

(共同研究：人文・社会科学におけるテキストマイニングの適用可能性)

テキストマイニングを使った 除退学生の特徴に関する検討*

中 村 勝 之

1. はじめに

誰かの書いた文章を素材に研究する際、かつては研究者独自の解釈に立脚するのがほとんどだった。しかし、コンピューター技術の急速な発展を通じて、単語間に空白のない「べた書き」な日本語も単語に細分化・データ化してさまざまな応用がなされるようになってきた。文章を単語に細分化・データ化して、さまざまな統計的な処理を施す一連の作業をテキストマイニングというが、近年、さまざまな領域でテキストマイニングを通じた研究が蓄積されている。そのごく一部を紹介すると、たとえば、twitter（現 X）や新聞において表れる言葉と株価変動の関連を人工知能を使って明らかにする研究がある（迫村・和泉（2012）、蔵本他（2013）など）。これ以外にも、特定のキーワードで新聞記事などを検索し、その内容の変遷をたどる研究（岩佐・藤井（2017）、星野・平尾（2020）など）、政府が公開するさまざまな資料の中から特定のテーマを取り上げ、政策の変遷について調べる研究（仲北浦（2022）など）、経済学の学説史にテキストマイニングを使ってアプローチする研究（小峯〔編〕（2021）など）、有価証券報告書のテキストマイニング（喜田（2006）など）、美術館などの施設に訪れた人へのアンケート調査のテキストマイニング（伊藤（2007）など）など、数多くの業績が蓄積されている。

ところで、文章を素材にした研究は教育関連の諸領域においても数多く蓄積されている。今では大半の授業がミニッツペーパーといったツールを使って授業の振り返り活動を実践しているし、定期的に行われる授業評価アンケートや満足度調査の自由記述もテキストデータとして大いに活用できる。たとえば、西田他（2015）や森他（2015）は担当する講義科目の最終回に行われた自己評価の自由記述をもとにテキストマイニングを行い、受講生の気づきの特徴について調べている。加藤（2022）はキャリア教育関連科目の序盤の授業で実施したアンケート調査からテキストマイニングを行い、受講生たちの就業意識を調べている。一方、松河・齊藤（2011）は大学で行われる授業評価アンケートからテキストマイ

*本稿は桃山学院大学共同研究プロジェクト「人文・社会科学におけるテキストマイニングの適用可能性」（19 共 270）における研究成果の一部である。

キーワード：除退、テキストマイニング、因子分析、構造方程式モデル、文章量

ニングを通じたフィードバックシステムを開発した。

一連の研究は授業実践を通じた受講生たちの気づきや満足度を推測する方向で進められている。しかし、受講生たちの書く文章には彼らの気付きなど以外にもさまざまな情報が含まれる。とりわけ、文章の量的な違いは受講生たちの属性を如実に表している。大学教育への順応度や学習の習熟度はもちろんのこと、受講意欲・態度やそこからイメージされる大学生生活全般についても推測可能である。つまり、文章は受講生たちの実態を表すシグナルとして扱うことも可能である。

そのシグナルも担当教員によってどう理解するかは多様だが、これまでは受講生からのシグナルとして文章を素材にした研究はごくわずかであった。数少ない例外として中村(2021)では、文章が中途退学や除籍(以下、除退)へ至るシグナルになるとの仮説のもと構造方程式モデルを使った分析を行っている。これまで大学内部で把握されていたさまざまなデータが公開される中、特に除退に関する数値は大学における教育の質やブランド力を代理するものと認識されつつある。これに対して大学ではさまざまな除退対策が講じられているが、大事なものは除退するかもしれない学生を早期に発見することである。しかし、早期発見の手立てをほとんど持ち合わせていないのが教育現場に立つ者の実感である。その意味で、中村(2021)の研究は折に触れて学生たちが書く文章と除退する可能性のある学生との関係性を明らかにした点は重要である。そこで本稿では、中村(2021)からサンプル数および変数を追加してより詳細な分析を行う。

論文の構成は以下のとおりである。第2節では調査対象の講義について簡単に述べ、第3節では使用するデータについて説明する。第4節では調査対象の授業の自己評価の自由記述から共起ネットワークを描き、第5節では因子分析を行う。第6節では構造方程式モデルにもとづくパス図を使って文章量と除退の関連について分析し、最後に若干の考察が行われる。

2. 対象科目の概要

本節では調査対象の講義についてかいつまんで解説する。

調査対象の科目は2011年度のカリキュラム改訂から本学経済学部で新設された『コース導入講義』(以下、導入講義と略記)である。導入講義は2回生対象に春学期(2018年度から1回生対象に秋学期開講に変更)に開講されるクラス指定科目(1クラスの受講登録者は100名程度)で、コース演習や3~4回生にかけて連続履修する専門演習¹⁾への接続を意識した内容となっている。筆者は開講当初からチーフとして1クラスを担当してきた。導入講義の講義回数は15回、第1回はガイダンスを行い、第2回から第14回までは経済学部

1) 本学では3~4回生に連続履修する演習科目について、一部演習は他学部の学生を受け入れているし経済学部の学生が他学部の演習科目を履修することも可能である。各学部で演習科目の表記が微妙に異なるため、本稿では3~4回生連続履修の演習科目を専門演習と一括表記する。

専任教員を中心にゲスト講師として自身の研究テーマなどについて自由に講演してもらった。第15回はまとめとして筆者が講義した。

筆者がチーフを担当した導入講義の成績評価基準は以下のとおりである。第2回から第14回までは、ゲストの講演内容をまとめる「レスポンスシート」(以下、シートと略記)の提出を義務づけ、その記述内容をループリックで評価(1回10点満点)して翌講義時にフィードバックした。その際の獲得点数の合計を平常点とした。シートで記入する内容は「今回の講義の要旨」「今回の講義で印象に残ったこと」「今回の講義に関連して知りたいこと」でありすべて記述式とした。そして、ループリックの評価軸は①要約、②感度、③想像力、④日本語、⑤体裁、の5軸とした。他方、第15回はこれまでと異なり、「印象に残ったゲスト「ベスト3」を理由とともにまとめる」「この講義における自身の取り組みに関して、「レスポンスシート」「レポート」の面から自己評価する」とし、これもすべて記述式とした。一連のシートの記述が本稿で使用するテキストデータの元となる。

