

学習テーマとその関連テーマによる デジタル教材のダイジェスト資料生成

玉城 亮治^{1,a)} 峰松 翼^{2,b)} 谷口 雄太^{3,c)} 大久保 文哉^{2,d)} 島田 敬士^{2,e)}

概要：学習者が効果的に授業内容を学習するための方法として、授業時間外学習があげられる。授業時間外学習を進めるために、教師は学習者に講義資料を予習するように指示することが多々ある。しかし、学生側は講義資料の全てよりも講義資料のダイジェスト版を望んでおり、教師側にとっても授業時間外学習用のダイジェスト資料を作成することは負担が大きい。そのため、講義資料のダイジェスト資料を自動で生成する研究が行われており、実際に学習効果が得られたことがわかっている。しかし先行研究では、特定のテーマに応じてカスタマイズされたダイジェスト資料生成を行う手法は開発されていない。そこで、本研究では、特定のテーマに沿ったダイジェスト資料を生成する手法を提案する。この手法を検証した結果、改善の余地はあるが、先行研究よりよい精度でダイジェスト資料を生成することができた。

1. はじめに

学習者が授業内容を効果的に学習するための方法として、予習や復習などの授業時間外学習があげられる。予習をすることで、授業で学習する内容を事前に把握し、授業での理解を深めることができ、復習をすることで学習内容が定着することが期待される。そのため、教師側は学習者に対して、講義資料を事前に学習しておくことを指示することが多い。

しかし、Shimada らの調査 [1] によると、学習者側は講義資料の全てではなく、ダイジェスト版資料を求めているが、教師側にはダイジェスト資料を作成する余裕がない。このような現状のもとで、Shimada らは講義資料のダイジェスト資料を自動生成する研究を行った。Shimada らの先行研究では、Powerpoint 等で作成されたデジタル講義資料に対して、自然言語処理や画像処理を施すことで講義スライドのページごとの重要度を算出し、指定された枚数になるように取捨選択して重要なページをまとめたダイジェスト資料を生成するという手法を提案した。この手法によって生成されたダイジェスト資料を用いることで、効果的な予習を行うことができ、最終的に成績が向上したという結果が

得られている。

Shimada らの研究のように、教育の分野で自動ダイジェスト資料生成の研究はいくつか行われており、オーディオビデオのプレゼンテーションのダイジェスト [2] や音声講義のダイジェスト [3]、複数の講義資料を一つにまとめる研究 [4] などがある。しかしながら、Shimada らの手法に代表されるように、ダイジェスト自動生成の手法は対象の重要な部分を抽出して全体をまとめるものが多く、対象を特定のトピックに焦点を当ててダイジェスト資料を生成する手法はまだ主流ではない。教材のダイジェスト資料を生成して学習することを考えるとき、教材の全体よりも特定のテーマを集中的に学習したい学習者にとっては、Shimada らの手法 [1] によるダイジェスト資料の提供は不十分であるといえる。そのため、ダイジェスト資料生成においても特定のテーマに焦点をおいて行うことが必要になる。

そこで本研究では、Shimada らが行った先行研究の手法を元に、デジタル教材に対して特定のテーマに焦点を当ててダイジェスト資料を生成する手法を提案する。先行研究において行われていたページごとの重要度判定に加えて、テーマをキーワードとして受け取り、各ページごとのキーワードとその関連単語の存在から、各ページのテーマへの関連度を判定するアルゴリズムを組み込み、テーマに関連するページを中心に抽出してダイジェスト資料を生成する。キーワードだけでなく、その関連単語の存在までもページ選択のアルゴリズムに組み込む理由は、キーワードに関して学習を行う際には、キーワードだけでなく、それに関連する単語までも学習する方がそのキーワードに関す

¹ 九州大学大学院 システム情報科学府

² 九州大学 大学院システム情報科学研究院

³ 九州大学 情報基盤研究開発センター

a) tamashiro@limu.ait.kyushu-u.ac.jp

b) minematsu@limu.ait.kyushu-u.ac.jp

c) taniguchi.yuta.941@m.kyushu-u.ac.jp

d) fokubo@ait.kyushu-u.ac.jp

e) atsushi@ait.kyushu-u.ac.jp

る内容を学習するのに効果的であるためである。提案する手法の詳細については2章で述べる。

2. 提案手法

2.1 概要

本提案手法は、特定のテーマに基づくデジタル教材のダイジェスト資料を生成する手法である。この特定のテーマは本来学習者が学習したいテーマを指定し、キーワードとして入力することを想定している。この手法は、Shimadaらの先行研究の手法に加えて、ページごとのテーマ関連度を算出する手法を加味したものである。Shimadaらの先行研究では、各ページごとに重要度スコアを算出し、重要度スコアを元に重要なページを抽出してダイジェスト資料を生成していた。同様に、提案手法では、各ページにおけるキーワードとその関連単語の存在から、各ページごとに特定のテーマへの関連度を示す指標である関連度スコアを算出し、関連度スコアをもとにダイジェスト資料生成を行うことで、よりテーマに関連したページを重点的に抽出したダイジェスト資料生成を行うことを目指す。提案手法の流れを以下の図1に示す。

