



授業改善に関する実践的研究 : 15. テキストマイニングによる学習ポートフォリオ評価

米谷, 淳

(Citation)

大學教育研究, 27:125-138

(Issue Date)

2019-03

(Resource Type)

departmental bulletin paper

(Version)

Version of Record

(JaLCD0I)

<https://doi.org/10.24546/81010694>

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/81010694>



授業改善に関する実践的研究

ー15. テキストマイニングによる学習ポートフォリオ評価ー

An Action Study on the Improvement of Teaching and Learning in General Education:

15. Evaluating Learning Portfolio by Using Text Mining

米谷 淳（神戸大学 大学教育推進機構 教授）

要旨

学習ポートフォリオの評価をテキストマイニングにより効率化・客観化しようとする取り組みの手始めに、平成 28 年度第 1 クォーター「心理学 A」の 139 人の受講生が書いた学習ポートフォリオを KH Coder3 を利用してテキストマイニングしてみた。KH Coder3 を用いることにより形態素分析や様々な手法の多変量解析とグラフ化を短時間で簡単にできたが、データファイル作成、語の取捨選択、仮説コードの作成にかなり時間と労力がかかり、テキストマイニングを学習ポートフォリオ評価に利用することは現実的でない結論された。一方、仮説コードを作成してクロス表の検定をした結果、学習ポートフォリオに含まれる「気づき」「目標理解」「予復習」「授業の特色」の出現率が成績、出席数、授業外学習時間と関連していることが確かめられた。テキストマイニングにより学習ポートフォリオ評価の効率化は図れなかったが、それにより学生が自らの学習活動とその成果をどのようにとらえているかを教員が客観的に理解するのに役立つ示唆が得られると結論された。

1. はじめに

本論文は、前回（米谷，2018）に引き続き、BEEF¹による学修支援に関する事例報告である。特定の授業科目について、学習ポートフォリオ²を利用して大学生の学習過程と学習成果を評価する際に、テキストマイニングを利用して効率化と客観化（計量化）を試みた。ここでは、その経験をもとにテキストマイニングの有効性と意義について論じる。

1.1 成績評価における学習ポートフォリオの利用

筆者は「心理学 A」を 1 つのクォーターで 1～2 コマ担当している。成績評価は、毎週受講生に課す教科書クイズと発展学習、毎回の授業中に受講生に書かせて提出させる課題、

¹ 神戸大学情報基盤センターが 2015 年から全学の授業等のために教職員に提供している学修支援システムであり、Moodle をベースにカスタマイズして運用している。

² 学習ポートフォリオは、一般に、特定の授業や教育プログラムについて学生が集積した学習活動に関わる資料全体を指す。大学教育においてはメンター教員の指導のもとで学生が作成する学習活動の振り返りに使用される（Zubizarreta, 2004）が、総括的な学習記録や書かれた振り返りを意味することもある（ゲーリー土持，2011）。本論文では、「学習ポートフォリオ」をこうした意味で用いる。

クォーター終わりにさせる客観テストと学習ポートフォリオ、全員必須ではなく随時受け付けている自由なテーマで書かせるレポート等をもとに総合的に行う。授業中の課題以外にはクイズ形式やレポート形式の課題であり、それらの提示・提出・採点・フィードバックは BEEF で行う。

クォーター終わりに受講生に課す学習ポートフォリオ課題の例を表 1 に示す。これは 2016 年度第 1 クォーターで受講生に課したものである。説明文にあるように、その評価は成績に加味される。受講生は当該授業に関して行った自らの学習活動を振り返り、学習目標とそれを達成するための方法、学習活動において努力・苦労・工夫した点、学習成果、授業中の質問紙調査への協力や授業時間外に参加した心理学実験の概略とコメント、KULiP³へのコメント、授業全般への感想を 1000～2000 字にまとめて提出する。

表 1 学習ポートフォリオ課題の例

あなたがこの授業に関して自分で行った学習をふりかえり、学習ポートフォリオを作成しなさい。具体的には以下の各事項について書きなさい。全体で1000字～2000字程度。解答はテキストボックスに直接書き込むこと。

1. 学習目標
2. 学習目標を達成するための方法
3. 努力した点、苦労した点、工夫した点など
4. 学習成果（どんな気づきや学びが得られたか、それは生活や今後の勉学にどう役立つかなど）
5. 参加した実験・調査の内容と感想
6. KULiPを活用してのコメント（必須）
7. この授業についての感想、意見、要望など（必須）

以前、筆者は期末試験で学生に学習ポートフォリオを書かせていた。同時に、○×式の問題や選択問題や論述式問題を出していたが、知識や理解を問うだけでは、受講生が当該授業に関してどのような学習活動を行い、どのような成果をあげたかを判断・評価することは難しい。むしろ、学習ポートフォリオだけで成績評価をすることは信憑性や客観性の点で問題である。

学習ポートフォリオ、すなわち、書かれた振り返りだけでは、学生が本当に力をつけたか確認できない。よい成績がほしいために、やってもいないことを「やった」、できないことを「できるようになった」と偽る者もいるだろうし、そうでなくとも主観的な評価はあてにならない。妥当性や信憑性を高めるには、教員評価に用いられるティーチング・ポートフォリオ（セルディン，2007）と同様、第三者から認定・評価を受けた証明書や推薦書等を添付したり、成果集や確認可能な活動実績一覧を添付したりして、根拠を明示させる必要がある。