シートの記述内容で平常点を評価するとともに、ゲスト3人の講演が終わるたびにまとめのレポートの提出も計4回義務づけた。これについても、①要約、②比較・考察、③参考文献、④日本語、⑤体裁、の5軸でループリック評価(1回20点満点)し、提出期限後すぐの講義時にフィードバックした。そこでの獲得点数の合計をレポート点とした。そして、平常点とレポート点(のそれぞれを50点満点に換算したもの)の合計を最終評点として成績評価を行った。

3. 使用データ

前節の方法で集められたテキストデータなどをもとに、本稿で使用するデータについて説明する。その基本は中村(2021)に依っている。

サンプルは2013年度春学期から2018年度秋学期にかけて筆者がチーフとして担当した導入講義の受講登録者682名(男子学生584名、女子学生98名)である。テキストデータについては2種類使用した。1つ目は、第2～15回にかけて提出されたシートの記述から名詞・動詞・形容詞のすべてを数え上げ²⁾、それをもとに各サンプルのシート1枚あたりの平均使用単語数を求めた。もう1つは第15回に提出されたシートの中から「シートに対する自己評価」「レポートに対する自己評価」に着目し、その記述から名詞・動詞・形容詞のすべてを数え上げた。2つの自己評価の記述について、出現頻度30回以上の単語は表1にまとめられており、次節の共起ネットワークおよび次々節の因子分析に使用される。

一方、テキストデータ以外のデータは以下のとおりである。欠席(シート未提出を欠席と判断)と成績(最終評点)は導入講義のものを使用した。除退については、2023年度春学期末時点で在籍もしくは卒業していれば0、さもなくば1以上の自然数を割り当てるカテ

2) もちろん、形容動詞も数え上げたが本稿では使用しなかった。

表1 自由記述の頻出単語（出現頻度 30 回以上）

(1) シート

名詞：

レスポンスシート (273) 講義 (239) 自分 (170) 話 (138) 内容 (128)
 最初 (110) 先生 (106) 点数 (103) 毎回 (96) ミス (67) 文章 (63)
 メモ (62) 力 (58) 提出 (46) ゲスト講師 (45) 理解 (42) 漢字 (40)
 評価 (39) 部分 (38) 要約 (38) 最後 (37) 想像力 (35) 誤字 (31)

動詞：

する (556) 思う (361) できる (302) 書く (282) まとめる (268)
 なる (170) ある (154) 聞く (98) 書ける (88) 取る (85) 取れる (81)
 分かる (79) 来る (63) 出す (61) 考える (59) 感じる (55) 知る (55)
 忘れる (43) 言う (39) 付ける (33) 頑張る (31) 見る (30)

形容詞：

良い (189) 上手い (87) ない (78) 多い (58) 難しい (35)

(2) レポート

名詞：

レポート (495) 自分 (159) 講義 (157) 内容 (155) 参考文献 (92)
 点数 (91) レスポンスシート (86) 比較 (78) 最初 (69) 先生 (57)
 話 (55) ミス (53) 要約 (52) ゲスト講師 (54) 書き方 (48) コース (44)
 グラフ (43) 最後 (42) 展開 (38) 文章 (36) 比較考察 (36) 毎回 (35)

動詞：

する (550) 思う (363) 書く (323) できる (315) まとめる (241)
 なる (183) ある (122) 分かる (102) 書ける (74) 調べる (68)
 感じる (61) 考える (41) 取れる (40) 付ける (39) 使う (36) 見る (35)
 やる (30)

形容詞：

ない (477) 良い (194) 上手い (87) 多い (58) 難しい (51)

注) ① () は出現頻度。1つのテキストで同一単語が複数出た場合、出た数そのままカウントしている。

②類似した意味を持つ複数の表現は統一している。

ゴリー変数とした。具体的には除退するタイミングを考慮して、2回生春学期末時点で除退すれば1、以下同様に2回生秋学期末時点2、3回生春学期末時点3、3回生秋学期末時点4、4回生春学期末時点5、4回生秋学期末時点6、5回生以降7と数字を割り振った。ゼミ無所属は専門演習に未登録ならば1、さもなければ0とするダミー変数である。なお、平均使用単語数その他変数の記述統計量は表2にまとめられている³⁾。ちなみに、中村(2021)との相

3) 表2において男子学生の欄の右端にt値が記載されているが、これは女子学生の平均値との差異を検定した検定統計量を表す。これを見ると、「成績」「ゼミ無所属」「形容詞」の3つに有意な男女差が見られた。

表2 記述統計量

変数	サンプル数	平均値	標準偏差	最大値	最小値	t 値	
男子学生	成績	582	55.64605	27.41732	97	0	-3.80***
	欠席	584	3.496575	4.530437	14	0	-1.67
	ゼミ無所属	584	0.145548	0.352955	1	0	-2.57**
	除退	111	4.477477	2.083907	7	1	1.42
	名詞	545	48.45993	16.06598	129.5	0	-1.93
	動詞	545	11.96662	4.924553	33.07692	0	-1.57
	形容詞	545	2.725759	1.011581	6	0	-2.31**
女子学生	成績	98	66.79592	23.48984	99	0	
	欠席	98	2.693878	3.58234	14	0	
	ゼミ無所属	98	0.051020	0.221171	1	0	
	除退	13	3.615385	1.894662	7	1	
	名詞	98	51.90706	17.34365	106.0714	0	
	動詞	98	12.82674	5.265442	33.14286	0	
	形容詞	98	2.984656	1.080733	6.857143	0	
全体	成績	680	57.25294	27.15505	99	0	
	欠席	682	3.381232	4.413449	14	0	
	ゼミ無所属	682	0.131965	0.338701	1	0	
	除退	124	4.387097	2.074662	7	1	
	名詞	643	48.98531	16.30033	129.5	0	
	動詞	643	12.09771	4.983372	33.14286	0	
	形容詞	643	2.765218	1.025786	6.857143	0	

