

# Word2Vec による意図的なグループ形成に関する一考察

常盤祐司<sup>1,2</sup>

**概要**: 本研究では 2018 年度より, 100 人を超える大規模授業でもグループ学習によるアクティブラーニングを実現できるシステムを開発している。これまで, Word2Vec を使ったグループ形成システムの概念実証, グループディスカッション可視化システムを利用したグループ構成の評価, LTI Tool の LTI 1.3 対応を行ってきた。しかしながら Word2Vec によるグループ形成システムについては概念実証に留まっていたため, 今年度は実用化に向けた実装を行った。こうしたグループ分けについてはクラスタリングやマッチングアルゴリズム等の適用も考えられるが, 本研究では Word2Vec により学習者が提示したキーワードと教員が設定したキーワード間の Similarity を数値によって評価するグループ分けを提案する。そして, この提案を確認する研究課題を, (1) Similarity をグループ分けに利用できるか, (2) それによって分類されたグループは妥当か, とした。本報告では, Similarity を用いたシステムの実装および検証を通じて得られた結果と知見を踏まえてそれらを明らかにする。

**キーワード**: グループ学習, 授業支援システム, Word2Vec, Similarity, グループ形成, アルゴリズム

## A Consideration to Intentional Group Formation by Word2Vec

YUJI TOKIWA<sup>†1,†2</sup>

### 1. はじめに

本研究では 2018 年度から主として大学におけるグループ学習を支援するシステムを開発してきた[1][2][3]。ここでは, Word2Vec によるグループ形成システムの概念実証, グループディスカッション可視化システムを利用したグループ構成の評価, LTI Tool の LTI 1.3 対応を行った。しかしながら Word2Vec によるグループ形成システムについては概念実証に留まっていたため, 本年度は実用化に向けた実装を行うことにした。

グループ形成を支援する先行研究としては, 2005 年にオンラインバージョンが公開された米国の CATME Team-Maker[4]が知られており, 現時点で 58ヶ国, 3,400 機関で利用され 180 万人の学生が登録されている[5]。このシステムでは性別や民族等のデモグラフィックデータや GPA, スキル等の成績をベースにしたグループ分けができる。また, 直近の 2019 年には安定結婚問題として知られている Gale-Shapley アルゴリズムを取り入れた試行がなされている。一方, 国内では京都大学で開発されている LEAF[6]が知られており, 学習者の e-book の活動レベル, 学習者の成績等を利用してグループを編成することができる。

一方, 本研究では, こうしたフルスタックのシステムではなく, LMS に LTI 接続することで簡単に利用できる軽量のグループ形成支援システムを目指している。こうしたグループ分けについてはクラスタリングあるいはマッチングアルゴリズム等の適用も考えられるが, 本研究では 2018 年度に Word2Vec により学生が提示したキーワードと教員

が設定したキーワード間で計算される Similarity によるグループ分けの可能性を概念実証で示した。今年度はその概念実証の実用化を目指し, 研究課題を, (1) Similarity をグループ分けに利用できるか, (2) それによって分類されたグループは妥当か, とした。本報告では, Similarity を用いたグループ形成システムの実装と検証を通じて得られた結果と知見を踏まえて研究課題を考察する。

### 2. システム概要

2018 年度から開発してきた「意図的にグループを形成する授業支援システム」の授業におけるユースケースを図 1 に示す。当初は 100 人を超える大規模授業を想定していたが, 2019 年に発生した COVID-19 によりオンライン授業を

