景

オープンエデュケーション活動が盛んになってきている。オープンエデュケーションは、教育をオープンにすることでより多くの人々に対し教育の機会を提供する活動であるとされ、その活動は多様で幅広く、例として、教育に用いるツールや、ビデオ教材などの教材を共有、学習グループの運営、学習を評価するツールの共同利用などが挙げられる。

本論文では、オープンエデュケーションの活動のひとつである、インターネット上で教材を配布する教育サービスについて取り上げる。このようなオープンな教材のことをオープン教育リソースと呼ぶ。オープン教育リソースは教育に関する資料であり、自由に誰でも閲覧することができ、学習コース、コースに用いられる資料、コンテンツのモジュールなど、様々な体系で存在しており、文書資料、画像、動画、電子教科書など、様々な形態のものをまとめて指すものである。

また、オープン教育リソースの特徴として、誰でも作成できるという点が挙げられる。いままでは教科書や教材を出版する立場の人々は、大学の教員や、学術出版社に限られていたが、専門的な知識を持つ個人が、自分の専門とする内容を教材にして公開する、または企業が自社の人材育成についての内容を教材にして配布するなど、教材作成の敷居が下がってきている。

オープン教育リソースの代表的なプロバイダであるOERcommons[1]には約5万にも上る膨大な数の教育リソースが掲載されている。[2]また、MOOC(Massive Open Online Course)と呼ばれる、大学の教育コースをオンラインで提供するオンライン教育形態も存在する。従来のOCW(Open CourseWare)においては、提供するコンテンツは、講義資料の公開、共有に留まった。それに対しMOOCでは、基本的に以下の4つの特徴を備えている。

1. 大規模性 (Massiveness)
2. 公開性 (Openness)
3. オンライン (Online)
4. コース (Courses)

4番目のコースの特徴が示すとおり、MOOCでは教材の提供のみに留まらず、教育そのものを提供している。[3][4]「教育そのものの提供」とは、OCWが双方向性を確保した指導や修了認定などのサービスの提供を対

象としなかった。それに対しMOOCではコース目標や評価方法をシラバスにおいて明示することに加え、学習者同士での交流の機会の保障、評価及び評価結果の提示が保障されている。

MOOCのコンソーシアムの一例として、Coursera[5]やJMOOC[6]といったものが挙げられ、Courseraを例に挙げると、967の学習コースを無料で受講することが可能である(2015-2-27現在)。

先に述べたとおり、インターネット上では膨大な数の教育コンテンツが存在しており、ユーザは数ある教材の中から自分の知識要求を満たす教材を選択する必要がある。しかし、ユーザが教材を検索したとき、ユーザの選択した教材がユーザ自身の既有知識を基礎として理解できるものとは限らない。ユーザが閲覧を始めてからユーザの持ち合わせていない知識が要求されるたびに、その要求を満たすに足る教材を都度新たに検索し、選択しなおす必要があり、その手間は非常に煩わしいといえる。

## 1.2. 研究目的

ユーザが教材を選択した際に前提となる知識を得ることのできる教材や、選択した教材の次に学ぶべき教材を共に推薦することが可能ならば、ユーザの学習効率の向上につながるはずである。そのためには、各教材間の順序情報が提供されることが必要である。しかし、教材の数の膨大さゆえに、人手によってすべての教材との関係を把握し、順序情報を付与することは事実上不可能である。

Webページに対しては順序判定を行なう西原らによる研究[7]があるが、体系化された教育コンテンツに順序判定を行なう例は未だない。そこで本研究では、教材間の順序情報の機械判定を行なうことを目的として手法を提案する。

## 2. 方針

## 2.1. メタデータ

教育リソースには、教材の内容を直接的、あるいは間接的に表すメタデータが付与されている。教育コンテンツに付随するメタデータは大別して、「教材の著者が付与したメタデータ」及び「教材の学習者が付与したメタデータ」の2つに分類することが可能である。