注) **: $p < .05$, ***: $p < .01$ 。

違点はサンプル数の追加とゼミ無所属のデータを追加した点である。

4. 自己評価の共起ネットワーク分析

テキストデータを品詞分解し、その共起関係や対応関係を視覚的に捉えて傾向を推測するのはテキストマイニングの有力な分析手法である。そこで、本節では表1からそれぞれの共起ネットワークを描いてみた。

シートの取り組みに対する自己評価の共起ネットワークは図1に示されている⁴⁾。この図では8つのグループに分かれているが、仔細に見るとループリックの評価軸にもとづいた自己評価になっているのが分かる。

ともすれば、ゲスト講師の話を聞くのが中心の講義で学生に何かを書かせる際、教員は「受講した感想」を書いてもらおうとする。だが、それでは後半の授業で記述内容が雑になるのは明らかなので、そうさせない手段として【要約】の評価軸を設定した。ここの評点を

4) 図が煩雑になるのを避けるため、本稿では出現頻度上位25程度の単語を使ったネットワークを描いている。なお、図2も同様の基準で描いている。

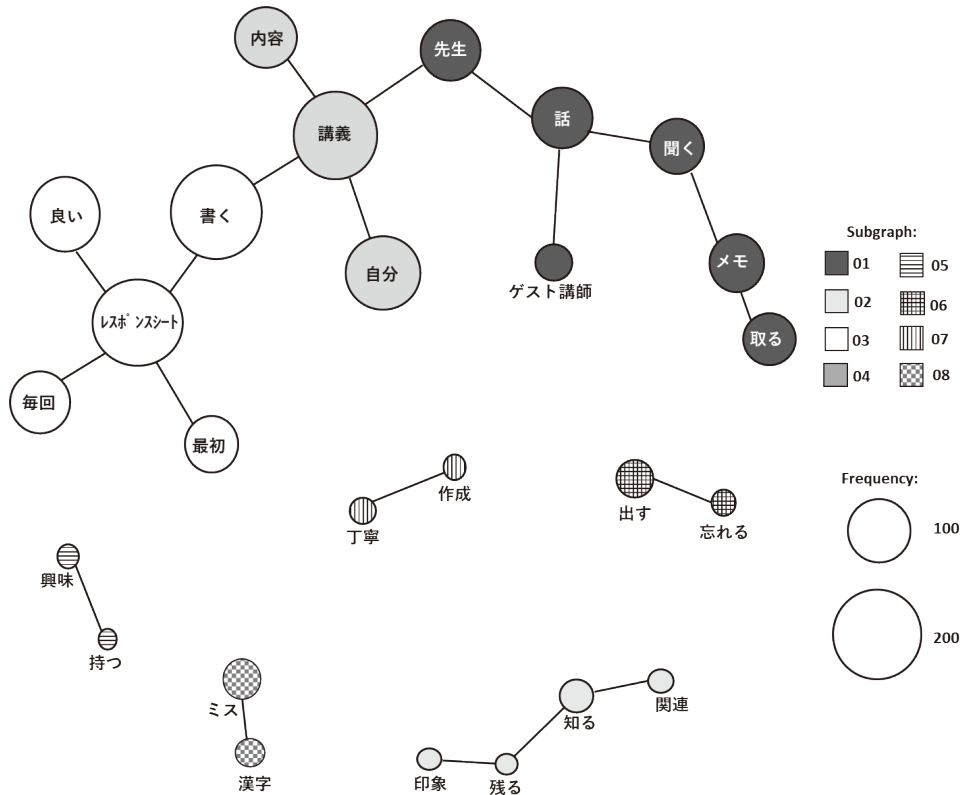


図1 シート自己評価の共起ネットワーク

獲得するには〈ゲスト講師の話聞いてメモ取って、いかに毎回のレスポンスシートにまとめる〉のが大事になってくるし、毎回の受講で学生たちも意識しただろう。この点に関する自己評価がグループ01、03および04にある単語群のつながりとして現れたと考えられる。

講義の感想などを学生たちに書かせる際、文字通り感想もしくは講義内容の要約のみを書かせれば十分かもしれない。しかし、導入講義の開講主旨を考えると受講した先のことも考えてもらわねばならない。それを意識してもらうため、ループリックに【感度】および【想像力】の評価軸を設定した。これらの評点を獲得するには〈ゲスト講師の話のどの話題が印象に残り、興味を持ったのか。それを踏まえつつ自らの知識なり今後のゼミ選択に関連づけ〉て書く必要がある。この点からの自己評価がグループ02および05の単語群となって現れたと考えられる。

筆者が使用したシートのループリックの評価軸【要約】【感度】【想像力】はどちらかと言えば記述内容にもとづくのに対して、【日本語】および【体裁】はシートの記述形式にもとづく評価軸だと言える。特に、漢字や文法、必要事項の記入漏れなどのミスには厳しく

採点したので、この点に関する自己評価がグループ08の「漢字」「ミス」の単語になったと思われる。同様に、字が読みにくいなど雑なシート作成についても厳しく採点したので、この点の自己評価がグループ07の「丁寧」「作成」の単語になったのであろう。最後に、シートは第2回以降において講義の翌日を期限内に提出してもらっていたので、作成したのにもかかわらず提出を忘れてしまい悔しい思いをした学生がいたかもしれない。逆に、毎回提出できたのをプラスに捉える学生もいただろう。こうした自己評価がグループ06の「出す」「忘れる」の単語になったのだらう。

次に、レポートの取り組みに対する自己評価の共起ネットワークについて、図2から確認する。この図では9つのグループに分かれているが、これについてもループリックの評価軸にもとづいた自己評価になっていると考えられる。

レポート課題の王道の1つは講義内容などをまとめた文章でありながらもコンパクトにまとめることである。それを明確にする意図で【要約】の評価軸を設定した。むろん、いきなりまとめるのは大変な作業になるので、毎回の講義をまとめたシートにもとづけば作成作業の効率化が図れるはずである。この点を自己評価したのがグループ01, 03, 06および08の単語群のつながりに現れたものと考えられる。