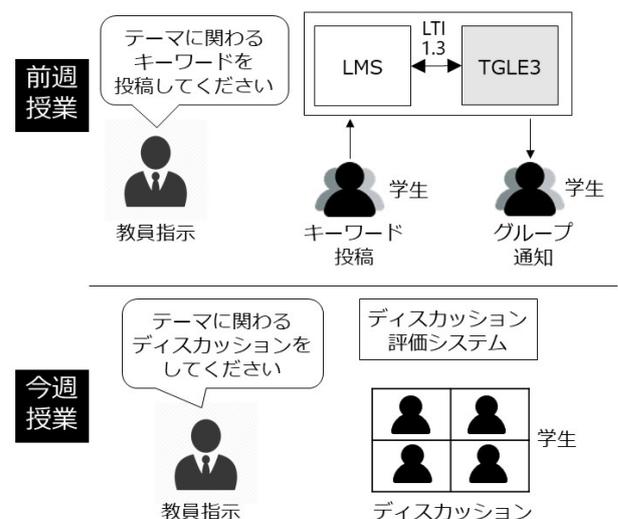


図 1 ユースケース

Fig. 1 Use case

1 法政大学  
Hosei University  
2 ファンアットラーン  
Fun@Learn

強いられる 2020 年度からは、教室における対面授業ではなく Web 会議システムによる授業を想定することにした。大学で利用される Web 会議システムではブレイクアウトセッション機能によってグループ学習ができるため、次のような方式で開発してきたシステムを利用できると考えた。

教員がグループ学習を行うための準備として、グループ学習を予定している授業回の前週に、学生にあらかじめキーワードを投稿させる。そのキーワードを用いてグループを形成し、そのグループを授業前日までに学生に通知する。そして、授業当日、学生は教員が設定したブレイクアウトセッションのグループにてディスカッションを行う。

このユースケースにおいて、図 1 中 TGLE3 として示すシステムが本研究で開発しているシステムである。学生からのキーワード投稿を受け付ける機能、そのキーワードを Word2Vec にて処理してグループを形成する機能、その結果を学生に提示する機能等を有する。システム構成としては、LMS と LTI 連携しており、LMS のコースに設置されたリンクをクリックすることにより TGLE3 が起動される。

### 3. グループ形成

#### 3.1 Similarity Matrix 概要

グループ形成については様々な方法があるが、本研究におけるグループ形成は同一の興味や関心をもつ学生により意図的にグループを構成することを目的にしている。そのためには何らかの情報が必要となるが、2018 年度に実施した概念実証において、学生が投稿するキーワードと教員が設定するトピックの関係を Word2Vec によって数値的に評価し、それを利用して分類する可能性を示した。Word2Vec には二つの単語の Similarity を評価する機能があり、例えば学生 1 が一つのキーワード  $k_1$  を投稿し、教員が  $n$  個のトピック  $t_1, t_2, \dots, t_n$  を設定した場合、キーワード  $k_1$  とそれぞれのトピック間の Similarity として図 2 に示すように  $s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1n}$  が得られる。

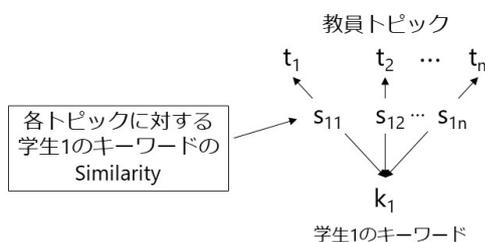


図 2 教員トピックとキーワード間の Similarity

Fig. 2 Similarity between topics and keyword

さらに、グループ化の対象となる学生 2 から学生  $m$  が投稿するキーワードについても同等の処理をすることによって、式(1)に示す Similarity Matrix が得られる。

$$\begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \cdots & s_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式(1)の各要素は学生が投稿するキーワードと教員が設定したトピック間の Similarity となり、Similarity Matrix は学生数  $m$ 、教員が設定するトピック数  $n$  の行列として生成できる。このようにして得られた Similarity Matrix を手掛かりとして同一の興味や関心をもつグループを構成する方法を検討した。

