

一般選抜における高校調査書の自由記述活用の可能性

—機械学習を活用した志願者の「主体性等評価」分類の試み—

井ノ上 憲司, 山下 仁司, 川嶋 太津夫 (大阪大学)

文部科学省の大学入学者選抜改革では全入試区分における多面的・総合的な評価が求められている。本研究では、一般選抜での多面的・総合的な評価の実行可能性を探るべく調査書記述の自動処理を試みた。具体的には調査書の自由記述に対し、別の教師データ（判断基準を獲得するための情報）を与えて機械学習させ、調査書の記述内容を自動分類する仕組みを実証した。検証として、平成 30 年度入学者の入学時アンケート(回答者 2,698 名)を因子分析とクラスター分析で 4 つのタイプに分類したものを教師データとし、調査書の裏面記述データ(1,393 名分)の 60%を機械学習させ、残り 40%を含め判定させたところ、4 タイプの成功率はそれぞれ 99%, 77%, 74%, 66%となった。本研究の判定は完全ではないものの高確率で分類できる結果も得られたことから、調査書が電子化されることで一般選抜の限られた期間で全志願者に対し多面的・総合的な評価を実現させる可能性を示唆したといえよう。

キーワード：主体性等評価, 高校調査書, 機械学習, 入学時アンケート

1 はじめに

平成 24 年頃から始まった文部科学省の高大接続改革は、高等学校教育・大学教育とそれを結ぶ大学入学者選抜の一体的な改革を行うものである（中央教育審議会, 2014）。この中で大学入学者選抜改革においては、各大学等のアドミッション・ポリシーに基づき、学力の 3 要素（①知識・技能 ②思考力・判断力・表現力等 ③主体性を持って多様な人々と協働して学ぶ態度）を十分に踏まえた評価することが求められている。このため、これまで学力試験に大きなウェイトを置いてきた一般選抜においても、学力試験以外の要素を用いて多面的・総合的な評価を行うことが求められている。

本研究では、一般選抜における多面的・総合的な評価での調査書活用の可能性を検討するため、調査書の自由記述内容について機械学習を用いた分類手法を考案し、実際の調査書の記述内容により検証を行った。これまで筆者らは、調査書の活用の 1 つの手段として調査書の表面情報（科目の評定値一覧）を用い、高校間で異なる評定点を公平に扱うための「高校データベース」を開発してきた（井ノ上ら, 2019）。本研究では、調査書の裏面の情報（志願者の参考情報等の自由記述）活用の 1 つの手段として、形態素解析や機械学習などを用いて分析することとした。機械学習を用いた理由は、調査書は近い将来電子化されることが予告（文部科学省, 2017, 2020a）されており、電子化された場合に「データを自動的かつ迅速に分析し、大学入学者選抜や大学教育の改善に有用な結果を得られる」ものとなる可能性があるからである。現在はまだ

紙の調査書であるため、記述された文章をテキスト情報としてデータ化¹⁾し使用した。

本稿では、調査書の記述活用に至った背景、記述欄の内容、主体性等を分類するにあたって作成した教師データの作成手法、そして機械学習による自動分類の検証および活用可能性について述べる。

2 一般選抜での多面的・総合的な評価の必要性

高大接続改革において、多面的・総合的な評価に基づく入学者選抜は総合型選抜・学校推薦型選抜にのみ求められているものではない。平成 26 年 12 月の中央教育審議会答申(文部科学省, 2014)および平成 28 年 3 月の高大接続システム改革会議「最終報告」(文部科学省, 2016)等において、「全ての入試区分において学力の 3 要素を評価すること」が必要とされている。

具体的には、「平成 33 年度大学入学者選抜実施要項の見直しに係る予告の見直しについて」(文部科学省, 2020b)で、一般選抜においても、「筆記試験に加え、『主体性を持って多様な人々と協働して学ぶ態度』をより積極的に評価するため、調査書や志願者本人が記載する資料等の積極的な活用を促す。」と明示されている(文部科学省, 2017)。

また、本学は研究大学として「強い研究力を擁し、未来の課題に果敢に挑戦する力強い人材の輩出」を目指しており、学部入試から博士課程修了後までのキャリアパスの最適化等を通じて博士後期課程の人材確保に力を入れている(大阪大学, 2019)。そのため、研究者志向の強い学部学生の確保と育成を行う必要があり、

これを目的として既に総合型選抜・学校推薦型選抜を全学的に導入しているが、研究者志向人材のさらなる確保において一般選抜改善の必要性は高いといえる。

一般選抜における多面的・総合的評価は既に各大学で始まっている(文部科学省, 2020c)。早稲田大学では志願者に「主体性・多様性・協働性」に関する記述を求めており(得点化しない)、佐賀大学では2学部において合否ボーダー層の志願者に対し特色加点(活動実績等任意提出されたものを評価)を行っている。また、豊田工業大学では、2次選考において全員に面接試験(個別学力試験はない)を課している。

本学においても一般選抜の医学部医学科において全員に面接を課しているが、志願者の多い学部では実施が困難なのが実情である。新たな提出物を設定するにも全学での導入には時間がかかるため、現時点で存在する情報だけを用いて一般選抜における多面的・総合的評価の可能性を見出すことを目的として本研究を開始した。