筆者は、なるべくすべての成績評価作業を BEEF で済ませるように心がけている。ペー

³ 総合・国際文化図書館にある、いくつかの講義に関連する参考文献のコーナーであり、専門書や映像資料が陳列されている。米谷（2018）を参照されたい。

パーレス化を図り負担を軽減して省エネ・省資源に努めるとともに、評点やコメントをできるだけ早く学生にフィードバックしたいためでもあるが、同時に、経験学習のサイクル (Kolb, 1984) を回して、受講生が自らの学習活動を改善したり、新たな課題を設定したりするのを支援・促進したいためである。これにより学生が「自己教育力」⁴あるいは「自己学習力」(「自己評価力」)⁵を高め、自主学習の習慣とスキルを身につけた立派なアクティブラーナーとなっていくことを期待している。

1.2 テキストマイニングを利用した学習ポートフォリオ評価

しかし、学習ポートフォリオの活用は容易ではない。評価作業にかなりの時間と労力を要する。期末試験で答案用紙に学習ポートフォリオを書かせていた時は、それを1枚1枚、一字一句に目を通し、体裁、内容、独創性の観点から予め設定した基準を基に採点した。担当したクラスの多くが100人を超す大規模クラスだったので、採点作業は大変だった。また、受講生個々の個人情報を含む答案は厳重に保管し、定められた時期に適切な手段により廃棄しなければならない、授業研究に用いることは難しい。

BEEF で電子的に提出させた学習ポートフォリオは、氏名、学生番号等の個人情報を削除して匿名化し、厳重に管理するなら研究に用いても問題ないと考える。成績や授業アンケート回答とリンクさせることにより、学習成果に関する要因分析や仮説検定が可能となる。

さらに、パソコンを利用してテキストマイニング⁶することにより、時間も手間もそれほどかかずに学習ポートフォリオを分析することが可能となると考える。近年、統計や形態素解析等の無償ソフトを利用してパソコンで大量のテキストデータを集計・分析する手法が開発され、誰でも使用できるようになっており、解説書や入門書も出されている (例えば、樋口, 2014・小林, 2017・牛澤, 2018)。

何日もかかる大量の学習ポートフォリオを手作業で採点するのは、採点基準の揺らぎや

⁴ 梶田 (1985) を参照されたい。

⁵ ポートフォリオは、1970年代から「標準テスト」だけによる学習評価の弊害への対策として米国の教育現場に導入され、その後、日本の小中高で「総合的学習」に合わせて2000年頃から文部科学省の主導のもとに現場で広く用いられるようになったが、そのねらいは「主導と評価の一体化」、子どもの「自己学習力」(「自己評価力」)の向上、国民への「説明責任」であった (高浦, 2002: 11)。「ポートフォリオ評価は「子どもの自己評価」の習慣や能力を育てるうえで極めて効果的である」 (高浦, 2000: 18)。

⁶ 樋口 (2014) は、テキストマイニングを「コンピュータによってデータの中から自動的に言葉を取り出し、さまざまな統計手法を用いた探索的な分析を行う。それによってパターンやルール、ひいては知識の発見を目指す」(樋口, 2014: 1)ものとし、社会調査等に用いられてきた質的データ分析法である「内容分析」(content analysis)と区別している。彼が開発したパソコンとKH Coderを用いる手法である「計量テキスト分析」は、従来の内容分析で用いられてきたCorrelationalアプローチとDictionary-basedアプローチを「接合」して、それらの長所を併せ持つものであるという (樋口, 2014: 17)。本論文では、そうした概念的背景にこだわらず、「テキストマイニング」という用語を用いる。

疲労による集中力低下もあり、公平で客観的な採点がどこまでできているか疑問である⁷。もし、パソコンでテキストマイニングすることにより、学習ポートフォリオの評価を客観的かつ効率的にできるようになれば、成績評価がより理想的なものに近づくだろう。

本研究は筆者のこれまでの授業改善に関する実践的研究と同様、大学教員が日々の授業実践の中で授業改善を進めていく方法についての実践に基づく考察であり、パソコンでテキストマイニングすることにより学習ポートフォリオ評価を効率化・客観化できるか、また、テキストマイニングから授業改善への有意義な示唆が得られるかを検討する。

2. 方法

2.1 分析対象

分析に用いた学習ポートフォリオは、平成 30 年度第 1 クォーターで学生が BEEF で提出した 144 人分から、履修取消者、BEEF による授業アンケートに回答しなかった者、合わせて 5 人の分を除外した 139 人分である。分析対象となった学生の内訳は男 124 人、女 25 人、工学部 130 人、他学部 9 人で、1 年 6 人、2 年 119 人、3 年以上 14 人であった。

BEEF 上のテキストボックスに受講生が書き込んだものを Excel 形式でパソコンにダウンロードし、パソコン上で授業アンケートのデータや成績を追加した後に匿名化したデータファイルを分析に用いた。