#### 3.2 既存手法の適用

代表的なグループ分けの手法として、クラスタリングやマッチングがあり、これらの手法の適用可能性を検討した。

クラスタリングは Python の機械学習ライブラリ scikit-learn で試すことができる。ここでは、研究途上で生成した  $m=11, n=3$  の Similarity Matrix を用いて、K-means 法によるグループ分けを試行した。クラスタ数を 3 に設定したことで 3 グループに分けることはできたが、メンバ数は 5, 4, 2 となった。このように、クラスタリングの課題はグループに割り当てられるメンバ数が均等にならないことである。また、クラスタリングは、教師なし学習のため教員が設定したグループと形成したグループとの対応が明確でないということも課題となる。

次に安定マッチングとして知られている Gale-Shapley アルゴリズムの適用を検討した。このアルゴリズムの適用には学生と教員の双方で選好順序が必要となる。学生側の選好順序は Similarity Matrix を用いることができる。一方、教員側の選好順序として成績や GPA を用意すれば、このアルゴリズムの適用は可能となるが、それらは一教員が情報として得ることは難しく、また、教員としてもそうした選好順序をグループ形成に適用することは望まないと考えた。

以上のような検討の結果、これらの手法の適用は適切でないという結論に至った。

#### 3.3 提案する手法

Gale-Shapley アルゴリズムのようなマッチング理論によるグループ形成では序数による選好順序が用いられる。一方、Similarity Matrix では成分が数値で表現されるため、数値による分類が可能となる。本研究では、その特性を活用したグループ形成を試みた。

アルゴリズムは次の通りである。

- ① Similarity Matrix にて最大値をとる成分の行に対応する学生をその成分の列に対応するトピックグループに割り当てる。
- ② トピックに学生を順に割り当てるため、Similarity Matrix から割り当てた学生に対応する行とトピックに対応する列を除く。
- ③ すべてのトピックグループに一人ずつ学生を割り当てたらすべてのトピックを割り当て対象に戻す。
- ④ ①～③を繰り返し、すべての学生を割り当てたら終了する。

## 4. 実装およびテスト方法

### 4.1 Similarity Matrix の実装

提案する手法を平易に述べるために、ここまでは学生が投稿するキーワードは一つという前提としていたが、実装では学生による複数のキーワードの投稿を可能とする。その理由として、教員が設定した複数のトピックに対して興味深いトピックを複数持つ学生の存在や、一つのトピックのなかでもディスカッションを希望するテーマが複数あることによる。

この前提を踏まえた実装の概要は以下の通りである。

学生が複数のキーワード  $k_1, k_2, \dots, k_n$  を投稿した場合、教員が設定したトピック  $t_1, t_2, \dots, t_n$  に対してそれぞれの Similarity 計算する。そして、そのなかで最大の Similarity を Similarity Matrix の成分として採用する。

この事例として、トピック  $t_1$  に対して学生 1 が複数のキーワードを投稿した際の式(1)における  $s_{11}$  の算出方法を図 3 に示す。図 3 において  $sim_{11}, sim_{12}, \dots, sim_{1n}$  は学生が投稿したキーワード  $k_1, k_2, \dots, k_n$  と教員が設定するトピック  $t_1$  間の Similarity である。そして、実装では  $s_{11}$  に  $sim_{11}, sim_{12}, \dots, sim_{1n}$  のなかから最大値を代入する。この最大値を採用する理由は、教員が設定したトピックに対して、より強い関心を持つ学生をグループメンバとして割り当てるという本研究の前提による。また、この実装の副次的なメリットとして、学生が投稿するキーワードは 1 以上であれば何個でもよく、またそれぞれの学生の投稿数が異なっても Similarity Matrix を生成できる点である。

この Similarity の計算に必要な Word2Vec 用の学習済単語ベクトルは、東北大学 乾研究室の日本語 Wikipedia エンティティベクトル 2019 年 5 月 20 日版[7]を利用した。単語ベクトルは数 GB になることもあり、プログラムにおける読み込みに時間がかかることから、TGLE3 の内部に実装するのではなく、2つの単語を入力すれば、その Similarity を JSON データとして返す汎用的な Web API サービスとして実装した。Word2Vec は Python ライブラリ Gensim のひとつのクラスとして提供されるため、開発言語は Python3 とした。また、Similarity Matrix の処理には Numpy を使い、フレームワークは flask とした。基盤は研究用備品として購入していた Mac mini とした。