「教材の著者が付与したメタデータ」とは、教材の著者自身がWebサイトに投稿する際に、Webサイト上のフォーマットに沿った形で付与するメタデータである。したがって、掲載された時点で教材に付与されている。また、「教材の学習者が付与したメタデータ」とは、教材の学習を行ったユーザが評価を行う、または利便性を向上するためにタグ付けを行なうなど、主

<sup>†</sup>工学院大学大学院工学研究科電気・電子工学専攻

<sup>‡</sup>工学院大学工学部情報通信工学科

に学習者間で有用な情報を共有するためのメタデータである。次節にてメタデータの具体例を挙げる。

### 2.1.1. 著者付与メタデータ

教材の著者または著者に近い編集者などが付与するメタデータを「著者付与メタデータ」と呼ぶ。典型的には次のようなものが挙げられる。

#### タイトル

教材の「名前」であり、ユーザはタイトルを見てその教材が自分の欲している知識を学ぶことができるかを判断する。すなわちタイトルはその教材の学習内容を一見して判断できることが望ましい。

#### 説明文

その教材を提供するに至った背景、教材が網羅している学習範囲、前提として必要な知識等、教材の概要を示す文章である。

#### 著者情報

教材作成者には一意のユーザ名が付与されており、提供者同士を識別することができる。提供者を識別することによって、教材に対して任意の著者が作成した教材を抽出するなどといったフィルタリングを行なうことができる。

#### カテゴリ分類

教材が属する分野を示している。

### 2.1.2. ユーザ付与メタデータ

ユーザが付与したメタデータを「ユーザ付与メタデータ」と呼ぶ。典型的には次のようなものが挙げられる。

#### タグ

ユーザは教材の内容を端的に表す短いテキストを付与することができ、これをタグと定義する。ユーザはタグ情報を検索語として用いることができるほか、同じタグの付与された教材を抽出することが可能である。

#### コメント

ユーザは教材に対するコメントとしてテキストを付与することができ、教材に対しての感想や意見、評価を述べる事が可能である。

#### ユーザ情報

教材を学習したユーザの学習履歴を参照でき、他にどのような教材を学習しているかという情報を付与しているものと定義する。

これらを教材を直接、あるいは間接的に説明するメタデータであると定義する。ユーザ付与メタデータは、教材提供サイト上で直接的に付与されるものが考えられる一方、外部サイトやSNSなどを通じた付与も将来的には視野に入る。

## 2.2. 学習分野及び前提分野

教育リソースへメタデータとして付与された著者説明文およびコンテンツ、タグ集合、コメントなどのテキスト集合が得られるとき、これらのメタデータを解析し、“学習分野”及び“前提分野”を得ることで順序判定を行なう。

ここで本論文では、“学習分野”を、「その教材を学習することで得ることのできる知識分野」と定義し、“前提分野”を、「その教材を学習する上で前提として必要となる知識分野」と定義する。

教育コンテンツに付与されたメタデータから、“学習分野”及び“前提分野”がそれぞれ得られるとき、複数の教材間で“学習分野”及び“前提分野”を比較することで、その包含関係により教材の望ましい学習順序の判定を行なう。

本研究では、教材に付与されたメタデータのうち、テキストで表現されるメタデータを用いることとする。テキストデータを解析し、“学習分野テキスト”及び“前提分野テキスト”を抽出し、名詞の包含関係用いた共通名詞判定手法、及びコサイン類似度を用いたコサイン類似度判定手法の2手法を順序判定手法として提案する。

### 2.3. 検討事項

本論文における提案手法では、あらかじめメタデータが与えられており、且つ“学習分野”及び“前提分野”が明示されているデータを用いることが前提条件である。

## 3. 提案手法

### 3.1. 準備

#### 1. 教育コンテンツの準備

$M$  個の教育コンテンツを要素とする集合を  $R = \{r_i | 1 \leq i \leq M\}$  とする。 $r_i \in R$  は教育コンテンツを表す。