2.2 使用したパソコンとソフト

分析に用いたパソコンは HP 社製 ProBook430G3 (CPU : Intel Core i5, 2.30GHz、システムメモリ : 8GB、OS : Windows 10 Pro) であった。テキストマイニングに使用したソフトは樋口耕一氏が開発した KH Coder⁸であり、それには統計ソフト R や形態素解析ソフト茶筌などのフリーウェアソフトが含まれていた。

ソフトの使用にあたって、まず樋口 (2014) や牛澤 (2018) を読んだ上で、それらに記されている分析例をパソコンで試して動作を確認した。そして、分析例を参照しながら、データ準備から図表の作成・保存まで、作業内容と所要時間を記録しながら分析を進めた。作業は何度も繰り返した所もあるが、その場合は最後に行なった作業を計測対象とした。

3. 結果

実際に行なったテキストマイニング作業を、牛澤 (2018) にならい、データ準備、前処理、抽出語の分析、外部変数の設定と対応分析、仮説のコード化と検証の 5 つのステップ

⁷ 筆者が学習ポートフォリオ評価だけにたよらず、客観テストや授業中の課題や発展学習やレポートをもとに総合的に成績評価をしているのはそのためである。

⁸ <http://kncoder.net> (平成 31 年 1 月 22 日アクセス) から Windows 版をダウンロードしてパソコンにインストールして使用した。

に分けて記述し、分析結果を示す。

3.1 データ準備

テキストマイニングの最初は KH Coder3 に読み込ませるデータファイルの作成である。BEEF から平成 30 年度第 1 クォーター「心理学 A」の授業アンケートの回答データを Excel 形式でダウンロードし、加工した。BEEF で実施した授業アンケートは、性別、学年、学部等を聞く 4 問と、当該授業に関連する授業外学習時間（1 週間あたりの平均）と成績の自己評価を問う 2 問の他、BEEF についての 6 問の計 12 問からなっていた。ダウンロードした Excel 表に成績表から評点をコピーして貼り付けた。

その際、授業アンケートの回答と成績が対応するよう調整した。BEEF の受講者名簿は履修登録時のものであり、その後履修取消をした受講者が複数いるので、こうした「名寄せ」を行わなければならない。それは注意力と集中が必要な上、目が疲れるディスプレイ作業である。今回は 148 人の授業アンケートのデータから 9 人のデータを削除したが、見直しを含め約 20 分かかった。

こうしてデータファイルを作成した上で、BEEF からすべての提出者の学習ポートフォリオをダウンロードし、1 人 1 人のファイルを開け、そこから学習ポートフォリオに該当する部分（表 1 の 1 から 4 までの部分）を取り出して Word に貼り付け、見出しや改行を削除し 1 つの段落に編集した。それをコピーして、データファイルの同一人物の行の一番右の列に貼り付けた。これには 1 人当たり 1~3 分かかり、139 人分行うのに約 8 時間かかった。その後、データファイルから氏名を削除した。こうして得られた 139 人の学習ポートフォリオは、字数が最大 1521、最低 162、平均 650.4（SD=210.9）であった。

3.2 前処理

作成したデータファイルを KH Coder3 に読み込ませ、「前処理」メニューの「分析対象ファイルのチェック」を使ってデータファイルの自由記述部分をチェックして問題点⁹を自動修正した後、「前処理の実行」を行った。前処理を実行することにより、テキストが形態素に分割される。さらに、語尾が変化しているものは原型として統一され、品詞に分類されて抽出語リストが作成される。前処理を実行後、「ツール」メニューの「抽出語リスト」をクリックすると、抽出語が品詞別、頻度別に一覧でき、それを Excel 形式のファイルに保存することができる。

実際の作業では、こうした前処理を一回で済ますことはできない。前処理によって得られた抽出語リストを見て、語の抽出が適切になされているか確認する。適切でなければ、「前処理」メニューにある「語の取捨選択」を行ってから前処理を実行し、抽出語リスト

⁹ 今回の作業においては、KH Coder3 でデータファイルの自由記述部分をチェックしたところ「望ましくない半角文字」が 2箇所みつき、ソフトにより自動的に削除した。

を見て、語の抽出が適切か再確認する。場合によってはこれを何回か繰り返す必要がある。

語の取捨選択をせずに実施した 1 回目の前処理は 18 秒かかった。その結果、139 ケースから 1,782 の文が切り分けられ、抽出されたのべ 55,501 語（異なり語 2,747）のうち 22,012 語（2,331）が使用されることになった。その後、語の取捨選択をして前処理を実行して「抽出語リスト」を確認するという作業を、数回繰り返した。

最終的に、語の取捨選択に用いる強制選択語リストと除外語リストのファイル（表 2）を作成して「語の取捨選択」をした上で前処理を行なったところ、17 秒かかった。その結果、139 ケースから切り分けられた文の数は 1,635、総抽出語は 54,073、異なり語は 2,757 となり、それぞれ 20,746、2,341 が使用されることになった。