Shimadaらの先行研究では、スライド式のデジタル教材のページごとに自然言語処理と画像処理を施し、各ページの特徴を抽出することで各ページにどれだけ重要なコンテンツが含まれているのかを判定する。その度合いをページの重要度スコアとして算出する(図1内のa)。

指定したテーマに対する各ページごとの指定したテーマに対する各ページごとの関連度は、キーワードとその関連単語がページ内にどれだけ登場するかで決定し、その度合いをページの関連度スコアとして算出する(図1内のd)。

キーワードはテーマの名前からそのまま決定されるが、関連単語はSocial Knowledge Map(以下SKM)[5]によって決定される(図1内のc)。SKMとは、学生個人が作成した知識マップ[6]を分析し統合することで作成された大きな一つの知識マップのことであり、このSKMを参照することで単語間の関連性を把握することができる。このSKMを用いて、関係性の強さを加味しながらも、キーワードの関連単語を抽出することができる。それぞれ算出した重要度スコアと関連度スコアの加重平均を、ダイジェスト資料生成のための各ページごとの指標とする。これを総合スコアと呼ぶ(図1内のe)。

指定された枚数で総合スコアの高いページから順にページを取り出して、ページ番号の小さい順に並べることでダイジェスト資料は完成する(図1内のf)。以上の流れで、学習テーマとその関連テーマに沿ったダイジェスト資料を生成する。以下の節で、使用するSKMと各ページのスコアを算出する具体的方法、及びページ選択までの流れを詳細に説明する。

2.2 SKM

SKMの説明に入る前に知識マップ[6]について説明する。知識マップとは、学習者自身が作成によって授業の学習内容を整理する他、教師側が学習者の知識獲得状況を把握するためのツールであり、ノードを知識、リンクをその知識間の関係として表す有向グラフである。知識マップを作成することで学習者は自身の学習内容を把握・整理することができる上、教師が作成した模範的な知識マップを確認することで、学習内容の理解が深まるなどの利点がある。Onoueらの研究[5]で、この知識マップを分析し統合することで作成された一つの大きな知識マップがSKMである(図1内のc)。SKMのノードは知識を表し、ノード間のリンクは知識間の関連度を表しているため、あるノードにリンクが繋がっているノードは、そのノードの関連単語であると言える。本研究では、SKM中のキーワードを含むノードの隣接ノードを、キーワードの関連単語として取り出し、後のページごとの関連度スコア決定に用いる。

2.3 各ページのスコア

教材のダイジェスト資料の生成には、教材のどのページを取り出すかを定める必要があるため、取り出すページを決定するための指標が必要である。本研究では、ページ決定の指標として、先行研究であるShimadaらの重要度スコアと、ページごとのテーマ関連度を示す関連度スコアを算出して用いる。本研究では、算出するスコアが多数登場するため、以下にそれぞれのスコアについて簡単に説明する。

- 重要度スコア

ページごとの重要度を示すスコア。スコアが高いほどそのページは重要なスライドであると判断される。判断基準は、頻出する単語が含まれているか、スライド全体を通して特有の単語が含まれているか、十分なコンテンツ量が含まれているか、特有のコンテンツがページ内に含まれているか、である。(Shimadaらの研究[1]を参照)

- 関連度スコア

ページごとのテーマへの関連度を示すスコア。ページに含まれるキーワードと関連単語の数やその重みで決定される。スコアが高いほどそのページはテーマへの関連度が高いページと判断される。

- 総合スコア

ダイジェスト資料に入るページかどうかを決定するスコア。重要度スコアと関連度スコアを足し合わせることで算出される。総合スコアが高い方から順にダイジェスト資料に入るページとして決定される。