本論文の想定する教育コンテンツ集合は、要素とする教育コンテンツの学習分野がある程度体系化されていることを想定している。これは多くの教育コンテンツのプロバイダにおいて、教材が分野ごとにカテゴリ分けされていることによる。

#### 2. “学習分野”及び“前提分野”の抽出

$r_i$  に付随するテキストメタデータより抽出した“学習内容”を示すテキストを  $T_i$ 、“前提内容”を示すテキストを  $P_i$  とする。

$R$  のすべての要素  $r_i (1 \leq i \leq M)$  から  $T_i$  及び  $P_i$  を取得し、それぞれ1文書として考える。したがって、総文書数は  $2M$  である。

ここでは、教育コンテンツに付随しているテキスト集合から“学習分野”及び“前提分野”を抽出する。本論文ではこれらのテキストの抽出方法については言及しない。

### 3. 関数 $\text{noun}(t)$

関数  $\text{noun}(t)$  を、テキスト  $t$  を与えたとき、 $t$  に含まれる名詞を要素とする集合  $A$  へ変換するものと定義する。

本手法では“学習分野”及び“前提分野”を表すテキストに対して形態素解析を行い、名詞を抽出し、順序判定基準に用いることとする。

#### 4. 関数 $\text{tfidf}(n)$

関数  $\text{tfidf}(n)$  を、名詞  $n$  を与えたとき、 $n$  の  $\text{tf-idf}$  値を算出するものと定義する。

本手法では、前述した関数  $\text{noun}$  にて抽出した名詞集合の各要素に対して  $\text{tf-idf}$  値を算出し、教育コンテンツ間の相関の重みの要素として用いる。なお、 $\text{tf-idf}$  値の要素である  $\text{idf}$  値の計算に用いた総文書数は 2M である。

### 3.2. 共通名詞判定手法

#### 3.2.1. 手順

##### Step.1

$\forall r_i, r_j (i \neq j)$  について、 $N_{ij} = \text{noun}(T_i) \cap \text{noun}(P_j)$  とする。

教育コンテンツ集合  $R$  中の任意の 2 つの要素  $r_i$  及び  $r_j$  について、 $r_i$  に付随する“学習分野”テキストに含まれる名詞を要素とする集合  $\text{noun}(T_i)$  と、教育コンテンツ  $r_j$  に付随する“前提分野”テキストに含まれる名詞を要素とする集合  $\text{noun}(P_j)$  の共通要素を要素とする集合を  $N_{ij}$  とする。

##### Step.2

$r_i, r_j$  間の順序関係の強さを示すスコアを  $S_{ij}$  とする。

$$S_{ij} = \sum_{n \in N_{ij}} \text{tfidf}(n) \quad (1)$$

Step.1 にて抽出した名詞集合  $N_{ij}$  の各要素について、 $\text{tf-idf}$  値を算出し、その総和を  $S_{ij}$  とし、 $r_i, r_j$  間のスコアとして与える (式 1)。

#### 3.2.2. 設計

本手法のスコアを算出する設計として、大きく分けて 2 つの要素が挙げられる。

一つめの要素は、 $r_i$  の“学習分野”テキストに含まれる名詞と  $r_j$  の“前提分野”テキストに含まれる名詞において「共通名詞が多い」ほどスコアが高くなる、という要素である。共通名詞が多いほど“学習分野”テキストと“前提分野”テキストの類似度が高いことが推測でき、両テキスト間の類似度が高いことはすなわち両テキスト間に順序関係が存在することを示している。

また二つめの要素は、 $r_i$  の“学習分野”テキストに含まれる名詞と  $r_j$  の“前提分野”テキストに含まれる名詞において「共通項の  $\text{tf-idf}$  値が大きい」ほどスコアが高くなる、という要素である。