表 2 前処理に使用した強制抽出語と除外語のリスト

強制抽出語	心理学 A、学習目標、達成目標、不可能図形、曖昧図形、錯覚、錯聴、注意の実験、思考の問題、発展学習、教科書クイズ、授業の課題、復習クイズ、同調性バイアス、正常性バイアス、傍観者効果、キティージェノベーゼ、マーフィーの法則、BEEF、beef、自分自身、自身
除外語	努力、工夫、苦勞、成果、A、授業、単位、神戸、神戸大、神戸大学、大阪、山根、谷口、身、---cell---

3.3 抽出語の分析

こうして得られたデータファイルを使用して、いくつかの多変量解析を行い、抽出語（以下、「語」と略す）の分類をすることにした。今回は、Jaccard 係数¹⁰を語と語の関連性（共起性）の指標とし、多次元尺度法、クラスター分析、共起ネットワーク等の統計的手法により抽出語の分類とカテゴリーの解釈を試みた。

図 1 にクラスター分析の結果を示す。図 1 は 2341 種類、のべ 20746 の語を用い、Jaccard 係数を共起性の尺度として Ward 法によってクラスター分析を行なった結果である。分析では、語の最小出現数を 40、最小文書数を 1 とした。

3.4 外部変数の設定と対応分析

テキストマイニングにおいて、語を分類して得られるカテゴリーを解釈する際に、それぞれのカテゴリーが外部変数とどのような関係にあるかを調べることにより、多くの示唆が得られる。KH Coder3 に含まれる対応分析（コンポーネント分析）や共起ネットワークにより、その関係を視覚化してとらえることができる。成績、出席回数、授業外学習時間

¹⁰ 2 つの語 X と Y のどちらか一方が出現する文書数を $n(X \cup Y)$ 、両方が同時に出現する文書数を $n(X \cap Y)$ とすれば、X と Y の Jaccard 係数は $n(X \cap Y) / n(X \cup Y)$ により求められる（牛澤, 2018: 52）。

を外部変数として行なった対応分析の結果を図 1 に、成績を外部変数として描いた共起ネットワークを図 2 に示す。いずれも、分析は語の最小出現数を 40、最小文書数を 1、Jaccard 係数を共起性の尺度として Ward 法によって行なった。

図 1 から成績と出席回数にはあまり関係がないことが見てとれるが、成績と語に何らかの関係性があることがうかがわれる。図 2 から、成績の水準に応じて関連性の高い語が異なっていることがわかる。