一般選抜で存在する書類の一つ「調査書」に関しては活用可能性を目的とした研究が多数存在する。吉村(2019)は、調査書の文章表記には高校独自の表記も多く、資格・大会等であっても表記が一定しない等の課題が多く、機械的に処理するなら表面のみが現実的だと述べている。一方、山路ら(2019)は、調査書の記載内容を人力でクラブ活動の所属、思考力、主体性等49項目に分類し、別に実施された能力等を測定するアセスメント結果の8項目と関連性を調べ、一定の関連性を示唆している。山田(2020)では、高校時代の活動経験と主体性の関連性を新入生調査(アンケート)の回答から分析しており、調査書にも記述される可能性の高い授業態度と主体性の関連性が示唆されている。

これらの先行事例から、調査書の文章そのものを評価するのは非常に困難であるが、別のアセスメントや入学時アンケート等を用いて評価することは可能であると考え、本研究では志願者個人の調査書の内容を人間が読んだり、分類したりすることなく、機械的に自動分類することで何らかの評価結果を出力することを目的とした手法を開発し、本学で現存するデータ(調査書と入学時アンケート)によってその可能性を検証した。

3 調査書の記述内容の基礎分析

調査書の自由記述を活用するにあたり、記述内容を分析するため平成30年度一般入試とAO・推薦入試による入学者3,273名の約46%にあたる1,557名分の調査書をランダムに抽出し、裏面の内容(志願者の参考情報等の自由記述)を電子化した。具体的には「6.

特別活動の記録」「7. 指導上参考となる諸事項」「8. 総合的な学習の時間の内容・評価」「9. 備考」の4つの欄に記述された内容をテキストデータとして書き起こす作業を行った。それぞれの項目では学年ごとに欄を作成している調査書と全学年が1つの欄となっている調査書が存在するため、1学年、2学年、3学年、全体というように4つの情報として登録した。「6」と「9」に関しては下位項目の欄は作成せず、前述の学年のみ分けて登録した。「7」は、5つの下位項目が存在しているが、調査書の欄の構成として2つの項目が1つの欄に統合されているため「(1)学習における特徴等(2)行動の特徴、特技等」「(3)部活動、ボランティア活動等(4)取得資格、検定等」「(5)その他」の3項目として入力した。「8」は「活動内容」と「評価」の2つの下位項目があるので2項目として入力した。結果として、7項目と4つの年次欄の21欄に分けて入力したデータを用いて分析を行った。

3.1. 記述内容の文字数

今回の分析対象の行数、文字数、抽出単語数をカウントしたものを表1に示す。行数は句点「。」または改行をカウントしたもの、文字数は記号等も含めた文字数、抽出単語数は次項に述べる形態素解析後の単語数である。これによると、平均で一番記述の多い項目は「7の(1)(2)」欄である。次に多いのは「8の評価」欄であるが、前述の欄より2分の1以下であり、他の欄との差に比べて大きな開きがあることがわかる。

3.2. 記述内容の形態素解析

次に内容について、形態素解析器(Janome)を使って分析を行った。今回は、記述内容から、名詞と形容詞についてのみ取り出す設定として、名詞に関しては、最小単位ではなく、連続する名詞はできるだけ繋げて抽出する設定で行った。文章として記述された場合は、文章の一部分だけを使うことになる。「学級の活動におけるサポートを積極的にした。」という文章であれば「学級 活動 サポート 積極的」の4つを抽出するという具合である。一方、単語を箇条書きした文章も多く見られ、この場合はほぼ原文通り抽出される。なお、英語検定試験等頻度の多いものは脇田ら(2018)の論文を参考にして置き換えを行い統一表現(例:英検)とした。これにより抽出された単語の数が表1の抽出単語数である。

各欄に記述された内容を把握する1つのデータとして、各欄における頻出単語を表2にまとめた。この抽出語がどのような意味を持つかについて、元の原文に照らし合わせながら解説すると以下ようになる。

「6」欄における「クラス」であるが、「クラス委

表1 各欄の記述内容の単純集計 (n=1,557)

調査書項目	6.特別活動 の記録	7.指導上の参考となる諸事項			8.総合的学習		9.備考	
		(1,2)特徴等	(3,4)資格等	(5)その他	内容	評価		
記載率	99.81%	100.00%	99.87%	96.40%	99.04%	98.27%	92.68%	
行数	平均	6.61	10.68	6.28	3.63	4.34	4.85	2.74
	最小～最大	0～25	2～25	0～26	0～14	0～17	0～27	0～10
	標準偏差	3.63	3.57	3.06	1.59	2.47	2.47	1.90
文字数	平均	84.42	229.07	88.61	32.93	102.98	112.75	60.30
	最小～最大	0～401	1～766	0～861	0～361	0～459	0～583	0～440
	標準偏差	68.91	107.74	83.28	41.85	78.90	74.16	68.15
抽出単語数	平均	9.78	33.32	8.88	2.87	14.49	15.25	8.07
	最小～最大	0～58	0～110	0～108	0～48	0～73	0～78	0～49
	標準偏差	9.58	15.53	9.40	5.68	11.80	10.02	9.00

表2 各欄の頻出単語 (10位まで)