$\text{tf-idf}$  法は、文書  $d$  内の名詞  $t$  が、文書  $d$  を特徴付けている度合いを数値化するアルゴリズムであり、文書内の出現頻度の高い名詞の重みを高く評価し、多くの文書に出現する名詞の重みを低く評価する。すなわち、

「特定の教材にしか出現しないような、教材を特徴付ける専門性の高い名詞に対し高いスコアを与え、あらゆる分野の教材に出現する教材の特徴を示さない名詞のスコアを下げる」と推測できる。

つまり、専門性の高い名詞が一致した教材間の  $S$  と、代名詞などの教材の特徴を示さない名詞のみが一致した講義間の  $S$  を比較した場合、前者のほうが強い順序関係を持つと推測されることから、この要素を導入することとした。

### 3.3. コサイン類似度判定手法

#### 3.3.1. 手順

##### Step.1

$\forall r_i$  について、

$$T^{(i)} = \{\text{tfidf}(m) \mid m \in \text{noun}(T_i)\} \quad (2)$$

$$P^{(i)} = \{\text{tfidf}(n) \mid n \in \text{noun}(P_i)\} \quad (3)$$

を定義する。

教育コンテンツ集合  $R$  中の全ての要素  $r_i$  について、 $r_i$  に付随する“学習分野”テキストに含まれる名詞を素性とするベクトルを  $T^{(i)}$  (式 2)、教育コンテンツ  $r_j$  に付随する“前提分野”テキストに含まれる名詞を素性とするベクトル  $P^{(j)}$  (式 3) を求める。また、各素性ベクトルの大きさは各単語の  $\text{tf-idf}$  値とする。

##### Step.2

$r_i, r_j$  間の順序関係の強さを示すスコアを  $S_{ij}$  とする。

$$S_{ij} = \frac{T^{(i)} \cdot P^{(j)}}{|T^{(i)}| |P^{(j)}|} \quad (4)$$

$\forall r_i, r_j (i \neq j)$  について、 $r_i$  に付随する学習分野テキストと  $r_j$  に付随する前提分野テキストに対して、各単語  $w$  について  $\text{tf-idf}$  値を重みとしたコサイン類似度を求め、 $r_i$  及び  $r_j$  間のスコアとする (式 4)。

#### 3.3.2. 設計

本手法は基本的なテキスト間類似度の指標であるコサイン類似度を用いて、学習分野テキスト及び前提分野テキスト間の類似度を算出し、教材間の関連度としている。“学習分野”テキスト及び“前提分野”テキストの類似度を算出し、値が大きい程教材間の順序関係性は高くなるとの推測から、この要素を導入することとした。

### 4. 実験

#### 4.1. 手法評価に求められる要件

本方式は大規模教育リソースへの適用を目指しているが、分野の表現方法や付随するテキストメタデータの適切性の検討が必要である。また、手法の性能評価のためには正解順序を得ておく必要があり、次に示すような要件を満たすデータセットでないと評価できない。

本提案手法の性能評価を行なうデータセットに必要なとされる要件を次に示す。

## テキストメタデータの存在

本手法はテキストメタデータを解析し、名詞の包含関係を用いて順序判定を行なうため、テキスト形式のメタデータの存在が必要不可欠である。また、言語間の翻訳などは議論の対象外としているため、学習分野を示す言語に一定の統制が取れている必要がある。

## “学習分野”及び“前提分野”があらかじめ付与されている

本論文での提案手法の範囲は、“学習分野”及び“前提分野”テキストの抽出は含まない。両テキストがあらかじめ抽出されていることが前提である。

## 順序情報があらかじめ与えられている

本手法の有効性を確認するための評価実験を行なう際に用いるテストコレクションを作成する際、公式に順序情報があらかじめ与えられている必要がある。

## メタデータが人為的に作成されている

本手法の最終的な目標として、体系化された大規模教育リソースに対しての実装が挙げられる。そういった教育リソース集合に対してメタデータを付与しているのは教材の著者、提供者及びユーザであり人為的に作成されたものである。