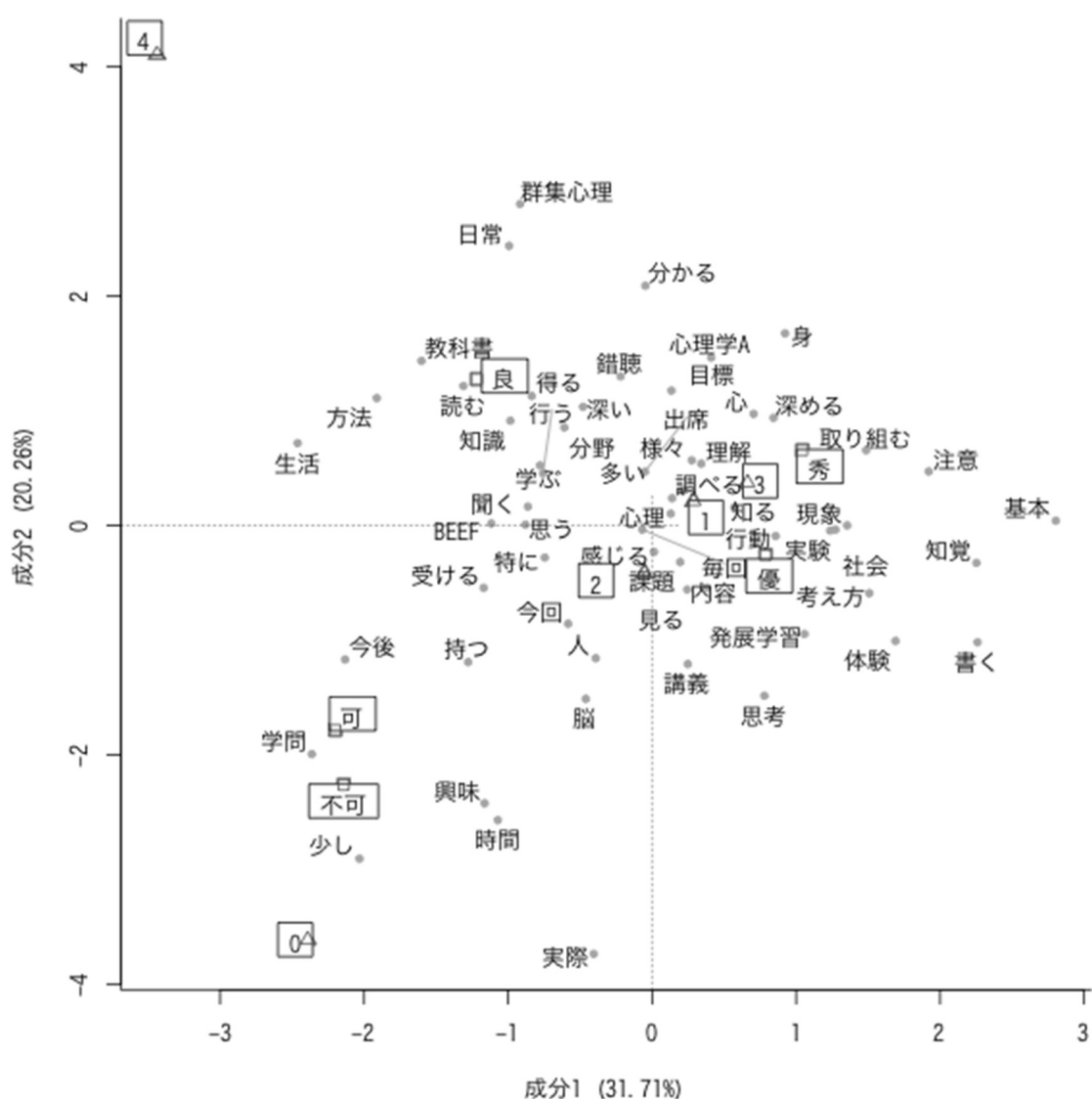


図1 成績と出席回数を外部変数として行なった対応分析の結果（語の最低出現数は40）
（成績は「秀」「優」「良」「可」「不可」、四角で囲んだ数字は出席回数）

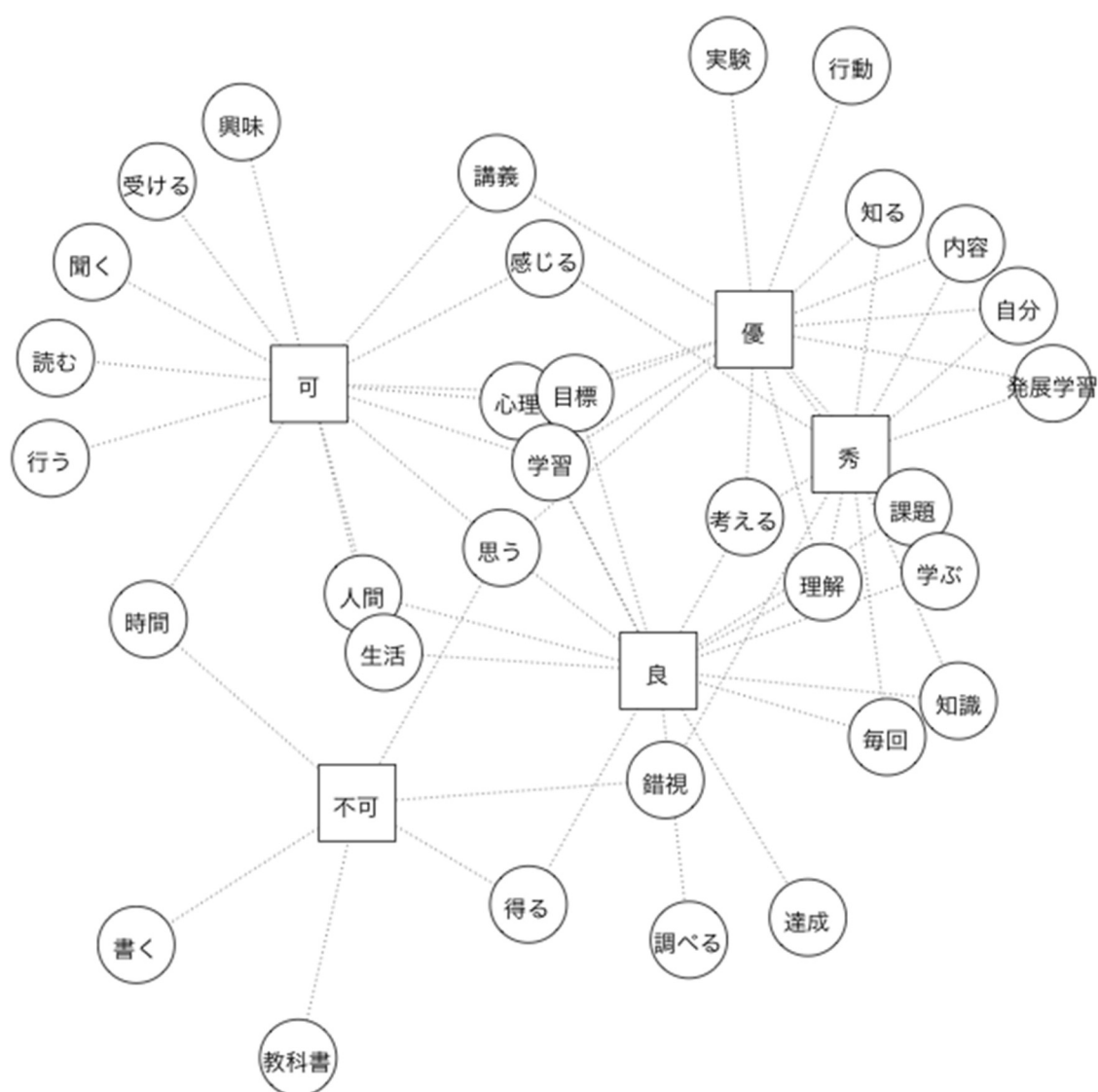


図2 成績を外部変数として描いた共起ネットワーク（語の最低出現数は40）

3.5 仮説のコード化と検証

テキストマイニングの最終段階では、語の分析により得られた結果をもとに、語をいくつかのカテゴリーに分類し、それをコード化した後、外部変数とカテゴリーとの関係を、クロス表と χ^2 検定により検証する。仮説のコード化にあたってはクラスター分析の結果（補遺）を参考に7つのカテゴリーを作成した（表3）。名称は語の分析だけでなく、文書単位の分析の結果を踏まえて各カテゴリーを解釈して命名したが、恣意的である。