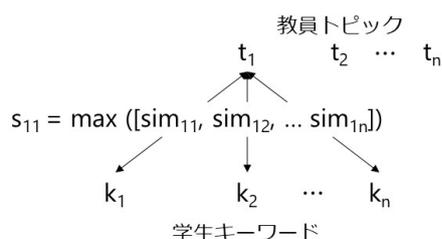


図 3 複数キーワードの Similarity  
 Fig. 3 Similarity of plural keywords

### 4.2 割り当てアルゴリズムの実装

前節で得られた Similarity Matrix を使い、3.3 で示したアルゴリズムを次の手順で実装し、トピックグループへの学生の割り当てを行う。

- ① Similarity Matrix において最大値をとる Similarity を Numpy argmax と unravel\_index で探索し、その列番号に対応するトピックグループにその行番号に対応する学生を割り当てる。
- ② 直前のステップで割り当てた学生行とトピック列を Numpy ですべて -1 とする。これは Similarity Matrix から削除する代わりに、Numpy argmax の探索対象から除く実装にしたことによる。
- ③ すべてのトピックグループへの学生の割り当てが一巡したら、割り当て済の学生を除いた初期値の Similarity Matrix に戻す。
- ④ ①～③を繰り返す。ただし、すべての学生を割り当てたら終了する。

この割り当てアルゴリズムの実装は、将来的には図 1 における TGLE3 に含めるが、現時点では単独で動作する Python3 のプログラムとした。

### 4.3 テストケース

次の項目をテストするための概要を示す。

- ① Similarity Matrix が生成できること。
- ② 学生がキーワード投稿時に想定したトピックグループに割り当てられること。

まず、教員が 3つのトピックを設定する想定とした。それぞれのトピックに対して 3名の学生を想定し、初めの学生はシソーラス[8]、2番目の学生は日本版 Wikipedia、3番目の学生は関連する Web サイトから 3つの単語を任意に選択し、それらを投稿する。ここまでの条件では、それぞれの学生が想定したトピックに割り当てられる予定調和の可能性があるため、敢えて乱れを生じさせるために、さらに 2 学生を追加し筆者が担当する授業からキーワードを選択した。また、追加した学生のうち一人は、投稿するキーワードを 2つとし、Similarity Matrix の生成に与える影響も確認した。最終的に学生を 11 名にしている理由は、必ずしも学生数は教員が設定したトピック数で割り切れない場合があり、割り当てに対するその影響を確認するためである。

## 5. 結果

結論から先に述べると 4.3 にて述べた確認項目については①は生成することができ、②は 1名の学生を除き想定したトピックグループに割り当てることができた。それぞれの詳細を以下に示す。

### (1) Similarity Matrix

想定したトピックは、筆者が担当する授業で扱っているプライバシー、セキュリティ、著作権を選択した。また、学生が投稿するキーワードを表 1 のキーワード列に示すが、

0.621	0.518	0.51
0.438	0.321	0.372
0.603	0.514	0.415
0.502	0.524	0.215
0.36	0.637	0.357
0.5	0.671	0.402
0.404	0.247	0.795
0.543	0.286	0.632
0.301	0.51	0.468
0.468	0.613	0.472
0.063	0.078	0.295