## フォーマットが一律である

順序判定手法内で必要となる、テキストデータの分析を行うにあたって、フォーマットが一定であり、各教材に対して確実にメタデータが与えられていることが望ましい。

本研究の本来の目的は、大規模オープン教育リソースに対する学習順序判定であるが、その判定性能評価にこういったリソースを適用することは、正解か否かのためにリソースを個々に調査することが必要であり、リソース内容に対する専門性や、定量的な評価の点で困難がある。そのため本論文では、教育リソースのメタデータによる順序推定の可能性を探るため、正解順序を得ることが容易であり、人為的にメタデータが付与され、且つ一定の質を持つ大学シラバステキストを実験用のデータセットとして用いることとする。

## 4.2. 評価データ

本論文では、工学院大学の2014年度シラバスデータ[8]に本手法を適用し、講義自体を「教材」、付随するシラバスデータを「メタデータ」とみなすことで実験を行なう。工学院大学の各講義におけるシラバスデータは、講義の目標を示す「授業のねらい」、講義を受講するにあたって事前に習得しておくべき分野や講義を示す「受講にあたっての前提条件」、講義の到達目標を示す「具体的な到達目標」、各回の講義の内容を示す「授業計画及び準備学習」といった項目が記述されている。

そこで、各講義に付随するシラバスデータの「講義名」、「授業のねらい」及び「具体的な到達目標」の項に記された文章を“学習分野”、「受講にあたっての前

表 1: 共通名詞判定手法：適切な結果の得られた例

順位	線形代数学 II		数学 I	
	講義名	S	講義名	S
1	幾何学 II	1.18	微分方程式論	1.15
2	微分方程式論	1.04	物理学実験	0.92
3	応用解析学	0.90	幾何学 II	0.86

提条件」の項に記された文章を“前提分野”とみなすことで本提案手法を適応し、次の評価実験を行なった。

## 4.3. 条件

工学院大学情報通信工学科の172講義において、各講義における時系列的に後に学習すべき講義を  $S$  の大きいものから順に表示する。対象講義数は172講義、取得したテキスト数は344である。

また、対象講義の選別基準として、講義名の同一のものは1つを選択し、それ以外は対象講義から除外する。選別基準は、学籍番号によってクラス分けがなされているものは学籍番号の若いクラスの講義を選択し、1年次から4年次にかけて複数の学年次に存在する講義は、一番初めに履修可能となる年次の講義を選択した。なお、名詞の抽出には「Mecab」を形態素解析器として用いている。ここで、本論文で用いるデータセットは日本語で記述されているものが大部分を占めており、提案手法における当該テキストを解析し順序判定を行なう手順中で、多言語との翻訳などは議論の対象外としている。そのため、シラバステキストが英語で記述されているも講義は対象講義から除外してある。対象講義の基本情報を以下に示す。

対象講義数 172

取得文書数 344

取得文書中名詞数 14327

“学習分野”テキスト中総名詞数 12272

“学習分野”テキスト中平均名詞数 71

“前提分野”テキスト中総名詞数 2055

“前提分野”テキスト中平均名詞数 11

## 4.4. 実験結果

### 4.4.1. 共通名詞判定手法：実験結果

共通名詞判定手法について実験を行なった結果を示す。適切な結果が得られたものの一例を表1に示す。順序関係の存在する講義の  $S_{ij}$  の値が高いと判断されたものを指す。

表の一行目に記述されている講義に対して、その他の講義を対象に提案手法によりスコア  $S$  を算出し降順に並び替え、上位3科目ずつ抽出したものである。

一方、適切な結果が得られなかったものの一例を表2に示す。

ここで実験結果より得られた、適切な順序判定が行なわれた講義対より、「線形代数学 II」及び「幾何学 II」における  $N_{ij}$  の要素となる名詞を  $\text{tfidf}(n)$  の降順に4つ抽出した結果を表3に示す。また、適切な順序判定が