外部変数として、出席数、成績、授業外学習時間、成績の自己評価の他、BEEF についての項目を用いた。なお、出席回数 4 回が 2 人しかいなかったため、その 2 人のデータを除外し、出席数、成績については、すべてのカテゴリーの水準が頻度 5 以上になるよう、2 つの水準を 1 つにまとめたものもある。すなわち、出席数の 4 回と 5 回、成績の「可」と

「不可」を1つの水準にした。

表3 仮説コーディングに用いたカテゴリーとそれに含まれる語（最低出現数 40）

番号	名称	含まれる語
1	目標理解	考え方、基本、社会、実験、行う
2	気づき	知識、得る、受ける、感じる、少し
3	予復習	教科書、読む、発展学習、教科書クイズ、取り組む、深める
4	授業の特色	書く、見る、錯視、多い、興味、聞く、内容、講義
5	主体的学習	知識、心理、思う、理解、学ぶ、自分、課題、調べる、人間、行動
6	学び方	学習、考える、達成、学習目標、目的、方法
7	科目の特徴	群集心理、分野、日常、生活、現象、心理学A

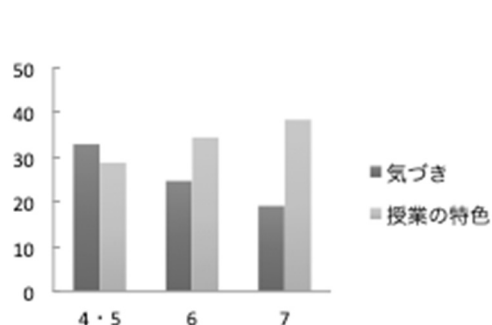


図3 出席数と「気づき」「授業の特色」の出現率 (%) との関係

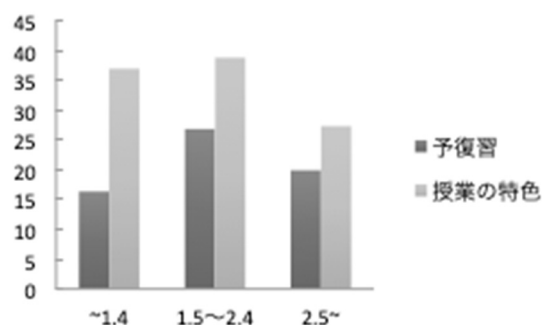


図4 授業外学習時間（時間）と「予復習」「授業の特色」の出現率 (%) との関係

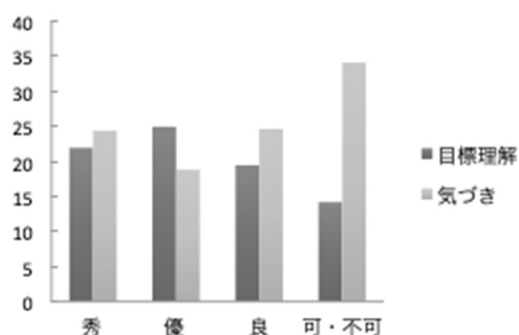


図5 成績と「目標理解」「気づき」の出現率 (%) との関係

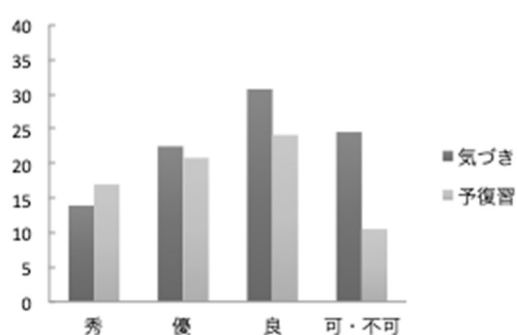


図6 成績の自己評価と「気づき」「予復習」の出現率 (%) との関係

χ^2 検定の結果、出席数×「気づき」(df=2, $\chi^2=18.287$, $p<0.01$)、出席数×「気づき」

($df=2$, $\chi^2=6.751$, $p<0.05$)、成績×「目標理解」($df=3$, $\chi^2=12.346$, $p<0.01$)、成績×「気づき」($df=3$, $\chi^2=22.197$, $p<0.01$)、成績の自己評価×「気づき」($df=3$, $\chi^2=31.138$, $p<0.01$)、成績の自己評価×「予復習」($df=3$, $\chi^2=13.202$, $p<0.01$)、授業外学習時間×「予復習」($df=2$, $\chi^2=21.863$, $p<0.01$)、授業外学習時間×「授業の特色」($df=2$, $\chi^2=8.987$, $p<0.05$) の組み合わせについて、外部変数によるカテゴリー出現率の変動が有意であった。