図 4 生成された Similarity Matrix

Fig. 4 Generated Similarity Matrix

出典列のソースからトピックに関する単語を選択した。これらのトピックとキーワードの相互の Similarity を開発したプログラムで処理した結果を図 4 に示す。各列は教員が設定したトピックに対応し、左から、プライバシー、セキュリティ、著作権である。また、各行はそれぞれの学生が投稿したキーワードから図 3 で示した方法によって得られた Similarity が成分となっている。Word2Vec における Similarity の範囲は[-1, 1]の範囲となり、同一の単語を比較した場合には最大値の 1 となる。表 1 に示すテストケースの条件では Similarity の最大値は 0.795、最小値は 0.063 となった。また、それぞれのトピックにおける平均(偏差)を参考までに記すと、プライバシー、セキュリティ、著作権の順にそれぞれ、0.437(0.112), 0.447(0.156), 0.448(0.115)となった。

## (2) グループ割り当て

はじめに、図 4 に示す Similarity Matrix を使ったグループ割り当ての詳細について確認する。

1 巡目の割り当て処理は、Matrix の中で最大値をとる(7,3)の位置にある 0.795 が初めに選択され、次に(6,2)にある 0.671 が選択され、次に(1,1)の 0.621 が選択される。これは、「No.7 の学生→著作権」、「No.6 の学生→セキュリティ」、

「No.1 の学生→プライバシー」と順に割り当てられたことを意味している。その後、2 巡目、3 巡目と同様の方法で割り当てられ、結果としてプライバシー、セキュリティ、著作権の各グループにそれぞれ 4 名、3 名、4 名が割り当てられた。割当順については表 1 割当順列に示す。

次に想定したグループに割り当てられたかという点を確認する。

表 1 の判定列にその結果を示しており、想定したトピックに割り当てられた場合は○、そうでない場合は×とした。結果として、No.4 以外の学生は想定したトピックグループに割り当てられた。一方、No.4 の学生はセキュリティグループを想定していたが、プライバシーグループに割り当てられた。この結果に関する考察は次章で述べる。

## 6. 考察

### (1) 割り当て結果の妥当性

表 1 では、11 人の学生のなかで No.4 を除く 10 人の学生がキーワードを生成した際に想定したトピックに割り当てられたことから、学生がディカッションを希望するトピックに関するキーワードを投稿すれば、多くは教員が設定したトピックに割り当てられることを確認できた。ただし、No.4 の学生については想定したトピックとは異なるトピックに割り当てられたため、その詳細を確認した。

まず表 1 における No.4 の割当順が 8 であることから、3 巡目に割り当てられていることがわかる。そのプロセスは次の通りである。

- 3 巡目は割当順が 7 から始まるが、そこでは No.10 が先にセキュリティに割り当てられている。それはセキュリティトピックにおける No.4 の Similarity が 0.524、No.10 の Similarity が 0.613 であるため、アルゴリズム通りである。そのため、3 巡目では No.4 はセキュリティに割り当てられない。
- 表 1 の割当順列から No.4 は 8 番目に割り当てられていることがわかるので、No.10 が 7 番目に割り当てられ

表 1 トピックとキーワードによるグループ割り当て結果

Table 1 Group assigned by similarity matrix of instructor's topics and student's keywords

No	キーワード投稿時に想定したトピック	キーワード	出典	ツールによって割り当てられたトピックグループ	割当順	判定
1	プライバシー	個人情報, 非公開, インフォーマル	シソーラス	プライバシー	3	○
2	プライバシー	私生活, 保障, 匿名	Wikipedia	プライバシー	10	○
3	プライバシー	個人情報保護, 保護, 漏えい	プライバシーマーク制度[9]	プライバシー	6	○
4	セキュリティ	安全, 警備, 保安	シソーラス	プライバシー	8	×
5	セキュリティ	アプリケーション, ネットワーク, IT	Wikipedia	セキュリティ	4	○
6	セキュリティ	脆弱性, パスワード, 暗号	IPA Web サイト [10]	セキュリティ	2	○
7	著作権	複製権, コピーライト, 著作権	シソーラス	著作権	1	○
8	著作権	権利, 財産権, フェアユース	Wikipedia	著作権	5	○
9	著作権	文化庁, 海賊版, プログラム	文化庁 Web サイト [11]	著作権	9	○
10	セキュリティ	SSL, 認証, ポリシー	授業資料	セキュリティ	7	○
11	著作権	ジャスラック, 音楽教室	授業資料	著作権	11	○