欄	語	頻度	欄	語	頻度	欄	語	頻度	欄	語	頻度	欄	語	頻度	欄	語	頻度					
6 特 別 活 動 の 記 録	クラス	458	7 (1) (2) 特 徴 等	努力	1,638	7 (3) (4) 資 格 等	所属	1,032	7 (5) そ の 他	特記事項	3,581	8 学 習	8 積極的	559	9 備 考	記録	766					
	特記事項	441		学習	1,228		英検	721		参加	90		8 総	進路		407	8 総	成果	445	未	467	
	貢献	373		7 成績	1,026		7 特記事項	662		希望	85		合	次		399	合	取り組み	439	学習	429	
	文化祭	357		(1) 性格	939		(3) 活動	446		進学	63		的	自己		396	的	理解	435	9	出欠	414
	責任	305		(2) 自分	874		(4) 熱心	378		趣味	51		学	研究		319	学	自分	428	備	次	287
	保健委員	294		特	学習面		752	資		部長	317		習	理解		244	習	活動	412	考	本校	264
	積極的	262		徴	積極的		678	格		取得	262		一	進路学習		230	一	次	407	成	績	233
	図書委員	261		等	真面目		647	等		サッカー部	259		内	自分		222	評	身	376	情	報	217
	体育委員	239			何事		636			参加	259		容	テーマ		221	価	課題	367	教	科	213
	教科係	189			教科		627			練習	251		一	課題研究		219	一	学習	309	特	記	事

員」や「クラス代表」という役割を示している。また「特記事項」は他の欄でも登場するが「特記事項なし」という「空欄」であることを示す単語である（しかし、今回の分析では空欄は文字数0であり、特記事項なしとは別物として分析している）。「貢献」「責任」「積極的」といった単語は、文章で記述している場合によく見られる単語で、「クラスに貢献した」「役職につき責任を全うした」「体育祭に積極的に参加した」などという表現で使用されている単語である。

「7の(1)(2)」欄は、「努力」「性格」「真面目」といった態度面の単語が多いことがわかるだろう。また、頻度が非常に高いのは、文章による記述が主であることに起因すると考えられる。

「7の(3)(4)」欄に関しては、まず部活動の所属・役職、検定の取得など事実ベースの記述が多く、これのみを箇条書きのように記述する場合も多いが、これに加えて取り組み内容を文章として記述している場合もあり、「熱心」「練習」などの単語は文章として記述されたものである。

「7の(5)」欄は、「特記事項なし」が突出しており、殆ど場合は空欄であることがわかる。表1の平均文字数も他の欄に比べ最も少ない33文字であることも空欄が多いことに関連している。「特記事項なし。」

を3学年分記述した場合、文字数は21文字となる。

「8の内容」欄は、「研究」や「テーマ」などを示す単語が増えており、総合的な学習の時間において研究を行っているところが多くある一方、「進路」「進路学習」といった単語に現れているとおり、キャリア教育や生涯学習に割り当てている高校も近い割合存在することがわかる。「次」は「1年次」といった表記に使用されているもので、この欄はフォーマットが学年ごとに分かれていないことに起因するものである。

「8の評価」欄は、「成果」といった結果を示すものも一部あるが、「積極的」「取り組んだ」「活動」など態度を示す記述が多く見られている。ごく少数であるが、意欲や理解に関して段階表記も見られた。

「9」欄は、「成績は3年次1学期末までの記録」「成績は本校分のみ」「教科情報は○○の科目に読み替える」などといった記述が見られる欄である。

このように調査書の各欄の記述は、概ね欄のタイトル通りとなっているが、記述の文字量に大きな違いあることがわかった。また、文章による記述と項目の箇条書きの記述方法があり、行数と文字数の関係から、「7の(1)(2)」「8の内容」「8の評価」の3つは文章の記述が多く見られる欄であるといえるだろう。「6」「7の(3)(4)」「7の(5)」欄は箇条書きが多いと見られ

る。吉村(2019)の示すとおり、記述内容にはかなりの違いがあり、表出する単語を分類して、自動化を目指すにはパターンが多すぎるため難しいといえる。

4 主体性等を表す教師データの作成

本研究の目的である自動分類を実現させるため、「主体性等」を示す別のデータを教師データとして与えて機械学習によって分類させることを検証することとした。「主体性等」の観点は大学によって様々であると考えられるが、「入学時アンケート」は入学者に価値観・志向性・高校時代の活動等を尋ね本学の求める人材像との整合性を確認するために実施していることから、既存データの中で活用可能な教師データとして用いることとした。

4.1 「入学時アンケート」因子分析の方法

「入学時アンケート」の質問項目は多岐にわたるが、その一部は主体性や学ぶ意欲、高校時代の活動経験など、表3のような項目を尋ねている。例えば「出願で考慮したこと」の詳細項目では「学びたい専門の学問や研究ができる」という質問に「1 全くあてはまらない～6 とてもあてはまる」を選択させるという形で質問している。これらの質問 75 項目について予断を持たず、探索的因子分析を行った。因子分析の手法は表4、固有値は図1の通りである。

表3 分析に使用した入学時アンケートの中項目

・満足度	・最終学歴希望
・大学志望度	・高校での学習経験
・学部志望度	・高校での活動経験
・卒業後進路	・ジェネリックスキルの自己評価
・出願で考慮したこと	・探求学習の経験
・阪大に期待すること	・学び方の傾向
・学部の内容理解	
・学部と学びたいことの一致度	
・専門以外で学びたいことはあるか	