重要度スコアについては、Shimadaら[1]の論文を参考にされたい。次の節以降でスコア算出の具体的な方法を説明する。

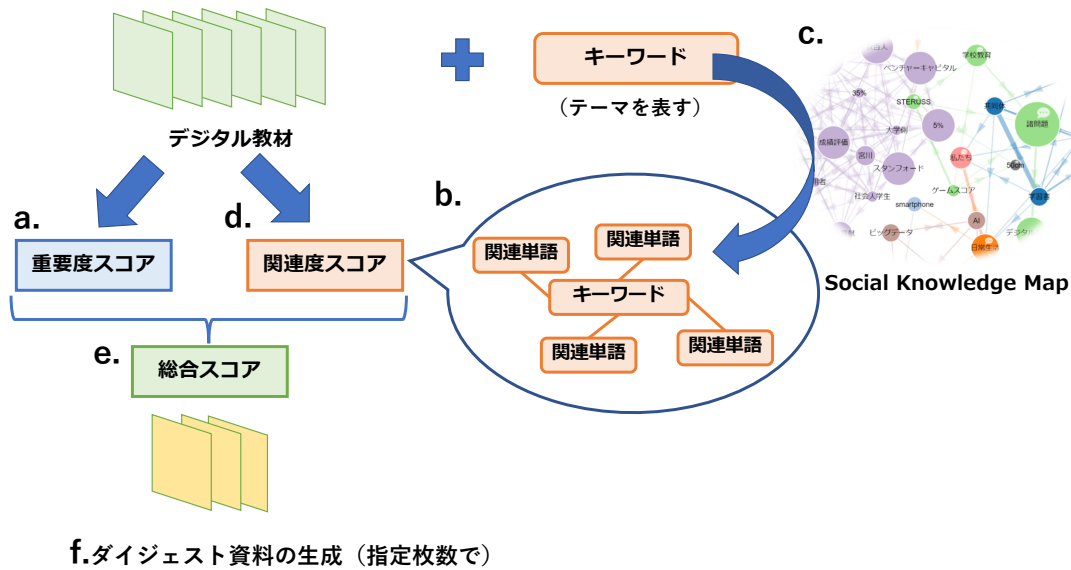


図 1 ダイジェスト資料生成の流れ

2.4 総合スコア

総合スコアは、最終的にダイジェスト資料として選択するページを決定するための指標となるスコアである。総合スコアの算出方法について、図を用いつつ説明する(図2)。まず、Shimadaら[1]の手法に従い、講義資料の各ページ*i*に対して重要度スコア I_i を算出する。図2左下側の青色の棒グラフは、横軸をページ番号、縦軸を重要度スコアとした場合の重要度スコアのグラフである。それに加えて、各ページ*i*の中でキーワードとその関連単語が登場するページには、登場するキーワードと関連単語の数に応じて関連度スコア K_i を算出する(関連度スコアに関しては2.5節にて述べる)。図2左下側の橙色の棒グラフは、横軸をページ番号、縦軸を関連度スコアとした場合の関連度スコアのグラフである。最後に、重要度スコアと関連度スコアのスケールを等しくなるよう調整し、重み α をそれぞれにかけ、足しあわせて総合スコア S_i を決定する。図2内右側の青色と橙色の積立棒グラフは総合スコアのグラフを表している。スケール調整にはMin-Max正規化を使用し、最小値を0、最大値が1のスケールに収まるようにした。重み α の最適な値は3章での実験にて求める。Min-Max正規化は以下の式に従い、重要度スコア I と関連度スコア K に対して行う。

関連度スコアの正規化の式は以下の通りである。

$$K_{i,\text{normalized}} = \frac{K_i - K_{\min}}{K_{\max} - K_{\min}} \quad (1)$$

$K_{\text{normalized}}$ は正規化後の関連度スコア、 K は正規化前の関連度スコア、 K_{\max} は正規化前の関連度スコアの最大値、 K_{\min} は正規化前の関連度スコアの最小値である。

重要度スコアの正規化の式は以下の通りである。

$$I_{i,\text{normalized}} = \frac{I_i - I_{\min}}{I_{\max} - I_{\min}} \quad (2)$$

$I_{\text{normalized}}$ は正規化後の重要度スコア、 I は正規化前の重要度スコア、 I_{\max} は正規化前の重要度スコアの最大値、 I_{\min} は正規化前の重要度スコアの最小値である。

正規化されたそれぞれの関連度スコアと重要度スコアを重み α を付加して合計することで、総合スコアを算出する。総合スコア S の式は以下のようになる。

$$S = (1 - \alpha) \cdot I_{\text{normalized}} + \alpha \cdot K_{\text{normalized}} \quad (3)$$

算出した総合スコアを元に、ダイジェスト資料として用いるページを選択する。生成後のページ数はページ数の割合を指定することで決定する。ダイジェスト資料に入れるページ選択は、総合スコアが高いものから順に選択される。

2.5 関連度スコア

関連度スコアは、ページ中にどれだけキーワードとその関連単語が存在するかで決定されるスコアであり、ページのテーマに関する関連度を示す指標となる。ページがキーワードやその関連単語を多く持てば持つほど関連度スコア