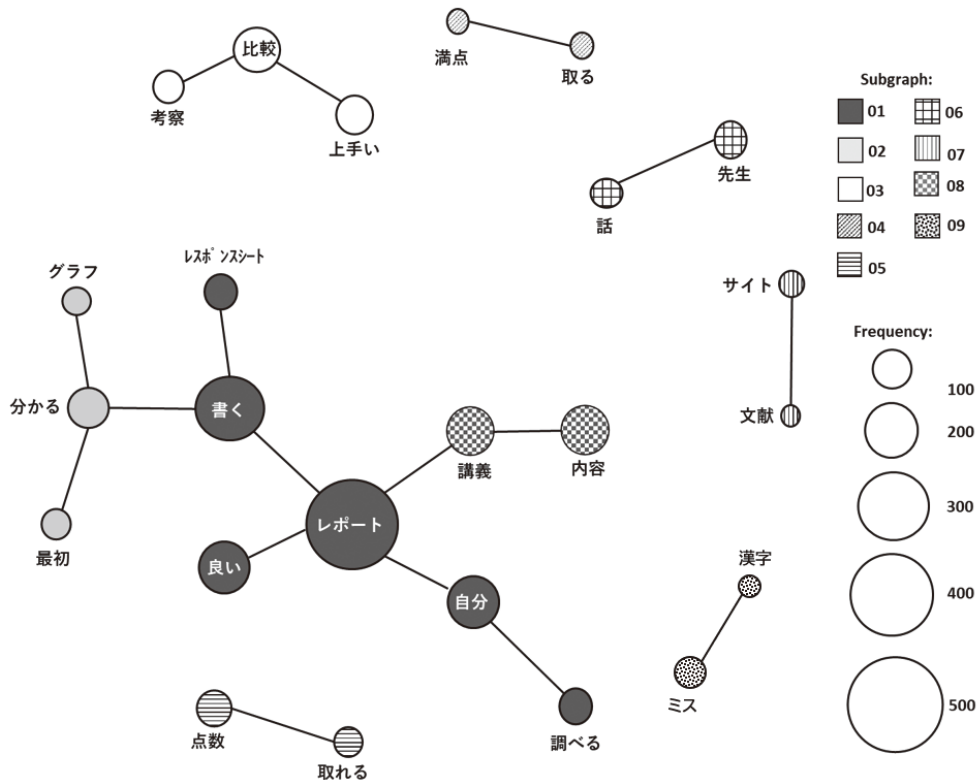


図2 レポート自己評価の共起ネットワーク

シート作成にあたって受講の先のことを考えてもらおうと意図したが、レポート作成に関してもこのことを求めるのは自然だし、専門演習におけるベーススキルにもなる。これを明確にする意図でループリックに【比較・考察】の評価軸を設けた。ただ、採点した印象で言えば、何を、どう比較するべきかを最後まで掴み切れなかった学生が大半だったので、ここの評点を獲得できる学生は正直少なかった。一方で、比較・考察の努力を通じてレポート作成上の質的コツを掴んだ学生もいただろう。こうした点を自己評価してグループ03の単語群になったと考えられる。一方、自ら比較対象を見つけて調べるには文献や資料、データなどを参考にする必要がある。レポート作成における最低限の礼儀として、どの文献・資料を参考にし、それをレポート中のどこで使用したかを明らかにしておく必要がある。それを意識させる目的でループリックに【参考文献】の評価軸を設定した。この点は厳しく評価したので、そこからの自己評価がグループ07の「文献」「サイト」の単語になったのだろう。

シートと同様、レポートにおいても記述形式に関する評価軸【日本語】【体裁】を設定している。シートと同じ評価軸なので、グループ09の「漢字」「ミス」の単語がレポートの自己評価においても出現するのは納得できる。一方、グループ02の「グラフ」「分かる」「最初」の単語はトータルなレポートの記述形式への気づきとして現れたのかもしれない。ただ、このグループはグループ01に繋がっているので、記述形式がとりわけ要約について意識したとも考えられるかもしれない。最後に、レポートはシートに比べて回数が少なくて満点の点数も高い。だから、数少ないレポートで確実に点数を獲得する必要がある。そうした観点からの自己評価がグループ04の「満点」「取る」、グループ05の「点数」「取れる」の単語に現れたと考えられる。

5. 自己評価の因子分析

共起ネットワーク分析はテキストデータの単語間のつながりを視覚的に捉え、記述内容の傾向を推測するには便利なツールである。しかし、テキストデータと他のデータを結びつけて分析するにはテキストデータを別尺度に変換する必要がある。そこで本節では、表1の単語群をもとに因子を抽出することにする。

表1にあるシート自己評価の出現頻度30回以上の単語に出現頻度20～29回の単語を加えた74語をもとに因子分析を行った結果が表3に示されており、4つの因子を抽出した。

まず、第1因子は「残る」「印象」「知る」「関連」の因子負荷量が高く、図1のグループ02の単語群と一致した。ここから推測すれば、シートのループリック評価軸【感度】および【想像力】に対応し、ゲストの話から受講後の事柄についてどう考えるのか、言ってみれば入力された情報からの（思考上の）展開力の程度を表していると考えられる。そこで、第1因子を「展開力因子」とよぶことにする。第2因子は「メモ」「取る」「講義」「レスポンスシート」などの単語で因子負荷量が高く、これらは図1のグループ01、03および04に含まれる単