表4 因子分析の基本情報

n	2,698
因子の推定方法	主因子法
因子の回転	プロマックス法(規準化あり)
3因子～10因子まで分析後、適切な因子数を判断の のち、各被験者の因子得点を算出	

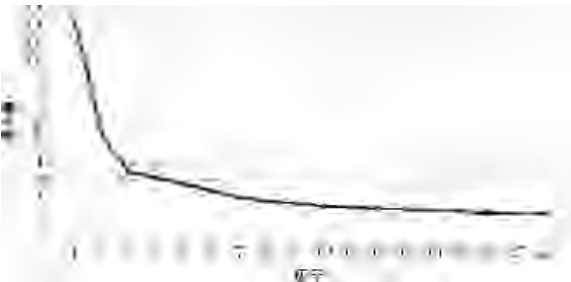


図1 固有値スクリープロット

表5 因子負荷量(6因子)

質問	因子1	因子2	因子3	因子4	因子5	因子6
入学したことの満足度	0.17	-0.03	-0.05	0.14	0.01	0.03
大阪大学は第1志望でしたか?	0.05	-0.08	0.01	0.03	0.08	0.06
学部は第1志望でしたか?	-0.02	-0.06	-0.03	0.06	0.03	0.16
卒業後進路 未定 1/あり 2	-0.01	0.06	0.00	-0.03	0.17	0.21
出願で考慮したこと						
(6)学びたい専門の学問や研究ができる	0.30	0.05	0.06	0.19	-0.11	0.38
(7)自分が望む職業に就くことができる	0.12	0.08	0.05	0.10	0.36	0.39
(8)大企業に入りやすいなど、一般的な就職に有利	0.01	0.02	-0.02	0.02	0.63	0.05
(9)キャリア・就職支援が充実している	0.12	0.07	0.03	0.05	0.62	0.15
(10)世界レベル・世界最先端の研究を行っている	0.30	0.10	0.07	-0.05	0.33	0.49
(11)自分が師事したい先生・研究者がいる	0.08	0.12	0.14	0.11	0.16	0.35
(12)保護者や親族が望む大学・学部である	-0.04	0.04	0.03	0.13	0.38	0.10
(13)高校の教師が勧める大学・学部である	-0.02	0.00	0.07	0.19	0.33	0.04
阪大に期待すること						
(1)幅広い教養を身につける	0.59	0.04	-0.02	0.12	-0.15	-0.19
(2)専門的な知識や技術を身につける	0.67	0.02	-0.04	0.03	-0.10	0.10
(3)職業に直結する知識・技術を習得する	0.41	-0.01	-0.02	-0.01	0.32	0.16
(4)資格をとる	0.33	-0.04	0.04	0.11	0.18	-0.04
(5)興味のある分野を深く掘り下げる	0.68	0.02	-0.03	0.05	-0.24	0.11
(6)知的好奇心を満たす	0.71	0.05	-0.02	0.03	-0.29	0.00
(7)教員の質	0.68	-0.03	-0.02	0.07	-0.06	-0.02
(8)教員の行う研究について学ぶこと	0.69	-0.02	-0.01	0.01	0.01	0.14
(9)外国語能力の向上	0.43	0.02	0.07	0.19	-0.16	-0.29
(10)研究方法を学ぶこと	0.65	-0.07	0.06	-0.09	0.04	0.27
(11)教育環境	0.77	-0.07	-0.02	0.03	-0.01	0.03
(12)研究環境	0.67	-0.03	0.03	-0.13	0.10	0.30
(13)施設設備	0.64	-0.02	-0.01	-0.11	0.16	0.15
(14)課外活動(部活やサークル等)	0.40	0.01	0.02	0.02	0.15	-0.22
(15)就職・進学する際の大阪大学の評判	0.41	-0.02	-0.05	0.03	0.43	-0.27
(16)将来やりたいことを見つめるための支援	0.59	-0.04	0.01	0.02	0.17	-0.29
(17)就職・進学する際の支援	0.55	-0.04	-0.02	0.03	0.32	-0.30
合格した学部で何を学ぶか理解していますか?	0.08	0.13	-0.01	0.16	-0.08	0.20
入学した学部の専門が1番学びたいことですか?	0.06	-0.02	-0.03	0.12	0.02	0.25
入学した学部の専門以外に学びたい専門がありますか?	0.03	0.07	0.06	-0.07	-0.16	-0.04
あなたが取得しようと思っている最高の学位	0.10	0.04	0.00	-0.25	0.10	0.42
高校での学習経験						
(1)授業の予習をきちんとおこなった	-0.02	-0.05	0.02	0.69	0.12	0.06
(2)授業中は真剣にノートをとった	0.02	-0.08	0.02	0.66	0.05	0.03
(3)授業で積極的に発言や質問をした	0.01	0.09	0.30	0.37	0.02	0.05
(4)宿題をきちんと行った	-0.03	-0.04	-0.01	0.75	0.11	0.05
(5)授業の復習をきちんとした	0.00	-0.05	-0.01	0.76	0.14	0.12
(6)苦手な教科も一生懸命勉強した	0.06	0.04	-0.01	0.60	0.09	-0.03
(7)勉強方法を自分で工夫してみた	0.11	0.15	0.01	0.40	0.03	0.01
(8)自分で目標や計画を立てて勉強した	0.08	0.13	-0.02	0.45	0.08	-0.02
(9)興味のある学問分野についての本を多く読んだ	0.06	0.17	0.12	0.26	-0.15	0.22
(10)インターネット等で勉強に関する情報を調べた	0.08	0.08	0.03	0.21	0.04	0.00
(11)部活動を一生懸命にやった	0.12	0.06	0.25	-0.02	0.03	-0.19
(12)友達とたくさん遊んだ	0.12	0.13	0.19	-0.09	0.09	-0.22
(13)たくさん読書をした	0.05	0.13	0.11	0.20	-0.15	0.10
(14)グループワークやディスカッションに積極的にした	0.00	0.08	0.69	0.10	-0.06	0.00
高校での活動経験						
(1)部活動・同好会(運動系)	0.09	0.09	0.13	-0.25	0.19	-0.19
(2)部活動・同好会(文化系)	-0.04	-0.02	0.10	0.22	-0.20	0.09
(3)生徒会活動・委員会活動	0.02	0.04	0.33	0.13	-0.03	-0.03
(4)学校行事(文化祭、体育祭など)	0.13	0.08	0.34	0.04	0.03	-0.19
(5)ボランティア、社会奉仕活動	0.00	0.07	0.32	0.11	0.05	-0.01
(6)グループワーク(グループでの学習)	-0.02	-0.10	0.87	0.01	0.00	0.01
(7)ディスカッション	-0.03	-0.10	0.94	-0.03	0.00	0.02
(8)ディベート	-0.03	-0.04	0.81	-0.04	-0.01	0.00
(9)プレゼンテーション	-0.04	-0.02	0.77	0.00	-0.01	0.05
センター試験の科目詳細						
(1)分析的・批判的思考力(クリティカルシンキング)	-0.04	0.71	-0.08	-0.07	0.02	0.14
(2)学術的な教材を読み、理解する能力	-0.04	0.60	-0.11	0.05	-0.02	0.15
(3)外国語能力	-0.01	0.39	0.02	0.24	-0.07	-0.12
(4)明瞭かつ効果的に書く能力	-0.07	0.60	-0.05	0.11	0.03	-0.03
(5)明瞭かつ効果的に話す能力	-0.10	0.67	0.10	0.00	0.07	-0.09
(6)国際的視点で理解する力(政治・経済・社会・文化)	-0.04	0.58	0.07	0.14	-0.09	-0.05
(7)リーダーシップ	-0.05	0.56	0.24	-0.03	0.06	-0.14
(8)プレゼンテーション能力	-0.13	0.58	0.35	-0.03	0.03	-0.02
(9)コミュニケーション能力	-0.02	0.58	0.20	-0.02	0.03	-0.16
(10)文化的、国際的な多様性を正しく認識する能力	0.04	0.60	0.02	0.14	-0.14	-0.06
(11)問題を発見することができる能力	0.03	0.76	-0.10	0.00	0.03	0.09
(12)自由に発想することができる能力	0.06	0.66	-0.04	-0.10	-0.03	0.09
(13)解決の道筋を立てることができる能力	-0.01	0.78	-0.14	-0.04	0.07	0.10
高校での探究学習の経験						
A 素な授業を受講 / B 興味のある授業を受講	0.27	0.07	0.06	0.13	-0.37	0.11
A 講義形式の授業が良い / B 能動的な授業が良い	0.11	0.14	0.23	-0.08	-0.19	-0.03
A 教員の指示が欲しい / B 学ぶことは自分決めた	0.18	0.22	0.09	-0.07	-0.28	0.06
A 目標やゴールが見える / B 可能性広がっている	0.14	0.11	0.03	-0.12	-0.26	-0.12
A リスクは避けたい / B リスクは受け入れたい	0.13	0.24	0.13	-0.11	-0.21	-0.07