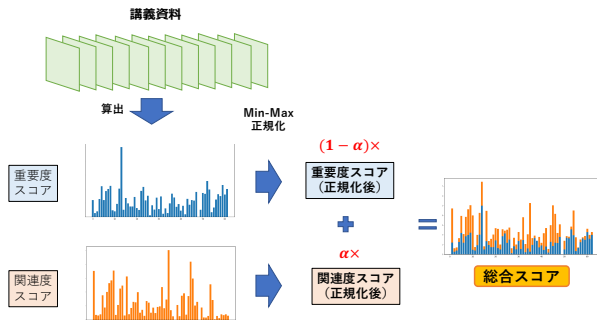


図 2 総合スコア

は高く算出され、ダイジェスト資料に用いるページとして選ばれやすくなる。

ここからは関連度スコアの算出方法について説明する。各ページの関連度スコアは、ページ内のキーワードだけでなく関連単語の数で決定されるが、キーワードと、その関連単語群の加算を同じ割合で行うと、キーワードを含むページと関連単語を含むページのスコアの差が小さくなり、前者も後者もテーマに対して同程度の関連度であるという判定になってしまうので、一番の目的であるキーワードを含むページをスコアの大きさから判定できなくなる。そのため、前者と後者でスコアの加算に差をつけるような減衰関数を設定し、それをを用いてキーワードとその関連単語のテーマに対する関連度重みの算出を行う。

関連度重み算出時には SKM から抽出したキーワードの関連単語のノードとそれぞれのキーワードのノードからの距離を用いる。SKM は単語のノードとそれらの関係を示すリンクで構成される有向グラフである。この SKM から、キーワードに隣接する関連単語を探すと同時に、SKM 内における関連単語のノードとキーワードのノード間の距離を用いて、キーワードの関連単語の、テーマに対する関連度重みを決定する。

ここからは以下の順序に沿って関連度スコアの算出方法を説明する。

- (1) キーワードとその関連単語を含むノード間の距離を算出
- (2) ノード間の距離からそれぞれの単語の重みを決定
- (3) 各ページ内で、キーワードとその関連単語登場回数に応じて重みを加算した合計がそのページの関連度スコアとなる

2.5.1 キーワードを含むノードからの距離

まずキーワードとその関連単語のテーマに対する関連度重みを設定する。キーワードはテーマそのものを表す単語であるため、最も高い値をつけるが、キーワードの関連単語はキーワードとの関連度が高いものほど高い値をつける。

キーワードとの関連度は SKM におけるノード間の距離を用いた関数によって決定する。SKM における、キーワードを含むノードと関連単語のノードとの距離は、その間に何本のリンクが存在するかで決定する。例として図 3 を以下に記す。例えば、キーワードを AI とした場合、「AI」というキーワードのノードに対して、「機械学習」や「データサイエンス」「音声認識」のように、ノードが直接リンクでつながっている場合はその 2 ノード間の距離は 1、「深層学習」というノードのように、2 本のリンクを通してキーワードのノードにつながっている場合はその 2 ノード間の距離は 2 とする。

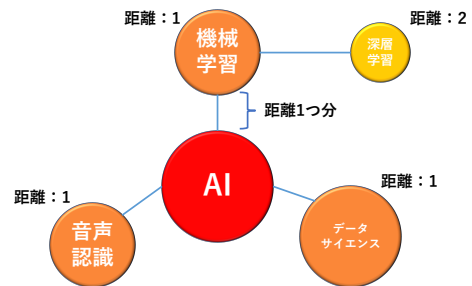


図 3 対象ノードとの距離の算出

キーワードを含むノードとそれ以外のすべてのノード間の最短経路を、ノード間の距離とした。最短経路の算出には、ベルマンフォード法 [7] を用いた。ベルマンフォード法とは、重み付き有効グラフにおける単一始点の最短経路問題を解くラベル修正アルゴリズムの一種であり、全ての辺に対して距離を算出する。

2.5.2 キーワードと関連単語の重み

キーワードとその関連単語の関連度重み ω は、SKM によって取り出されたノード間の距離を用いて以下の減衰関数で算出する。

$$\omega = \exp^{-d/\lambda} \quad (4)$$

d とはキーワードのノードと関連単語のノードとの距離を示す。 $d = 0$ のノードはキーワード自身のノードである。 λ は減衰関数の傾きを決定するハイパーパラメータである。 λ が大きくなれば傾きが小さくなり、関連単語につける関連度重み ω とキーワードにつける関連度重み ω との差は小さくなるため、関連単語の存在による関連度スコア上昇への影響は大きくなる。 λ が小さくなれば傾きは大きくなり、関連単語につける関連度重み ω とキーワードにつける関連度重み ω との差は大きくなるため、関連単語の存在による関連度スコア上昇への影響は小さくなる。わかりやすさのため、関連度重みとキーワードのノードとの距離の関係を、縦軸は関連度重み、横軸はキーワードのノードとの距離として、図 4 にて表す。キーワード「AI」、キーワー

ドからの距離 1 の関連単語「機械学習」、キーワードからの距離 2 の関連単語「深層学習」が左から並んでおり、距離が遠くなるごとに減衰関数の値が低くなっているのが分かる。