語であった。ここからルーブリック評価軸の【要約】に着目した因子でないかと考えられる。ゲスト講師の話をシートに具体的に要約するにあたり、〈メモを取る〉作業が必要になる。このメモはシート作成はもちろんのこと、レポート作成の際の基礎資料にもなる。何らかの手段で受講内容を記録することをどこまで意識していたか、この点を表した因子と考えられる。そこで、この因子を「記録因子」とよぶことにする。第3因子は「話」「ゲスト講師」「まとめる」などの単語で因子負荷量が高く、これらは図1のグループ01に含まれる単語であった。これもシートの評価軸【要約】に着目した因子ではないかと推測できる点では記録因子と同じと考えられるが、記録因子のように受講内容をまとめる際の具体的な作業を意識しているわけではない。具体的事項を明記せずに自己評価するのは、えてして〈先生に言われたからとりあえずちゃんと受講してシートにまとめた〉という講義への受動的態度の意識が表れたのかもしれない。そこで、この因子を「受動因子」とよぶことにする。最後に、第4因子は「漢字」「ミス」の因子負荷量が高く、図1のグループ08の単語群と一致した。漢字や文法上のミスおよび必要事項の記入漏れは厳格な採点の上でフィードバックしたが、

表3 シート自己評価の因子

	展開力 因子	記録因子	受動因子	Sチェック 因子	独立性
残る	0.8537	-0.0112	0.0019	-0.0233	0.2705
印象	0.8466	-0.0006	0.0165	-0.0106	0.2830
知る	0.6283	0.0192	0.0229	0.0122	0.6042
関連	0.5816	0.0277	0.0273	0.0132	0.6600
メモ	-0.0700	0.5797	0.1066	-0.0937	0.6390
取る	-0.0868	0.5273	-0.0088	-0.1072	0.7029
講義	0.2500	0.4273	-0.0007	0.0378	0.7535
レスポンスシート	0.0645	0.3891	-0.0586	0.0176	0.8407
私	0.0359	0.3875	-0.0463	-0.0004	0.8464
先生	-0.0150	0.3667	0.1313	-0.0268	0.8473
考える	0.1700	0.3349	-0.0558	0.0227	0.8553
話	0.0199	0.0977	0.6998	-0.0151	0.5001
ゲスト講師	0.0141	-0.1701	0.5506	0.0063	0.6676
まとめる	0.1071	0.1453	0.4283	0.0401	0.7823
具体的	-0.0382	-0.0766	0.3974	0.1057	0.8236
上手い	0.1164	-0.0012	0.3124	0.0037	0.8889
聞く	-0.0271	0.2362	0.3116	-0.0856	0.8391
ミス	-0.0152	-0.0342	0.0039	0.7878	0.3779
漢字	0.0080	-0.0247	0.0017	0.7858	0.3818
分散	2.31624	1.46912	1.36789	1.28277	
説明率	0.3463	0.2196	0.2045	0.1918	

注) 因子抽出は主因子法、回転はバリマックス回転による。

いわゆるケアレスミスによる減点は提出までの確認作業で容易に回避できる。ケアレスミス回避のためのちょっとした努力、この意識が因子として現われたものと考えられる。そこで、この因子を（後述の理由で）「Sチェック因子」とよぶことにする。

次に、レポート自己評価の記述からの因子分析の結果について、表4にもとづいて見ていく。これはシートの因子分析と同様、表1のレポート自己評価の出現頻度30回以上の単語に出現頻度20～29回の単語を加えた69語をもとに行い、表4のように3つの因子を抽出した。

まず、第1因子は「ミス」「漢字」の因子負荷量が高く、図2のグループ09の単語群に一致した。シートと同様、レポートの採点においても漢字・文法・記入事項漏れといったケアレスミスは厳格に評価したが、その対策として提出までのチェックでケアレスミスによる減点は回避できる。その意識の表れとして、この因子をSチェック因子と区別して「Rチェック因子」とよぶことにする⁵⁾。第2因子は「レポート」「書き方」「最初」「分かる」な

表4 レポート自己評価の因子

	Rチェック 因子	定型因子	集約因子	独立性
ミス	0.7223	0.0002	-0.0194	0.4778
漢字	0.7180	0.0053	0.0487	0.4821
レポート	-0.0221	0.5216	0.1209	0.7128
書き方	-0.0224	0.4727	-0.0216	0.7756
最初	0.1169	0.4370	0.0091	0.7953
分かる	-0.0459	0.4101	-0.0881	0.8219
書く	0.0335	0.3133	0.2050	0.8587
最後	0.0704	0.2780	-0.0607	0.9141
展開	0.1419	0.0865	0.4289	0.7885
要約	0.1293	0.0268	0.4283	0.7991
自分	-0.0771	0.1153	0.3385	0.8662
コース	-0.0539	-0.0644	0.3136	0.8946
調べる	-0.0433	-0.0292	0.3046	0.9045
内容	-0.1061	-0.0650	0.2478	0.9231
講義	-0.1275	0.1969	0.2413	0.8868
まとめる	-0.1159	-0.0527	0.2028	0.9427
分散	1.14862	1.10244	0.90522	
説明率	0.3881	0.3725	0.3059	

注) 表3と同じ。

5) 元のテキストデータは異なるが同じ単語が抽出されているので、Sチェック因子とRチェック因子は何らかの関連性があると考えられる。そこで、両者の相関係数を求めると0.0102で、有意な相関が見られなかった。