表4にも記述した通り、因子数を3~10まで設定して分析を行い、筆者らが出力された因子を解釈した。その結果、因子数6のところである程度のまとまりで解釈できることがわかり、またその後のクラスター分析にも適当だと考えられたので、6因子を採用した。なお、6因子までの回転後の累積寄与率は34.9%であった。各質問の因子負荷量は表5の通りで、各因子を解釈し表6のように因子名を設定した。

各因子同士の因子間相関は表7の通りである。因子2と3、3と4の間に比較的高い相関がみられた。特にこれらの因子のうち、大学が求める主体性の観点からは、因子1は「学問・研究の目的が明確で本学に進学した」という点、因子3で「協働性の高さ」、因子6は「研究者になりたい意欲があるか」であり、これらを望ましい因子であると考えた。

表6 抽出された因子

因子	因子名
因子1	教育・研究への期待
因子2	汎用的能力の自己評価の高さ
因子3	協働的学びへの積極性
因子4	国際・英語への興味、学校の勉強の真面目さ
因子5	大学のブランドと就職の有利度
因子6	研究者志向

表7 回転後の因子間相関

	因子1	因子2	因子3	因子4	因子5	因子6
因子1	1.0000	0.3062	0.2773	0.3094	0.2437	0.0986
因子2	0.3062	1.0000	0.4750	0.2991	0.0758	0.0979
因子3	0.2773	0.4750	1.0000	0.3683	0.0445	-0.0044
因子4	0.3094	0.2991	0.3683	1.0000	0.0089	-0.0282
因子5	0.2437	0.0758	0.0445	0.0089	1.0000	-0.1872
因子6	0.0986	0.0979	-0.0044	-0.0282	-0.1872	1.0000