た直後の Similarity Matrix を図 5 で確認する。図 5 では、7 番目までに割り当てられた学生に対応する行と 3 巡目の 1 番目に No.10 が割り当てられたセキュリティピック列が割り当て対象外となる。この時点の Similarity Matrix のなかでは 0.502 が最大値となっているため、この行番号に対応する No.4 の学生が列番号 1 のプライバシーに 8 番目に割り当てられる。

$$\begin{bmatrix} - & - & - \\ 0.438 & - & 0.372 \\ - & - & - \\ 0.502 & - & 0.215 \\ - & - & - \\ - & - & - \\ - & - & - \\ 0.301 & - & 0.468 \\ - & - & - \\ 0.063 & - & 0.295 \end{bmatrix}$$

図 5 No.4 割当時の Similarity Matrix  
Fig.5 Similarity Matrix at No.4 assignment

こうして、No.4 はアルゴリズム通りにプライバシーグループに割り当てられていることがわかる。次に、No.4 がプライバシーに割り当てられた意義を考察する。

No.4 の Similarity がプライバシーピックのなかで上から 4 番目の 0.502 となっている理由は、投稿したキーワードのなかの“安全”とプライバシーの Similarity が 0.502 であることによる。実際にインターネットで検索してみると「プライバシーは個人の安全面で重要な部分を占めている」、「ユーザーデータの安全性に重点を置いてプライバシーを構築」といった文脈で使われている。このようにキーワードによっては複数のピックで高い Similarity を持つ単語がある。それにより、学生が割り当てられたピックグループは、投稿したキーワードと何らかの強い関連性を

有しており、ディスカッションを通じて新たな関連性を認識する思わぬ気付きにつながる可能性があり、学習の視点からの意義を持つと考える。

## (2) 単語ベクトルに関わる課題

本研究で用いた日本語 Wikipedia エンティティベクトルに含まれる単語数は  $\text{len}(\text{model.wv.vocab})$  で求めることができ、その数は 1,015,474 である。これだけの単語数であればほとんどの単語が網羅されているかという点、必ずしもそうではない。表 1 のキーワード列に記載されたすべてのキーワードは日本語 Wikipedia エンティティベクトルにすべて含まれているが、特に直近の用語である“メタバース”“DX”“コロナウイルス”といった単語は含まれていない。参考までに、他の単語ベクトルを含めて主要な単語の登録状況を調べた結果を表 2 に記載する。

最新のトピックをグループでディスカッションするといった授業設計をする場合には、それらが登録された単語ベクトルを用意する必要がある。しかしながら、公開されている多くの単語ベクトルは 2020 年より前に生成されたものであり、2020 年以降の単語ベクトルは筆者の知る限り現時点で公開されていない。そのため、最新の状態にアップデートされている単語ベクトルがないという点が課題となる。また、表 2 においては次のような課題もあることがわかる。

- wikipedia2vec においては、デジタルトランスフォーメーションやメタバースといった最新の単語が登録されているにも関わらず、VR、バーチャルリアリティ、ビッグデータ等の単語が登録されていない。

表 2 単語ベクトルに登録されている単語比較  
Table 2 Comparison of words including in word vectors

	日本語 Wikipedia エンティティベクトル	chive-1.2-mc5	wikipedia2vec
デジタルトランスフォーメーション	×	×	○
メタバース	×	○	○
VR	○	○	×
バーチャルリアリティ	○	○	×
ビッグデータ	○	○	×
AI	○	○	×
ディープラーニング	○	○	○
機械学習	○	○	×
BCP	○	○	×
GDPR	×	×	×
ランサムウェア	×	○	○
セキュリティ	○	×	○
セキュリティー	○	○	○
データソース	日本語版 Wikipedia	国語研究所 日本語ウェブコーパス	日本語版 Wikipedia
公開	2019 年 5 月	2020 年 10 月	2018 年 4 月