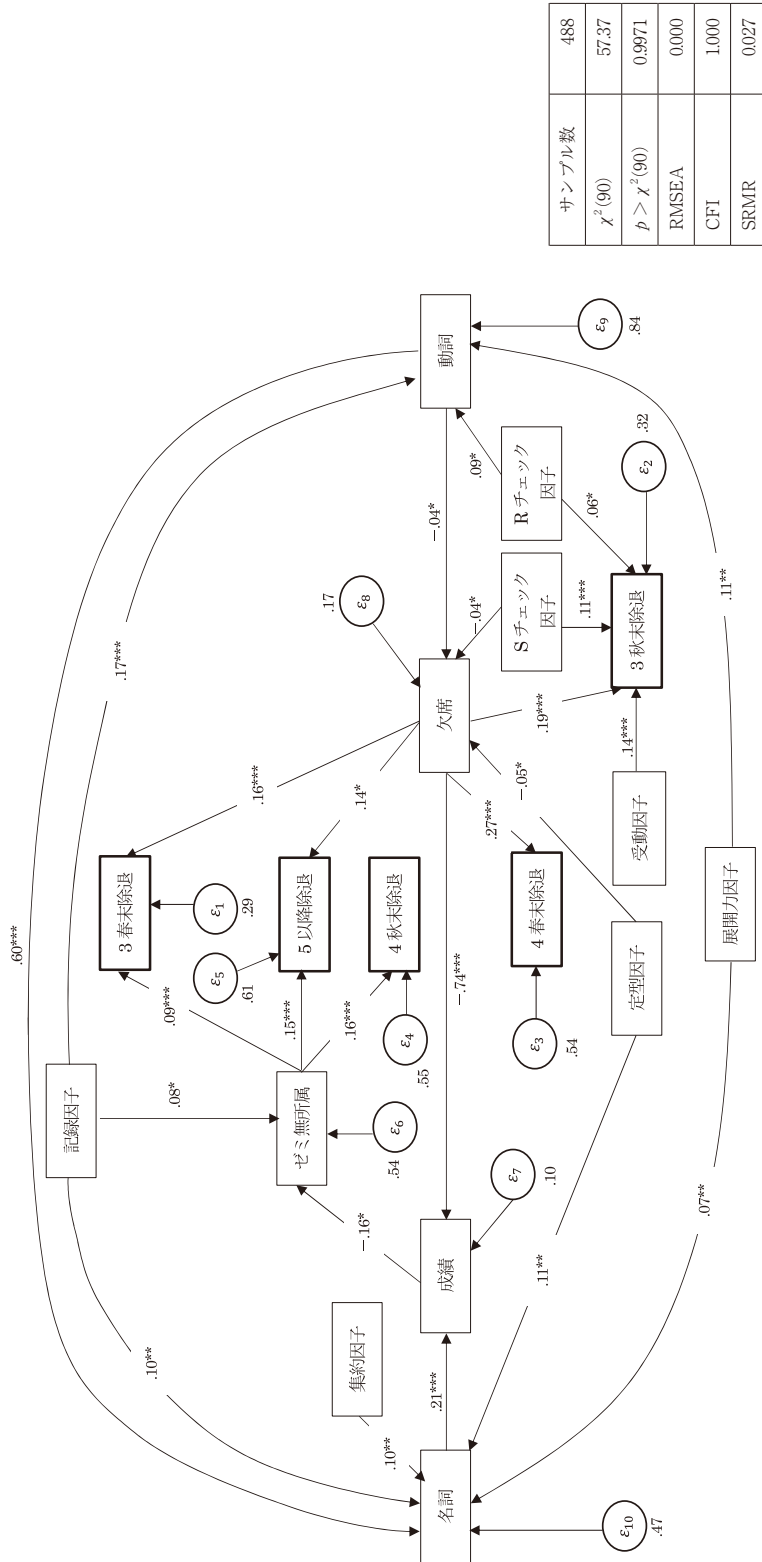
どの単語で因子負荷量が高く、これらはグループ01および02に含まれているものだった。これはルーブリックの評価軸【要約】【体裁】に該当すると考えられ、レポートをどういう形式で作成すればいいか、言い換えれば何を書けばレポートとして認められるのか。筆者担当のクラスに限れば、ゲスト3人分の講演内容を要約し、そこから1つテーマを選んで比較する。その際、使用した参考資料を明らかにする。こうしたレポート作成にあたっての定型に関して分かったこと、この意識が現れたものと考えられる。そこで、この因子を「定型因子」とよぶことにする。最後に、第3因子は「要約」「展開」などの単語の因子負荷量が高かった。これらの単語は図2にはないが、他の単語を見るとグループ01および08に含まれるものがあった。図2のグループを考えると、これはレポートのルーブリックの【要約】に該当し、定型因子と同じものと考えられる。だが、要約だけを要求するレポートにせよ、比較・考察も要求するレポートにせよ、講義内容なり調べた事項をレポートにまとめるにあたってコンパクトに集約する必要がある。いかにコンパクトにまとめるか、この意識が現れたのかもしれない。そこで、この因子を「集約因子」とよぶことにする。

6. 推計結果

前節で抽出した因子と第3節で説明したデータを用いて、本節では中村(2021)と同様に構造方程式モデルにもとづいた推計を行う。その結果はパス図として図3に示されている。なお、推計にあたって前節で抽出した各因子は標準化された因子得点にしている関係で、他のすべての変数も標準化している。また、この図において ε_i ($i = 1, \dots, 10$)は誤差、変数間を結ぶ矢印のそばにある数字はパス係数をそれぞれ表している。

この図の中央には除退の時期を表す変数が示されている。たとえば、「3春末除退」とは3回生春学期末段階で除退したことを表し、以下同様である。そして、この図を見てただちに分かるのは、本稿の推計結果は中村(2021)と異なり2回生段階での除退の関係性が見いだせていないことである。テキストマイニングによる検討は基本的に探索的であり、サンプル数の変化や変数が追加されると分析結果も大きく変わりうる。この点は常に注意しなければならない。

さて、教員が〈除退するかも…〉と認知する学生の特徴として、一般に授業に欠席しがちになったり単位修得状況が芳しくなかったりする。それを確認するために導入講義の欠席と成績を比べたとき、除退に直接影響するのは欠席の方であるのが分かる。実際、3回生春学期末 ($p < .01$), 3回生秋学期末 ($p < .01$), 4回生春学期末 ($p < .01$), 5回生以降 ($p < .1$)は欠席からそれぞれプラス有意の影響を受ける。ならば、成績は除退に影響しないかと言えばそうではなく、ゼミ無所属を経由して影響するのが分かる。3回生春学期末 ($p < .01$), 4回生秋学期末 ($p < .01$), 5回生以降 ($p < .01$)はいずれもゼミ無所属からプラス有意の影響を受ける。そのゼミ無所属は成績からマイナス有意 ($p < .1$), 記録因子からプラス有意 ($p < .1$)の影響をそれぞれ受ける。