図 4 キーワードのノードからの距離で決定される関連度重み ω

2.5.3 関連度スコアの算出

2.5.2 節で減衰関数によって決定されたキーワードと関連単語の関連度重み ω を用いて、ページごとの関連度スコアを算出する。ページに含まれるキーワードとその関連単語の登場回数に応じてそれぞれの関連度重み ω を加算し、その合計がそのページの関連度スコアとなる。ページ i における関連度スコアの式は以下の通りである。

$$K_i = \sum_d \omega_{i,d} \cdot n_{i,d} \quad (5)$$

$\omega_{i,d}$ は i ページにおける距離 d の単語の関連度重みを表している。 $n_{i,d}$ は i ページにおける距離 d の単語の登場回数表している。

例として、キーワードは「AI」で、キーワードからの距離 1 の関連単語「機械学習」がページ中に存在した時のページの関連度スコアの算出方法を図 5 に示す。「AI」はページ中に 3 回、「機械学習」はページ中に 2 回登場しているため、式 (5) から、そのページの関連度スコアは $K_i = \omega_{i,0} \cdot 3 + \omega_{i,1} \cdot 2$ となる。

同様にして全てのページに対してキーワードとその関連単語の数と重みを計上して、関連度スコアを全てのページにおいて算出する。

この関連度スコアを 2.4 節にて使用し、総合スコアを決定する (図 2)。生成するダイジェスト資料のページ数は、元教材に対するページ数の割合をもとに決定され、そのページ数で総合スコアが高いものから順に選択される。

3. 実験

本章では、本研究で実施した実験について述べる。

本実験では、実験参加者にダイジェスト資料を作成して

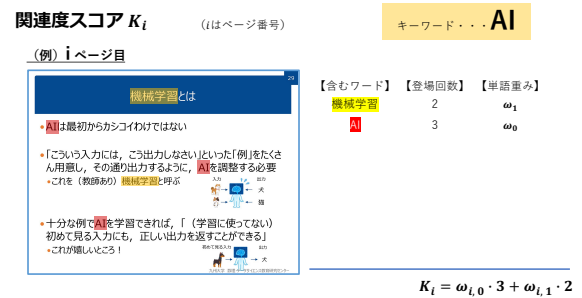


図 5 ページあたりの関連度スコア

もらい、実験参加者が作成したダイジェスト資料を正解データとして、本研究による手法で生成したダイジェスト資料で選ばれたページと比較することで、2 章で論じた提案手法の評価を行った。

3.1 評価用の正解ダイジェスト資料データ収集

実験参加者は九州大学の学部 1 年生 19 名、学部 4 年生 1 名、修士 1 年生 1 名である。実験期間は 2021 年 12 月 20 日から 2022 年 1 月 31 日までである。ダイジェスト資料生成対象の教材は九州大学で 2021 年度後期に実施された「情報科学」クラス内で用いられた 4 つの教材である。

キーワードの決定は、九州大学で使用されている学習支援ツールである「学習日誌」[8] を用いた。「学習日誌」は教師が生徒の学習状況を容易に把握できるように開発されたシステムである。学習日誌に書いてもらう項目には、学習者自身が理解できたこと・理解できなかったことが含まれており、学習日誌内の単語分析機能によって学生が理解できなかったであろう項目を授業回ごとに「未理解項目」として抽出することができる。

本提案手法は、授業外学習で使用されることを想定している。授業外学習では、学習者は自らが理解しているテーマよりも理解していないテーマを選択して学習することが予想される。本実験では、できるだけ本提案手法が実際に使用される状況に近づけるため、学習者がダイジェスト資料を生成するために選択する可能性の高いテーマである、学習者の多数が理解していないテーマを学習日誌内の未理解項目の単語の上位から選択して、ダイジェスト資料生成のために指定するキーワードとした。

実験におけるダイジェスト資料生成対象の教材とそれぞれに設定したキーワードを以下の表 1 に示す。

3.2 評価実験

先に評価指標について述べてから、評価指標を算出する際の比較対象について詳しく述べる。評価指標は Recall

表 1 実験で使用する教材とそのキーワード

教材	キーワード	
	キーワード 1	キーワード 2
第 1 回 さまざまなデータとデータ分析の基本	データ	グルーピング
第 2 回 AI と機械学習	AI	深層ニューラルネットワーク
第 3 回 非構造データとパターン認識	パターン認識	ベクトル
第 4 回 データの収集	オープンデータ	個人情報

表 2 キーワードのグループ分け

A (教材の狭い範囲に現れるキーワード)	B (教材の広い範囲で現れるキーワード)
グルーピング, 深層ニューラルネットワーク, パターン認識, ベクトル, オープンデータ, 個人情報	データ, AI

(再現率), Precision (適合率), 適合率と再現率の調和平均である F 値を用いた。なお, 本稿ではページの都合上 F 値のみに対する実験結果, 考察を記載する。