4.2. 因子得点を元にしたクラスター分析

更にこの6因子の因子得点を元に2,698名をクラスター分析で4タイプに分類した。クラスター分析には、k-means法を使用した。その結果得られた各クラスターの因子の中心をプロットしたのが図2である。

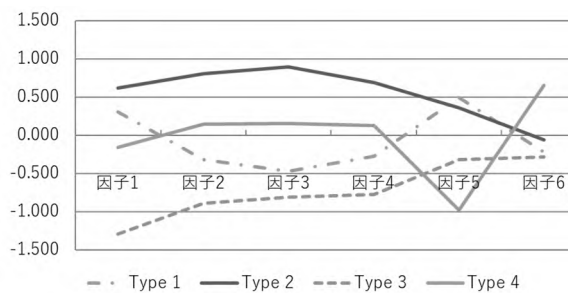


図2 各クラスターの中心

これらのクラスター（タイプ）に分類された人数の割合は表8に示す。そして、タイプ内の各因子の負荷

表8 各タイプの人数と割合

タイプ	Type1	Type2	Type3	Type4	全体
n	834	792	517	555	2,698
%	30.91%	29.36%	19.16%	20.57%	100.00%

表9 各暫定的タイプのプロフィール

タイプ	プロフィール
Type1	大学から得られるサービスと大学ブランド・就職を重視（大学ブランド重視で進学）
Type2	大学ブランドを信頼し、教育・研究への期待と主体性も高い
Type3	教育に興味なく、自己肯定感、協働性も低い
Type4	就職・大学ブランドに興味なく、研究者志向が強い

量を元に解釈したプロフィールを表9に記述した。

一般的に、主体性が高く学問への意欲も高い入学させたいタイプは、Type2である。Type1は大学ブランド重視で進学したため、学問や研究に対する意欲に不安がある。Type3は、すべてにおいて相対的に低い。一方、今回この探索的因子分析を行う事で、Type4の大学のブランドや就職にはあまり興味がないが研究者になりたいとの意欲の高いタイプが存在することが分かった。先述の通り、本学は研究者志向の強い学部学生の確保と育成を行う必要があり、このType4も入学させるべき重要な資質を持ったタイプであると考えた。

4.3. タイプ分けの妥当性の検証

教師データありの機械学習をさせるための因子分析、クラスター分析を行ってきたが、この分析が適切であるかどうかを2つの観点から検証した。

まず、一般入試とAO・推薦入試別にタイプの分布に違いがあるかどうかである。AO・推薦入試は、書類審査、面接などで志願者の志望動機や学問などへの傾倒を確認しているため、入試方式の違いがあればタイプの分布は異なるのではないかと考えた。結果は図3の通り、AO・推薦入試はType2,4が多く、カイ二乗検定で有意差がある事が認められた。

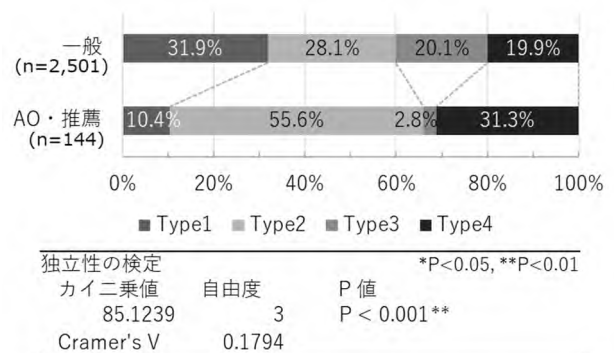


図3 入試方式の違いによるタイプの分布

次に入学後の活動であるが、各タイプ別にGPAの平均と分布を見てタイプごとに違いがあるかどうかを

確認した。結果は図 4 の通りで、特に Type2 と 4 では、平均値も高いが GPA3 以上の分布が多く、分布の違いに有意差が認められた。

これらの分析により、クラスター分析の Type2 と 4 は、大学の望む主体性である、学問への傾倒、研究への意欲が高く、またその結果、（もちろん例外はあるにせよ）学習成績の面でも他のタイプと比較して高いことが確認された。

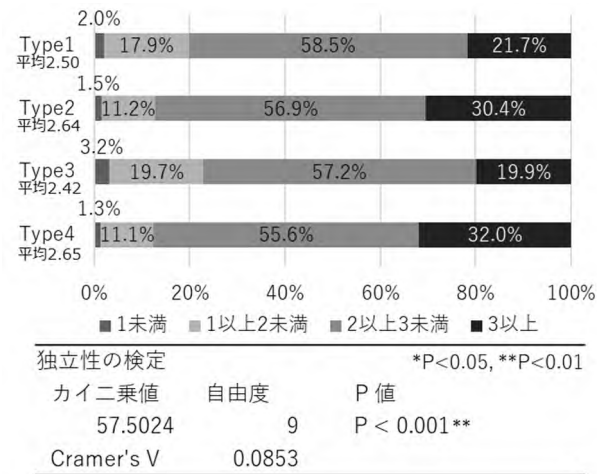


図 4 タイプの別の GPA 分布

5 機械学習による調査書の分類

前章で述べた学生の入学時アンケートの結果として得られた「タイプ」を使用して、調査書裏面の記述データを機械学習により分類することで、調査書の裏面情報を用いて「タイプの自動分類」ができないかを検証した。