注) * : p < .1, ** : p < .05, *** : p < .01。

図3 除退動向に関するパス図

次に、導入講義の欠席や成績、その先のゼミ無所属について、シートに書かれる単語数と何らかの関係があるのかどうかを確認する。まず、欠席は動詞からマイナス有意 ($p < .1$) の影響を受ける。一方、成績は名詞からプラス有意 ($p < .01$) の影響を受ける。最後に、シート上の名詞数および動詞数が前節で抽出したどの因子の影響を受けているのかを確認する。まず、動詞は展開力因子 ($p < .05$)、記録因子 ($p < .01$) および R チェック因子 ($p < .1$) からそれぞれプラス有意の影響を受ける。一方、名詞は展開力因子 ($p < .05$)、記録因子 ($p < .05$)、定型因子 ($p < .05$) および集約因子 ($p < .05$) からそれぞれプラス有意の影響を受ける。

以上のことから、除退となり得る学生の特徴として以下のことが推測できる。たとえば、展開力因子や記録因子の低い学生はシート作成において使用する名詞や動詞の数が少ない、すなわち文章の絶対量が少ない。そうした学生は欠席回数も多くなり、結果的に成績も振るわなくなる。それがゼミに所属しないことを選択させ、欠席(回数の多さ)と相まって除退になる。因子は教員が直接観察できない変数ではあるが、何らかの文章を書かせるとき、文章の絶対量の少なさをチェックすれば除退する可能性のある学生を識別できることをこの推計結果は示している。とりわけ、除退する可能性のある学生を早期に発見するという観点で言えば、シートなどの文章に表れる動詞数の少なさを目安にすればいいだろう。成績が明らかになるタイミングでは遅いからである。

ただし、図3から上の推論に当てはまらない除退者が存在するのが分かる。それが3回生秋学期末に除退する学生たちである。彼らは欠席からプラス有意 ($p < .01$) の影響を受けるが、ゼミ無所属からの影響は受けない。一方、彼らは受動因子 ($p < .01$)、S チェック因子 ($p < .01$) および R チェック因子 ($p < .1$) の3つの因子からそれぞれ直接プラス有意の影響を受ける。たとえば、受動因子の高い学生は他者から言われた事項についてはそれなりにこなすので、単位修得状況について特に注視しなければならない存在ではない。一方、3回生というタイミングは大学卒業後の進路選択について考え、行動を開始しなければならない時期でもある。しかも、早期に動き始めるほど自分の望む進路を選択できる可能性が高まるという意味では、少しでも能動的に動く必要がある。ところが、受動因子の高い学生は進路選択に関しても周囲の働きかけをきっかけに〈とりあえず動いている〉姿勢ではないかと考えられる。それが周りの学生たちとの動きの差として現れ、それを見て自分を見失ってしまうのではないか。そうして最終的に除退を選んでしまうと考えられる。

これに対して、S チェック因子および R チェック因子からの影響には注意しなければならない。たとえば、S チェック因子は欠席に対してマイナス有意 ($p < .1$) なので、この因子の高い学生は欠席回数が少なく、最終的に除退の可能性を低める。だが、この因子は3回生秋学期末時点の除退に直接プラス有意の影響を与える。この結果は、講義への欠席回数が少なく文章量の多い(ゆえに成績もいい)と判断できる学生が突然除退する可能性があることを示している。同じことが R チェック因子についても言える。この因子は動詞に

対してプラス有意 ($p < .1$) の影響を与える。なので、この因子の高い学生はシート作成において多くの動詞を用いる。そうした学生の欠席回数は少なく、結果的に除退の可能性を低めるはずである。ところが、この因子の高さが除退に直接プラスの影響を与えてしまう。もう1点注意しなければならない学生がいるとすれば、記録因子の高い学生である。この因子の高い学生は通常文章量が豊富だと判断でき、除退へ至る可能性は低いといえる。だが、この因子の高い学生はゼミ無所属である可能性もあり、それが引き金になって除退となってしまうのである。

7. 若干の考察とまとめ

前節の推計結果を時系列に並べ替えた模式図で表現してみよう。それが図4に示されている。

ある学期の講義期間を考える。近年の講義では講義の感想などを書くミニッツペーパー(本稿におけるシート)などを導入するのが講義実践の潮流の1つとなっている。その文章中に現れる品詞、特に動詞と名詞に注目する。このとき、少なくとも次の3つのルートで除退になる学生を識別できるのが分かる。

1つ目が動詞を起点とするルートである。この多寡が講義の欠席回数に影響し、そこから直接除退につながるルートである。特にこのルートは欠席しがちになる学生が誰なのかを早期に発見する一助になり得ると思われる。2つ目が名詞を起点とするルートである。この多寡が担当講義の成績に直結し、(注目する講義のタイミングにもよるが)それが専門演習の選択に影響し、そこから除退につながるルートである。このルートは誰が専門演習に所属していないのかを確認しなければ識別できないという意味で早期発見につながりにくいかもしれないが、注視しなければならない学生であることに間違いはないだろう。そして、3つ目はミニッツペーパーなどの作成の背後にある特定因子が直接除退に影響するルートである。前節でみたようにこれには2つの異なるルートがあるが、いずれにせよ、本稿で注