次に, 評価指標を算出する際の比較対象について詳しく述べる。まずは実験参加者側で作成されたとみなすダイジェスト資料について説明する。本提案手法で作成したダイジェスト資料と実験参加者によるダイジェスト資料の比較には, 実験参加者全体のうち, ある一定の人数以上が共通して選択したページで作成したダイジェスト資料を, 実験参加者により作成されたダイジェスト資料とみなして比較する。

また, 2.5 節で述べたハイパーパラメータ λ も $\lambda = 0.5, 1, 2$ の 3 段階に分けて比較を行う。 λ の値が高いほど, 2.5 節で述べた減衰関数の傾きは小さくなり, 関連単語の存在に対するスコアの加算度合いは大きくなるので, 関連単語の存在を意識したダイジェスト資料生成となる。逆に λ の値が小さいほど, 減衰関数の傾きは大きくなり, 関連単語の存在に対するスコアの加算度合いが小さくなるので, キーワードのみを重視したダイジェスト資料生成となる。また, 2.5 節で述べた重要度スコアと関連度スコアにつける重み α の値も変化させて比較を行う。 α の値を変化させることで, 先行研究の Shimada ら [1] の重要度スコアと比較してどの α 値で評価値が高いのかを求める。 α が 1 に近いほど本提案手法の関連度スコアを重視する総合スコアとなり, 逆に α が 0 に近いほど先行研究の重要度スコアを重視する総合スコアとなる。

以上のように, 実験から得られた結果を実験参加者 5 人以上, 10 人以上, 15 人が共通して選んだページという 3 段階で分け, それに対して本提案手法で 2.5 節で述べたハイパーパラメータ $\lambda = 0.5, 1, 2$ の 3 段階で変化させ, さらに重要度スコアと関連度スコアにつける重み α を $\alpha = 1.0, 0.75, 0.5, 0.25, 0.0$ と変化させ, それらを比較して Recall, Precision, F 値を算出した。特に, 今回はページの都合上, F 値のみを比較した結果のみを掲載する。

3.3 評価実験結果

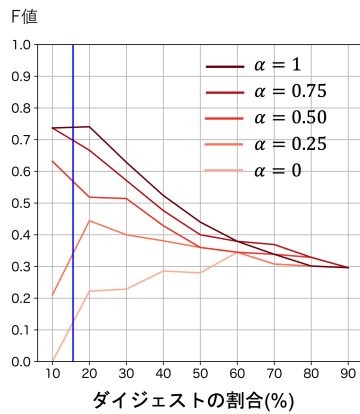
本稿では, ページの都合上全ての評価実験結果を掲載することができないため, 一部際立って特徴を示した結果を示しつつ説明する。実験結果のグラフの見方を説明する。図 6(b)(d) では, λ の大きさを 3 段階で分けて, それぞれの評価値を比較している。各図の横軸は生成したダイジェスト資料の元の教材のページ数に対する割合を示しており, 元教材のページ数の何%にあたるかを示している。範囲は 10% から 90% までである。また, グラフ内の赤線は 5 種類の濃さで区別され, 濃い方から $\alpha = 1.0, 0.75, 0.5, 0.25, 0.0$ となっている。実験参加者が選んだページ群との比較を容易にするために, 全ての図には青い縦線を引いている。これは, 実験参加者が共通して選んだページ枚数に相当するページの割合を表している。参加者何名が共通して選んだのかは掲載している図ごとで異なるため, それぞれの図ごとのキャプションで説明する。青線との交点部分で評価値を比較することで, 学生がダイジェスト資料として選択したページ数と同じページ数での比較を行うことができる。

結果は以下の通りである。今回は, 設定したキーワードによって得られた結果が異なったため, 各々の結果に考察を行う。キーワードはその特徴から, 教材中の狭い範囲で現れる専門的なキーワード (グループ A) と, 教材中の広い範囲で現れるキーワード (グループ B) の二グループに分かれる (表 2)。考察で示す図 6 のキャプションには, 「キーワード「○○」△人, $\lambda = \square$ 」とあるが, これはキーワードが○○で, $\lambda = \square$ としたときに, △人以上の実験参加者が選択したページとの比較で評価値を算出したグラフであることを示している。さらに, 実験全体での傾向と, 特定のキーワードでの傾向が違ったため, その観点も含めつつ結果を示す。

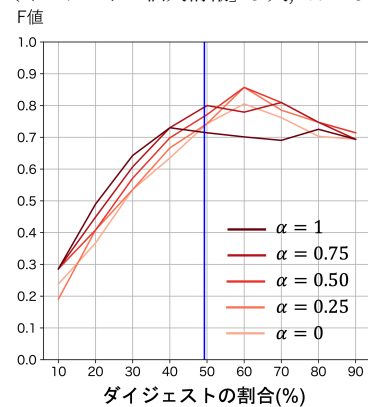
- 全体の傾向

(1) α が 1 に近いほど評価値が高い (図 6(a))