今回の検証で用いた機械学習は、Support Vector Machine(SVM)である。調査書の記述を形態素解析した結果（単語）に対して「Type1」に属する学生の単語なら、Type1 を肯定する属性を付け、Type1 以外

の受験生であれば否定の属性となるようにベクターを設定し、全員分の Type1 肯定の単語集団、否定の単語集団を設定した。同じ単語が肯定と否定の両方に存在することもあるため、肯定・否定を最も高確率に分類できる閾値を機械学習で習得させた。習得に用いるのは 1,557 名分の調査書の記述を形態素解析したデータで、入学時アンケートの回答を因子分析した「タイプ」を学習の教師データとするため、1,557 名のうちアンケートの回答がある 1,393 名を使用した。

手順としては、初めに学習用データを作成し、それを学習させた後、全データを判定させて正解率を調べた。全データの 60%にあたる 843 名分を学習データとして設定し、学習させ分類器（学習データを最もよく分類できた判定基準と学習したデータのセット）を作成した。分類器はタイプ毎に作成し、その分類器を用いて全 1,393 名分の調査書データを分類させた。

各タイプの分類器は、該当タイプに分類したいときに「肯定」を出力し、それ以外では「否定」を出力する。各タイプで判定するため複数のタイプで「肯定」が出力ことや、全てのタイプで「否定」と出力されることがあり得るようになっている。当初は入学時アンケートの分類と同じく Type1~4 のいずれかに属するように実装したが、実際に分類すると Type3 や 4 に間違っ て分類される場合が多く発生したため、詳細な結果を取得するために、タイプ毎の判定結果とするように変更した。

実際にはどのような判定パターンが出力されるのか表 10 を用いて解説する。No1~10 がそれぞれ 1 志願者であり、表の左から順に入学時アンケートの分析結果で分類されたタイプ、中央が SVM の判定結果、右が 2 つ判定を比較し正解したかどうかである。SVM での判定結果は No.7 のように複数のタイプで「肯定」が出力されることがある。

表 10 SVM による判定結果出力の例

No	入学時アンケートでのタイプ				SVMによる判定				判定の結果 (○全正解, △1つ間違い, ×2以上間違い)
	Type1	Type2	Type3	Type4	Type1	Type2	Type3	Type4	
1	-	肯定	-	-	-	肯定	-	-	○
2	-	肯定	-	-	-	肯定	-	-	○
3	-	-	肯定	-	-	-	肯定	-	○
4	-	肯定	-	-	-	肯定	-	-	○
5	肯定	-	-	-	肯定	-	-	-	○
6	-	肯定	-	-	-	肯定	-	-	○
7	肯定	-	-	-	肯定	-	肯定	-	△1は正解, 3は誤判定
8	-	肯定	-	-	-	-	-	肯定	×正解2の所4と誤判定
9	-	肯定	-	-	-	-	-	肯定	×正解2の所4と誤判定
10	-	-	-	肯定	-	肯定	-	-	×正解4の所2と誤判定

No.1 から 6 の志願者に関しては、全部が成功している例であるが、成功数は「肯定」の成功と「否定」の成功に分けてカウントする。No.1 を例にとると Type2 が「肯定」の判定成功、Type1,3,4 が「否定」の判定成功とカウントするということである。No.7 は1つだけが間違っているパターンであるが、前述のように全体で「誤判定」とカウントするのではなく、Type1 が「肯定」の判定成功、Type2,4 が「否定」の判定成功、Type3 が「否定」とすべき所肯定と出力した誤判定、というようにカウントする。No.8,9 の場合は2つの間違いが含まれている例であるが、このときは、2つ判定成功、2つ誤判定とカウントする。具体的には Type2 が「肯定」とすべき所否定と誤判定とカウントし、Type4 は反対に「否定」とすべき所肯定と出力された誤判定とする。残りの Type1 と 3 は「否定」の判定成功とカウントされる。No.10 は No.8,9 と誤判定の場所が反対となったパターンである。

この処理を調査書の記述データの存在する 1,393 名分行った結果が表 11 である。Type1 の判定は 99% の成功率であり、1,393 名中 9 名分のみ誤判定が起きた。その他を含む全体の成功率は 79% となっている。ただし、Type1 と 2 の感度（肯定の判定率）はそれぞれ 99.3%、71.1% と比較的高いが、Type3, 4 の感度はそれぞれ 42.4%、29.7% と低い。特に、Type2 と Type4 に関しては、互いに誤判定している例が多く見られた。Type4 と肯定すべき所、Type2 と肯定した例が 121 名分、反対に Type2 とすべき所、Type4 としたのが 43 名分あった。Type2 と Type4 を統合した場合の値を表「Type2+4」として示したが、感度は 79.1%、特異度（否定の判定率）は 76.5% と成功率をより高めることが可能であることがわかった。