- chive-1.2-mc5 においては、セキュリティーは登録されているが、セキュリティは登録されていない。理工系の用語では“一”は省略されることが多いため、関連するシステムにて調整が必要となる。

## 7. おわりに

本研究では、教員が設定したトピックに関するキーワードを学生から投稿し、それらの単語間の類似性に基づき意図的にグループを形成する授業支援システムを提案した。単語間の類似性は Word2Vec によって数値で表現される Similarity として得ることができ、行を教員のトピック、列を学生のキーワードとして、その成分を Similarity とする 2次元の Similarity Matrix として生成することができる。これまでは、学生が興味のあるトピックに順位をつけ、教員は何らかの学生属性から得られた優先度を基準にしてグループ割り当てをすることが一般的であった。本研究はこれを順位ではなく数値で表現される Similarity Matrix の特性をいかし、Similarity が高い順にトピックグループに学生を割り当てるというアルゴリズムにより、トピックに関連性の高いキーワードを投稿した学生をそのグループ割り当てることができることを示した。一方、Word2Vec の入力データというべき単語ベクトルについては課題が多く、最新のデータが登録された単語ベクトルの必要があること、また、理工系の用語にも対応する必要があること、といった課題が明らかになった。

2018 年から開始した本研究はこれまでサブシステム毎に研究テーマを設定して継続してきたが、主要なサブシステムの研究を完了したので、これからはそれらを統合した包括的なシステム実現を目指していきたい。

**謝辞** 本研究は JSPS 科研費 18K11581 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 常盤祐司:意図的にグループを形成する大規模授業支援システムの概念実証, 情報処理学会研究報告 教育学習支援情報システム(CLE), 2019-CLE-27,13,pp 1-5 (2019).
- [2] 常盤祐司:意図的にグループを形成する授業支援システムの授業への適用と評価, 情報処理学会研究報告 教育学習支援情報システム(CLE), 2020-CLE-30,21,pp 1-6 (2020).
- [3] 常盤祐司:意図的にグループを形成する授業支援システムの LTI 1.3 化, 情報処理学会研究報告 教育学習支援情報システム(CLE), 2021-CLE-33,10,pp 1-6 (2021).
- [4] Project History - CATME  
<https://info.catme.org/instructor/history-research/who-are-we/> (参照 2022-02-06).
- [5] CATME Project, <https://www.catme.org/login/index> (参照 2022-02-06).
- [6] 緒方広明:ラーニングアナリティクス, 教育ビッグデータの分析による教育変革, Nextcom Vol.45 2021 Spring, pp 12-21 (2021).
- [7] Wikipedia Entity Vectors 20190520,  
<https://github.com/singleton/WikiEntVec/releases> (参照

- 2022-02-06).
- [8] 類語辞典・シソーラス・対義語 - Weblio 辞書,  
<https://thesaurus.weblio.jp/> (参照 2022-02-6).
- [9] プライバシーマーク制度 | 一般財団法人日本情報経済社会推進協会 (JIPDEC),  
[https://privacymark.jp/system/about/outline\\_and\\_purpose.html#01](https://privacymark.jp/system/about/outline_and_purpose.html#01) (参照 2022-02-06).
- [10] 情報セキュリティ 10 大脅威 2021:IPA 独立行政法人 情報処理推進機構,  
<https://www.ipa.go.jp/security/vuln/10threats2021.html> (参照 2022-02-06).
- [11] 令和 2 年通常国会 著作権法改正について | 文化庁,  
[https://www.bunka.go.jp/seisaku/chosakuken/hokaisei/r02\\_hokaisei/](https://www.bunka.go.jp/seisaku/chosakuken/hokaisei/r02_hokaisei/) (参照 2022-02-06).