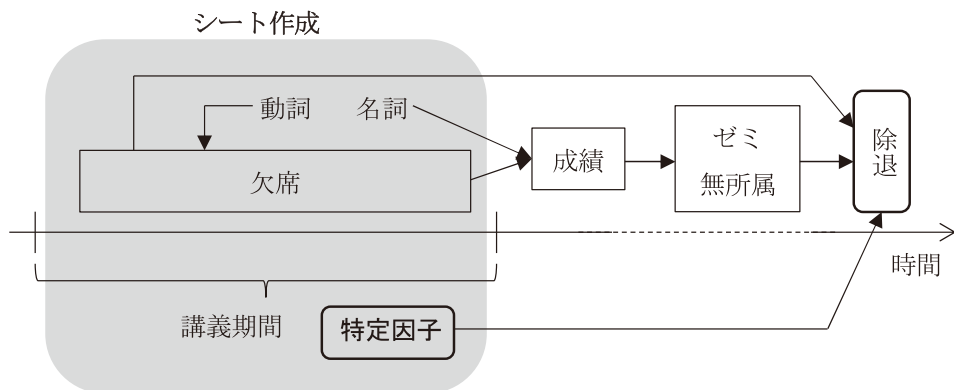


図4 除退に至る時系列のイメージ

目しているように、ある講義における欠席回数や成績だけでは識別できない点で厄介な学生群であると言える。

ところで、一言に除退と言っても、そこに至る事情はさまざまである。この点を考慮しつつ、以下では本稿の結果について考察してみる。

2000年代の中盤ごろからユニバーサル段階に突入した日本の大学教育においては、とすれば学力的に厳しかったり、安易な進路選択した若者たちを受け入れざるを得ない。そんな若者たちが大学に入学すればいずれ壁に突き当たり、最終的に除退を選択させることになる。学力的に厳しい、あるいは選択した学科とのミスマッチを生じさせた若者たちは学習意欲が低調である傾向も相まって大学の講義や演習のレベルが壁になるだろうし、彼らにミニツツペーパーなどを書かせても文章の絶対量は少なくならざるを得ないだろう。一方、大学は単位修得など最低限のノルマを満たしさえすれば日常をどう過ごすかは若者たちの裁量に一任されている。その中で、夜遊びなどが高じて生活リズムに狂いが生じる学生たちも一定数存在する。そんな彼らが日中受講する講義や演習に集中できるわけがなく、ミニツツペーパーなどの文章量は少なくなってしまうだろう。生活リズムが狂う学生たちは大学外の人間関係のある程度構築できているだろうが、学校内でも人間関係の構築が苦手な若者たちも一定数存在する。こうした学生たちは単位修得に必要な情報を周囲から得るのが難しく、それが本人の学習意欲を喪失させてしまい、結果的にミニツツペーパーなどにおける文章量が少なくなってしまう可能性もあるだろう。

事情はさまざまだが、除退する可能性のある学生たちは文章量というシグナルを通じて見極められる、これが本稿で明らかになった点である。反面、文章だけでは見極められない学生群が存在するのも確かである。その典型例の1つが学力的に申し分ない学生たち、もう1つの典型例が学力的にも受講態度的にも至って普通の学生たちである。彼らは文章量の多寡では見極められないが、何がしかの特定因子を持っていて、それが作用して除退につながってしまうわけである。たとえば、学力的に問題ない学生は大学のカリキュラムや授業のレベルに不満を抱いているのかもしれない。経済状況の悪化という突発事象が学生を襲ったのかもしれない。いずれにしても、教員から見て容易に認識できない要因から除退に至る可能性についてデータを通じて明らかに出来た点は重要だが、他にも因子が存在するのではないかと考えられる。この点をさらに調査・研究を重ねていかねばならない。

参考文献

- 星野雄介・平尾毅 (2020) 「バブル経済崩壊後のイノベーションに関する新聞報道—新聞社説のテキストマイニングを通じて—」『武蔵野大学経営研究所紀要』第2号 71-94頁。
- 伊藤大介 (2007) 「テキストマイニング手法を用いて分析した美術館来館者の生活における美術館の存在意義—静岡県立美術館来館者アンケートを事例として—」『文化経済学ジャーナル』第5巻第3号 101-110頁。
- 岩佐由美・藤井千枝子 (2017) 「テキストマイニングで見た難病に対する関心とニーズ」『医療情報学』

- 第37巻第3号 135-145頁。
- 加藤里美(2022)「大学生が考える「働くとはどういうことか」—テキストマイニングによる探索的研究—」『経営情報科学誌』第16巻第2号 26-36頁。
- 喜田昌樹(2006)「アサヒの組織革新の認知的研究—有価証券報告書のテキストマイニング—」『組織科学』第39巻第4号 79-92頁。
- 小峯敦〔編〕(2021)『テキストマイニングから読み解く経済学史』ナカニシヤ出版。
- 蔵本貴久・和泉潔・吉村忍・石田智也・中嶋啓浩・松井藤五郎・吉田稔・中川裕志(2013)「新聞記事のテキストマイニングによる長期市場の動向の分析」『人工知能学会論文誌』第28巻第3号 291-296頁。
- 松河秀哉・齊藤貴浩(2011)「データ・テキストマイニングを活用した授業評価アンケートフィードバックシステムの開発と評価」『日本教育工学会論文誌』第35巻第3号 217-226頁。
- 森健一郎・八木修一・津田順二・安川禎亮・西村聡(2015)「釧路キャンパス「教育フィールド研究」による教育効果の検討—テキストマイニングの手法を用いた振り返り活動の分析—」『北海道教育大学紀要』(教育科学編)第66巻第1号 311-322頁。
- 仲北浦淳基(2022)「「地方創生」における政策キーワードの変遷—テキストマイニングによる「総合戦略」の分析—」『地域構想』第4号 43-58頁。
- 中村勝之(2021)『学生の「やる気」の見分け方(文庫改訂版)』幻冬舎。
- 西田順一・橋本公雄・木内敦詞・谷本英彰・福地豊樹・上條隆・鬼澤陽子・中雄勇人・木山慶子・新井淑弘・小川正行(2015)「テキストマイニングによる大学体育授業の主観的恩恵の抽出:性および運動・スポーツ習慣の差異による検討」『体育学研究』第60巻第1号 27-39頁。
- 迫村光秋・和泉潔(2012)「twitter テキストマイニングによる経済動向分析」『人工知能学会第二種研究会資料』2012巻 FIN-009号 39-41頁。

(2023年11月10日受理)

A Study of Characteristics of Dropouts Using Text Mining

NAKAMURA Katsuyuki

To investigate the hypothesis that the amount of writing is a signal emitted by students at risk of dropping out, we statistically examined the relationship between the amount of writing in minute student-written papers and their subsequent dropout. The following characteristics were found for writings of students who dropped out of school. First, students who used fewer verbs in their sentences tended to miss more classes. Second, those who used fewer nouns in their sentences tended to avoid taking seminars due to their poor grades. However, some students dropped out at the end of a particular semester as a result of factors that could not be determined solely in relation to the amount of writing.