表 2: 共通名詞判定手法: 適切な結果の得られなかった例

順位	芸術学各論		歴史の見方	
	講義名	S	講義名	S
1	化学実験	0.30	電気数学演習	0.46
2	経済学入門	0.21	日本の社会思想	0.46
3	Lライティング	0.20	国際経済と金融	0.43

表 3: 「線形代数学 II」及び「幾何学 II」における  $N_{ij}$  の内訳

順位	$n$	tfidf( $n$ )
1	線形	0.403
2	代数	0.173
3	固有値	0.159
4	学	0.106

行なわれなかった講義対より、「芸術学各論」及び「化学実験」における  $N_{ij}$  の要素となる名詞を tfidf( $n$ ) の降順に 4 つ抽出した結果を表 4 に示す。

#### 4.4.2. コサイン類似度判定手法: 実験結果

コサイン類似度判定手法についての実験結果を示す。適切な結果の得られた例を表 5 に示す。一方、適切な結果が得られなかったものの一例を表 6 に示す。

#### 4.5. 考察

適切な結果が得られたものは相対的に見て  $S$  が大きな値をとるものが多く、適切な結果が得られなかったものは  $S$  が相対的に小さな値をとることが見て取れた。また、共通名詞判定手法について、適切な順序判定の行われた講義間の  $N_{ij}$  の要素となる名詞の tf-idf 値は、適切な順序判定の行われなかった講義間のものと比較して高いことがうかがえる。

以上の結果から、適切な閾値を用いて  $S$  の高い講義対を抽出することで、適切な順序判定を行うことが可能であるという推測の下、次章に示す評価実験を行なった。

### 5. 評価

#### 5.1. 条件

実験で用いた各講義に対して、提案手法を用いて時系列に後に学習すべき講義を抽出する。4.4 節の予備実験を通じた知見より、本評価実験では、 $S$  に対し閾値を設け、 $S \geq \text{Threshold}$  を満たす講義を抽出する。

評価には工学院大学のシラバスデータを元に作成したテストコレクションを用いる。講義  $r_i$  に対して上記の手法により抽出した講義集合に対し、テストコレクションにおける  $r_i$  を前提とする正解講義集合 ( $r_i$  にお

表 4: 「芸術学各論」及び「化学実験」における  $N_{ij}$  の内訳

順位	$n$	tfidf( $n$ )
1	最大限	0.061
2	知識	0.054
3	的	0.053
4	基本	0.049

表 5: コサイン類似度判定手法: 適切な結果の得られた例

順位	数学 II		電気磁気学 I	
	講義名	S	講義名	S
1	確率・統計学	0.40	電気磁気学 II	0.49
2	数値計算法	0.40	電気磁気学演習 II	0.46
3	物理学実験	0.31	情報通信工学実験 I	0.38

表 6: コサイン類似度判定手法: 適切な結果の得られなかった例

順位	心理学入門		知的財産	
	講義名	S	講義名	S
1	電波通信工学	0.20	C ビジョン	0.13
2	日本の企業経営	0.17	化学実験	0.12
3	物理学演習 II	0.15	情報理論	0.11

ける正解講義集合の各要素に対して再帰的に前提とする講義を抽出し、最終的な正解講義集合とすると比較し、一致するものを適合文書とする。

抽出された講義が適切な講義であるかを判定するために、精度、再現率、F-measure を測定する。

#### 5.2. テストコレクション

本論文で扱うテストコレクションの構造は以下の通りである。

- 講義  $r_i$  に対して、 $r_i$  を前提とする講義集合  $R$  が与えられている。
- $r_i$  を前提とする講義集合  $R$  は、 $r_i$  に付随するシラバスデータの「受講にあたっての前提条件」の項目に具体的な講義名が記されている講義を要素とする集合である。
- 講義数は 172 であり、前提とする講義集合が与えられている講義数は 40 である。