図 3 に示すように、出席数が増すにつれて「気づき」の出現率が減少するのに対して、「授業の特色」の出現率が増加する。図 4 に示すように、授業外学習時間が 2.5 時間以上の時の「授業の特色」の出現率が他より低い一方、1.5 時間以上 2.5 時間未満の時の「予復習」の出現率が他より高い。図 5 に示すように、成績が「可・不可」の時に他より「目標理解」の出現率が高く「気づき」の出現率が低い。これに対して、図 6 に示すように、成績の自己評価と「気づき」の出現率は傾向が異なり、「良」のところにピークがある。また、成績の自己評価と「予復習」の出現率も同様の傾向がある。

実際の成績と成績の自己評価分布を比較したところ、 χ^2 検定で有意な違いがあった ($df=3$, $\chi^2=15.043$, $p<0.01$)。表 4 に示すように、自己評価の方が実際の成績より「甘く」なる傾向がある。

表 4 実際の成績と成績の自己評価の分布

成績表記	実際の成績	自己評価
秀	11(7.9%)	33(23.7%)
優	76(54.7%)	64(46.0%)
良	34(24.5%)	33(23.7%)
可	18(12.9%)	9(6.5%)

4. 考察

4.1 テキストマイニング作業について

まず、今回行なったパソコンと KH Coder3 を利用したテキストマイニングの作業について総括する。実際に、139 人が書いた平均 650.4 語の学習ポートフォリオをテキストデータとして、パソコンを用いてテキストマイニングを行なってみた。ソフトのインストールから初め、上述した結果を得るのに 10 日間以上を費やした。有償のセットアップシステムにより Mac へのインストールを 2・3 日やってみたが、結局うまくいかず、Windows パソコンに KH Coder2 をインストールしてリハーサルを行い、KH Coder3 をインストールしてテキストマイニングを行なった。牛澤 (2018) のわかりやすい解説があったので、ソフトの操作に戸惑うことはなく、テキストマイニングの作業自体はやりやすかった。

しかし、データ準備において BEEF から 148 人の学習ポートフォリオをダウンロードし

て、その一つ一つのファイルからテキスト部分を取り出して整形し、他のデータとマージしてデータファイルを作るのに8時間もの時間がかかった。

KH Coder3 を用いた作業では、満足のいく語の抽出ができるまでに前処理を5回以上繰り返した。また、仮説コーディングのための語の分類を3回以上行なったが、そのたびに「語の分析」として、KH Coder3 が提供する「多次元尺度法」「階層クラスター分析」「共起ネットワーク」「対応分析」「自己組織化マップ」のすべての手法を試してグラフを作成してみた。さらに、クロス表の検定 (χ^2 検定) のためにすべての水準の頻度を5以上にしなければならず、そのためにデータファイルの修正を3回以上行なった。こうしたデータ解析は、パソコンの処理時間が長くて30秒もかかっておらず、グラフを読んだりファイルを手直ししたりする時間の方が何倍もかかった。

150 近い素データを処理するとはいえ、これほど手間暇がかかるとは予想していなかった。また、「Jaccard 係数」「共起ネットワーク」「対応分析」「自己組織化マップ」といった見慣れない用語が出てくるのが、初心者には違和感が大きい。テキストマイニングを何度も経験しながら、それらの用語に徐々に慣れ親しんでいくしかないかもしれない。

以上を鑑み、学習ポートフォリオの分析のためにテキストマイニングを利用することは決して楽ではなく、成績評価作業の一環としてそれを行うことは、今のところ現実的ではないと結論する。言うまでもなく、それは KH Coder3 の使い勝手が悪いことが理由ではなく、BEEF からダウンロードしたファイルからテキストを抽出して編集する作業や、語の取捨選択やクロス表の検定のためにデータファイルを手直しする作業に、手間暇がかかりすぎることが理由である。

4.2 テキストマイニングから得られた知見について

表4が示すように、学生が自己評価した主観的な成績と実際の客観的な成績に「ずれ」がある。自分で成績を予想すれば本当の成績より甘くなりがちである。そうした主観的評価の楽天的な特性が今回の分析からもうかがえる。

図5と図6を比較すると、成績の主観的評価と客観的評価には、学習ポートフォリオにおける「気づき」「目標理解」「予復習」と命名されたカテゴリーの出現率との関係性に違いがあることがわかる。すなわち、客観的評価は「気づき」と「目標理解」と関連しているのに対して、主観的評価は「気づき」と「予復習」と関連している。また、「気づき」の出現率は、客観的評価では「可・不可」が他より高いのに対して、主観的評価では「可・不可」が他より低い。このことより、主観的評価が成績を規定する要因とは異なる要因によって影響を受けていると考える。

図3と図4から、「授業の特色」の出現率が出席数や授業外学習時間と、傾向は同じではないものの、関連性がある一方、出席数は「気づき」の出現率と、授業外学習時間は「予復習」の出現率と関連があることがわかる。このように、学習ポートフォリオに含まれる

いくつかのカテゴリーは、成績、成績の自己評価、出席数、授業外学習時間との間に、一様でないにせよ何らかの関連性があることが見出された。これは、テキストマイニングによる分析の成果と言えるだろう。