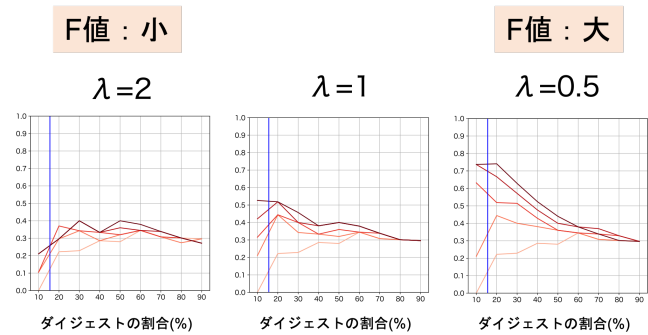
図 6(a) 中の赤線がより濃い方が青線付近での評価値が高くなっている。特に, 最も高い $\alpha = 1$ では F 値は 0.76 程度, 最も低い $\alpha = 0$ では F 値は 0.14 程度になっている。



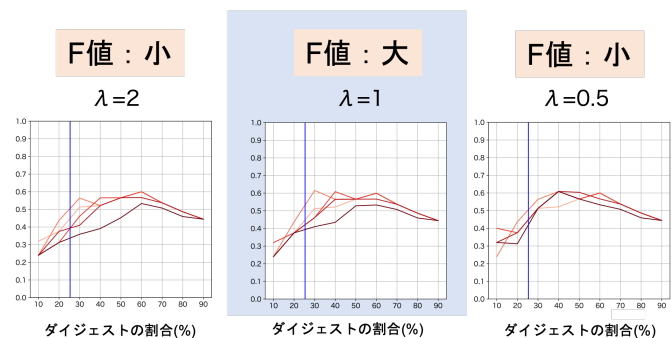
(a) α が 1 に近いほど評価値が高い
(キーワード「個人情報」5人, $\lambda = 0.5$)



(c) α が 1 よりも低い値での評価値が高い
(キーワード「AI」5人, $\lambda = 0.5$)



(b) λ が 0.5 に近いほど評価値が高い
(キーワード「個人情報」5人)



(d) $\lambda = 1$ での評価値が高い
(キーワード「AI」15人)

図 6 実験結果

(2) λ が 0.5 に近いほど評価値が高い. (図 6(b))

図 6(b) 左側 ($\lambda = 2$) での青線付近の評価値よりも右側 ($\lambda = 0.5$) での青線付近での評価値が全体的に高いことが分かる.

● 特定のキーワードでの傾向

(1) $\lambda = 1$ での評価値がよい場合もある. (図 6(d))

これは教材の広い範囲で現れるキーワード (グループ B) で現れた傾向である. 図 6(d) 中の 3 つのグラフにおいて, 赤線と青線の交点での評価値を見ると, 両側 ($\lambda = 2, 0.5$) での評価値よりも, 真ん中 ($\lambda = 1$) での評価値の方がわずかに高くなっている. 特に $\alpha = 0.25$ の赤線において, 両側 ($\lambda = 2, 0.5$) での青線との交点での F 値は 0.5 ほどであるのに対して, 真ん中 ($\lambda = 1$) での青線との交点での F 値は 0.55 ほどになっており, 評価値が高くなっているのが分かる.

(2) α が 1 よりも低い方が評価値が高くなる場合もある. (図 6(c))

全体の傾向としては図 6(a) のように α が 1 に近いほど評価値が高いという結果が得られたが, 図 6(c) 中では, $\alpha = 1.0$ よりも $\alpha = 0.75$ の赤線の方

が青線との交点での値は高くなっている.

3.4 考察

3.3 節の実験結果からわかることは以下の通りである.

- 先行研究よりも提案手法を用いた方が精度が高いことが示された.

α は先行研究により算出された重要度スコアと提案手法による関連度スコアの比率を表しており, α が 1 に近いほうが関連度スコアにより重きを置いたダイジェスト資料生成となる. この α が 1 に近い方が全体として評価値が高かったため, 先行研究よりも提案手法を用いた方がダイジェスト資料生成の精度が高いといえる.