#### 5.3. 評価結果

##### 5.3.1. 共通名詞判定手法: 評価結果

評価結果を次に示す。評価結果の測定手順の理解を容易にするため、一例として、閾値を 0.7、対象講義を「線形代数学 I」とした場合の評価結果を挙げる。

表 7 はテストコレクションにおける「線形代数学 I」を前提とする講義集合である。表 8 は提案手法により「線形代数学 I」に対して、他の講義を対象に  $S$  を算出し、 $S$  が閾値 0.7 以上の値をとった講義の一覧と、 $S$  の値である。表 9 は「線形代数学 I」を対象に順序判定を行なった場合における精度、再現率及び F-measure の値である。表 4.1 及び表 4.2 に共通して現れる講義を適合科目とする。表 10 は共通名詞判定手法を対象講義全てに対して適応した際の精度、再現率及び F-measure の平均値である。

また図 1 は、閾値を 0.0 から 1.0 まで、0.1 刻みで 11 段階それぞれの、精度、再現率及び F-measure をグラフにしたものである。閾値が高いほど再現率も高く、F-measure が閾値 0.7 のときに最大値 0.473 をとっている。

表 7: テストコレクションにおける「線形代数学 I」を前提とする科目 (正解)

正解後続科目	コンピュータビジョン 幾何学 II 線形代数学 II 微分方程式論 応用解析学
--------	---

表 8: 共通名詞判定手法 : Threshold:0.7 とした場合の「線形代数学 I」を前提とする科目

後続科目	S
線形代数学 II	1.5785
幾何学 II	1.0523
微分方程式論	0.9970

表 9: 共通名詞判定手法 : Threshold:0.7 とした場合の「線形代数学 I」における F-measure

精度	1.00
再現率	0.60
F-measure	0.75

表 10: 共通名詞判定手法 : Threshold:0.7 とした場合の F-measure の平均値

評価対象講義数	46
精度の平均値	0.5609
再現率の平均値	0.5266
F-measure の平均値	0.4733

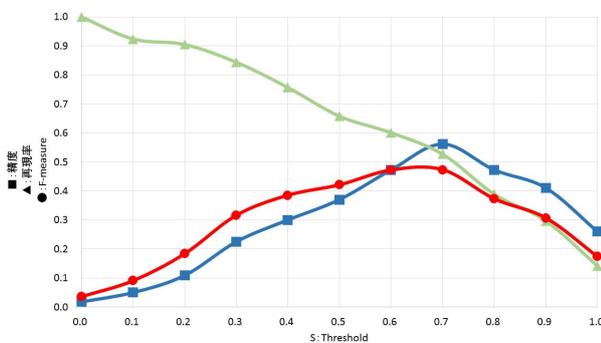


図 1: 共通名詞判定手法 : F-measure の平均値

### 5.3.2. コサイン類似度判定手法 : 評価結果

図 2 は、閾値を 0.0 から 0.3 まで、0.02 刻みで 16 段階変化させた場合の、精度、再現率及び F-measure の推移をグラフにしたものである。閾値を増加させるにつれ再現率が上昇し、F-measure が閾値 0.16 のときに最大値 0.432 をとっている。