しかし、テキストマイニングで得られた知見が、直ちに成績評価作業のために役立つとは言えない。たとえ実際の成績と特定のカテゴリーの生起率に強い相関があったとしても、特定のカテゴリーの生起率をもとに成績評価をすることは技術的に困難であるし、そうするつもりもない。学習ポートフォリオを読んでその評価を成績評価に加味する際、テキストマイニングに基づいて評価基準を設定できれば、成績評価に評定者バイアスが影響するのをできるだけ排除でき、成績評価の客観化に役立つと考える。

4.3 学習ポートフォリオ評価とルーブリックについて

学習ポートフォリオを評価するには、学習目標や学習計画をもとにルーブリックを作成して到達度評価をすることが望ましいとされる(高浦, 2004)。テキストマイニングで得られた知見はルーブリックを作成する上で多くの有意義な示唆を与えるだろう。しかし、妥当なルーブリックを作成するには、たとえテキストマイニングにより効率化・客観化されるにせよ、学習ポートフォリオの分析と同じかそれ以上の手間暇がかかることが予想される。このように、学習ポートフォリオの評価基準としてルーブリックを作成するためにテキストマイニングは有効だろうが、現実的かどうか疑問である。

高浦(2002)は「ポートフォリオを諸種の入学(社)試験の代替策にしていこうとなると、技術的にみれば、たいへんな時間と労力を必要とすることになるだろう。1ヶ月かけての選抜になるかも知れないし、専門家の登用が必要になるかも知れない。」(高浦, 2002:161)と述べている。彼が「真正の評価」¹¹と呼ぶ「ポートフォリオ」には、テスト、レポート、作品などの成果物だけでなく、教師が子どもを観察して得た記録やインタビュー記録など、多種多様で膨大な情報が含まれる。そこで、子どもを「査定」(assessment)するには「ポートフォリオ、あるいは得点化ないし評点化するためにあらかじめ確立された一セットの評価基準」としての「ルーブリック」(rubric)が必要になる」(Hart, 1992:4)¹²と言われる。米国ヴァーモント州では統一的な得点化基準と手続きを定めてポートフォリオを評価している(高浦, 2000:117-118)。

しかし、筆者が用いている学習ポートフォリオは客観テストやレポートの代替となるものではないし、そうするつもりもない。学生が自らの学習活動を振り返り、よりよい学習過程と学習成果が得られるように自ら学習活動を改善すること、そして、教員がそれを読んで学生一人ひとりの学習過程と学習成果を理解し、それを自らの授業改善に役立てることが、筆者が用いる学習ポートフォリオの目的である。個々の教員が日々の授業実践の中

¹¹ 「真正の評価」については、高浦(2000)24～46頁を参照されたい。

¹² 高浦(2004:76)からの引用。

で学習ポートフォリオを活用するのに、統一的な得点化基準と手続きを定める必要はないし、わざわざ自分だけのためにルーブリックを作成する必要はないと考える。

今回の作業を通して、受講生が学習に主体的に取り組みながら、授業のねらい通りの、さらにそれを超える気づきと学びを得ていることが確認できたし、それらが出席、授業外学習、授業目標の理解と関連していることもわかった。少なくともこれらはテキストマイニングの有効性を示していると言えるだろう。

参考文献

- 牛澤賢二 (2018) 『やってみよう テキストマイニング—自由回答アンケートの分析に挑戦!』 朝倉書店
- 梶田叡一 (1985) 『自己教育への教育』 明治図書
- 小林雄一郎 (2017) 『R によるやさしいテキストマイニング』 オーム社
- セルディン・P.著 栗田佳代子訳(2007) 『大学教育を変える教育業績記録—ティーチング・ポートフォリオ作成の手引き』 玉川大学出版部
- 高浦勝義 (2000) 『ポートフォリオ評価法入門』 明治図書
- 高浦勝義 (2002) 『問題解決評価—テスト中心からポートフォリオ活用へ—』 明治図書
- 高浦勝義 (2004) 『絶対評価とルーブリックの理論と実際』 黎明書房
- 土持ゲーリー法一 (2011) 『ポートフォリオが日本の大学を変える—ティーチング/ラーニング/アカデミック・ポートフォリオの活用』 東信堂
- 樋口耕一 (2014) 『社会調査のための計量テキスト分析—内容分析の継承と発展を目指して』 ナカニシヤ出版
- 米谷淳 (2018) 「授業改善に関する実践的研究—14.BEEF と KULiP による学修支援」 神戸大学大学教育推進機構『大学教育研究』第 26 号、pp.149-158.
- Hart, D. (1992) *Authentic Assessment: A Handbook for Educators*, Dale Seymour Pubn.
- Kolb, D. A. (1984) *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*, Prentice-Hall.
- Zubizarreta, J. (2004) *The Learning Portfolio*. San Francisco: John Wiley & Sons, Inc.
- Gibbs, G.(1988) *Learning by Doing: A Guide to Teaching and Learning Methods*. Oxford Brooks University.<https://thoughtsmostlyaboutlearning.files.wordpress.com/2015/12/learning-by-doing-graham-gibbs.pdf> (最終アクセス:2019 年 1 月 27 日)

補遺

抽出語の階層クラスター(横軸は併合水準(非類似度))