- 関連単語よりキーワードを重視したダイジェスト資料生成の方が学生が求める資料に近い

λ はキーワードとその関連単語の関連度重みを決定するための関数のハイパーパラメータである. λ が大きいほど関連単語の存在をより重視した関連度重みの割り当てとなり, λ が小さいほどキーワードの存在のみをより重視した関連度重みの割り当てとなる. 全体として, この λ の値が小さいほど評価値が高かったた

め、関連単語よりキーワードを重視したダイジェスト資料生成の方が学生が求める資料に近いということがわかる。

- λ の値の調整によって、精度向上が見込める
より広範囲にあるキーワード（グループ B）の場合、全体の傾向とは異なり、 $\lambda = 1$ であるときに評価値が高かった。これは SKM により抽出された関連単語の重みをある程度重視したことが有効に働いたためであるといえる。この λ を最適な値に調整することでダイジェスト資料生成の精度がより向上することが見込める。
- 重要度スコアの重み付けまたは SKM の関連単語抽出手法の改善の余地あり
先行研究と提案手法の各スコアの比率を示す α が 1 よりも低い値の方が評価値が高い場合があるということは、本提案手法の関連度スコアに加えて、先行研究による重要度スコアを多少加味し、ページの重要度を鑑みの方がダイジェスト資料生成の精度が高い場合があるということである。そのため、重要度スコアへの最適な重み付けを求めることや、SKM の関連単語抽出時により重要な単語を取り出せるようなアルゴリズムの作成をすることで更なる改善が見込めることが分かった。

4. まとめと今後の方針

本研究では学習テーマとその関連テーマに基づくデジタル教材のダイジェスト資料生成手法を提案した。Shimada らの先行研究による従来手法では、画像処理やテキスト処理によって教材の各ページごとの特徴を把握し、各ページの重要度を重要度スコアとして算出し、重要度スコアを手がかりに重要なページを抽出してダイジェスト資料を生成していた。それに対して、本研究では、各ページに対してテーマを表すキーワードやその関連単語の含まれている度合いを示す関連度スコアを算出し、重要度スコアに加えることで、テーマに関連するページを重点的に抽出したダイジェスト資料生成が可能となる。

提案手法を評価するために、データ収集とその評価実験を行った。その結果、全体としては Shimada らの先行研究によりも高い精度のダイジェスト資料生成を行うことができたことが示された。特に、キーワードが狭い範囲にしか登場しないキーワードの場合、2.5.3 節で示した距離による関数内のハイパーパラメータ λ を小さくすることでキーワードが登場するページのみにスコアを大きく加算した方が実験で得られた学習者の選択したページとの一致率が高くなることが示された。また、キーワードによっては、SKM による関連単語抽出と関連テーマを含むページを取り出す手法が効果的であることが確認された。2.5.3 節で示した関連度スコアを決定する関数内のハイパーパラメータ

λ を調整することで、ダイジェスト資料生成の精度がより向上することが考えられる。さらに、先行研究の重要度スコアの重み付けや SKM による関連単語抽出手法改善の余地がある。

今後の課題は、 λ の調整と重要度スコアの重み付けや SKM による関連単語抽出手法の改善をすることの 3 点が挙げられる。それらを修正することで、テーマやその関連テーマを含むページの中でも、よりテーマに関連度の高く重要度が高いページを選択することができるようになり、ダイジェスト資料生成の精度がより向上することが見込める。

謝辞 本研究は、JST AIP 加速課題 JPMJCR19U1, 科研費基盤研究 (A) JP18H04125, および科研費若手研究 JP21K17864 の支援を受けた。

参考文献

- [1] Shimada, A., Okubo, F., Yin, C. and Ogata, H.: Automatic summarization of lecture slides for enhanced student preview technical report and user study, *IEEE Transactions on Learning Technologies*, Vol. 11, No. 2, pp. 165–178 (2017).
- [2] He, L., Sanocki, E., Gupta, A. and Grudin, J.: Auto-Summarization of Audio-Video Presentations, *Proceedings of the Seventh ACM International Conference on Multimedia (Part 1)*, MULTIMEDIA '99, Association for Computing Machinery, p. 489–498 (1999).
- [3] Chen, Y.-N., Huang, Y., Yeh, C.-f. and Lee, L.-S.: Spoken Lecture Summarization by Random Walk over a Graph Constructed with Automatically Extracted Key Terms., pp. 933–936 (online), DOI: 10.21437/Interspeech.2011-374 (2011).
- [4] Kumano, K., Hayashi, T., Uenosono, K., Takata, R., Murai, H. and Yaegashi, R.: Development of the creating system for lecture contents by combining the lecture materials, *2015 IEEE/ACIS 16th International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD)*, pp. 1–2 (2015).
- [5] Onoue, A., Yamada, M., Shimada, A. and Taniguchi, R.: The Integrated Knowledge Map for Surveying Students' Learning, *The Society for Information Technology and Teacher Education (SITE)* (2019).
- [6] Yamada, M., Shimada, A., Oi, M., Taniguchi, Y. and Konomi, S.: Br-MAP: Concept map system using e-book logs, *CELD 2018* (2018).
- [7] Even, S.: *Graph algorithms*, Cambridge University Press (2011).
- [8] 野崎聖斗, 峰松 翼, 島田敬士, 谷口倫一郎: 学習日誌分析システムの開発とその評価, 第 33 回教育学習支援情報システム研究発表会 (CLE33) (2021).