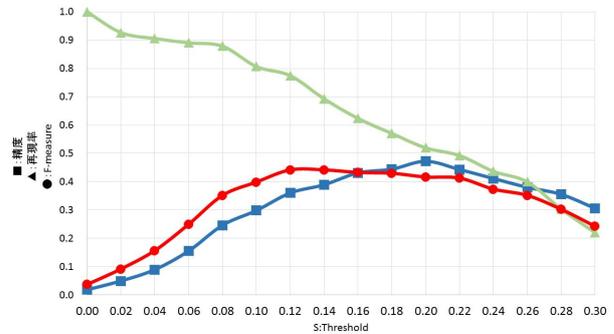


図 2: コサイン類似度判定手法 : F-measure の平均値

### 5.4. 考察

共通名詞判定手法, コサイン類似度判定手法共に適切な閾値を与えることで、より適切な順序判定を行うことができた。また、共通名詞判定手法において、0.7 以上の閾値を設定した場合において精度が下降していることから、順序関係の存在しない講義間に高いスコアを与えており、さらに順序関係の存在する講義間に低いスコアを与えていることがわかる。共通名詞判定手法, コサイン類似度判定手法における結果を比較すると、閾値を適切に設定した場合、コサイン類似度判定手法よりも共通名詞判定手法のほうが F-measure の値が高く、より適切な順序判定を行なうことが可能であるといえる。

### 6. おわりに

教育リソースの学習順序自動判定をめざして、教育リソースに付随するメタデータ集合から、対象の教材を学習することで得られる知識分野、及び対象の教材を学習するにあたって前提として必要となる知識分野が得られるとき、それらの包含関係を利用した順序判定を行う手法の提案を行なった。本論文では、教育リソースに付随するメタデータのうち、対象をテキストデータに絞り、先述した“学習分野”及び“前提分野”テキストに含まれる名詞の包含関係及び共通名詞の重みを用いて順序判定を行う具体的な提案手法を述べた。

提案手法のうち、必要なテキストの抽出を行うことが可能であるとするときに本手法の有効性を確認するため、大学のシラバスデータによる検証実験を行った。適切な順序判定が行われた講義間のスコアは高く、適切な順序判定が行われなかった講義間のスコアは低い、提案手法の設計の意図のおおむね反映された結果を得ることができた。

適切な順序判定が行われたものを「順序関係あり」、適切な順序判定が行われなかったものを「順序関係なし

し」と判定し、ユーザに提供することが可能であると考えられ、閾値により順序関係の有無を判別できると判断し、適切な閾値を導くべく評価実験を行なった。評価実験により、精度、再現率、F-measure を測定したところ、共通名詞判定手法、コサイン類似度判定手法共に F-measure の最大値は 0.5 を下回っており、提案手法は一定の効果はあるものの未だ改善の余地があるといえる。

また、本論文で用いたデータセットは“学習分野”テキスト及び“前提分野”テキストがあらかじめ区分されて与えられていた。これらを抽出する手法の検討は今後の課題である。将来的にはテキストデータ以外のメタデータを用いた“学習分野”及び“前提分野”の抽出も検討したい。

### 謝辞

本研究の一部は科学技術研究費（基盤 (A)）No. 26242013 による。

### 参考文献

- [1] OERcommons, <https://www.oercommons.org/>, 2015-2-14.
- [2] gacco:ga004 オープンエデュケーションと未来の学び-1-2, <https://lms.gacco.org/courses/gacco/ga004/2014.07/courseware/>, 2015-04-15.
- [3] 山田恒夫, “MOOC とは何か - ポスト MOOC を見据えた次世代プラットフォームの課題”, 情報管理, 57(6), pp.367-375, 2014-7.
- [4] 山田恒夫, 共有流通部会, “MOOC の進化と質保証”, 大学マネジメント University & college management, pp.43-48, 2014-10.
- [5] Coursera, <https://www.coursera.org/>, 2015-2-14.
- [6] JMOOC - 日本オープンオンライン教育推進協議会, <http://www.jmooc.jp/>, 2015-2-14.
- [7] 西原 陽子, 砂山 渡, 谷内田 雅彦, “Web ページの難易度と学習順序に基づく情報理解支援システム”, 信学論, J89-D(9), pp.1963-1975, 2006-9.
- [8] 工学院大学 - シラバス (授業計画), <http://syllabus.sc.kogakuin.ac.jp/syllabus/daigaku/2014/1bu.html>, 2015-2-21.