1,393 名分全体の判定結果は 79% の成功率であったが、タイプ別の分類については、上記に見た通り 99%~66% まで成功率のばらつきがあり、まだ改良の

余地があるといえる。しかし、判定アルゴリズムのさらなる調整、教師データの数を増やすこと、目指す評価したい人材のみを獲得する（タイプを限定したり統合したりする）という観点で判定する等によって、今回の結果より精度を上げられる可能性もある。今回の検証でもデータ数を 555 名に絞って行った所、成功率は 58% であったことからデータ数を増やすことで向上する可能性があると言えるだろう。

6 まとめと今後の課題

本研究では、調査書活用の可能性について検討するため、調査書の裏面の記述内容を用い、志願者を自動分類ができないかを検討した。今回は機械学習の教師データとして、新入生アンケートの回答を使用し、主体性等を示す「タイプ」を設定し、調査書の記述からこのタイプを予測できるか機械学習による分類器を作成し判定させた。本稿で設定したタイプは、本学のデータを用いた場合の結果であり、大学や志願者の環境要因で抽出される種類や数は様々であるといえるが、本稿での検証結果から、本研究の手法によって自動判定の仕組みを構築することにより一定の成果を得られることを示唆できた。

4つのタイプのうち、Type1 の「大学から得られるサービスと大学ブランド・就職を重視（大学ブランド重視で進学）」については、99% の成功率で判定ができた。その他のタイプは 66~77% の成功率となったが、Type2 と 4 で相互に誤判定する事例が合計 164 件あり、Type2,4 を統合した場合の感度は 79.1% であり判別結果の調整により成功率を上げることができるとも示唆された。

今後の課題としては大まかに次の 3 点が考えられる。1 点目として、この機械学習の精度をどのように高められるかという事である。学習させるデータ量を増やすことのほか、機械学習させる語彙の精選や、学生をタイプで分類するのではなく、特定の因子の負荷量に

表 11 SVM によるタイプ判定の成功率

タイプ	Type1	Type2	Type3	Type4	計	備考（カウントされた数値の意味）	Type2+4	
各タイプの人数	441	425	264	263	1,393	入学時アンケート分析でのタイプ別該当人数 (全1,557名中アンケート無回答者164名を除く)	688	
判定成功	肯定	438	302	112	78	930	タイプ肯定の判定が成功	544
	否定	946	764	921	842	3,473	タイプ否定(-)の判定が成功	1,606
誤判定	肯定	3	123	152	185	463	肯定にすべき所、否定と誤判定	144
	否定	6	204	208	288	706	否定にすべき所、肯定と誤判定	328
判定成功率	99.4%	76.5%	74.2%	66.0%	79.0%	肯定・否定の判定成功割合	77.2%	
感度	99.3%	71.1%	42.4%	29.7%		肯定の成功率(真該当率)	79.1%	
特異度	99.4%	78.9%	81.6%	74.5%		否定の成功率(真非該当率)	76.5%	

基づいて判別したデータを教師データにしてみるなどの工夫で、精度をどこまで上げられるかなどを検討する必要がある。さらに、調査書を書く教員の個人差、学校差など、外的要因による限界も考慮に入れる必要がある。今回の研究でも1,393名の40%程度の555名で実施したところ感度が20%程度低くなった。このことから学習データを増やすことでより精度が高まる可能性は十分にあると言えよう。

2点目は、このような多面的・総合的評価手法を、どのように選抜の可否判定に組み込むかという点である。現在の日本の大学入試においては、一般選抜では1点刻みの得点で合否が決まる事がまだ一般的である。どれだけ機械学習の精度が上がったとしても、機械による調査書の評価をそのまま点数化して合計点に組み入れることは公平・公正性の観点、また志願者からの納得感も含め、十分な検討が必要である。

3点目は、多面的・総合的な評価を一般選抜で行った場合の効果検証が必要であるという点である。つまり、入学時だけでなく、卒業時・卒業後までの情報を収集して、入学者選抜時の評価方法とその後の活動等との関係を追跡調査していく必要がある。筆者らは、様々な入試区分で入学した学生の「卒業時追跡調査」として、卒業時における指導教員の評価と学生の自己評価の両方を収集し、多面的・総合的評価(AO・推薦入試)による入学生と一般選抜の入学生の卒業時における成果等の違いや教員と学生の評価の差異について分析を始めており、実際に一般選抜で多面的・総合的評価を導入した場合の有効性について検討できる基礎データの分析を進めている。

以上のように、今回試行した手法を一般選抜の多面的・総合的評価に用いるにはいくつかの課題が残るが、この手法による志願者の分類結果は「選抜」だけに活用するものでないとなれば別の可能性も見えてくる。18歳人口が減少する中で入試には「選抜」だけでなく、高大接続の円滑化や大学教育の学生支援につながる架け橋としての機能が求められてくると考えている。例えば学生ごとに個別最適なカリキュラム作成等の目的で、多面的・総合的な評価の要素を増やすということも考えられるが、要素が増えれば、機械による支援の重要性はより高まるだろう。

注

1) 本研究は、統計処理・研究利用の同意のもと収集したデータを使用し行った。

参考文献

- 中央教育審議会(2014).「新しい時代にふさわしい高大接続の実現に向けた高等学校教育、大学教育、大学入学者選抜の一体的改革について(答申)」, https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo0/toushin/_icsFiles/afidfile/2015/01/14/1354191.pdf (2020年12月6日)
- 井ノ上憲司・山下仁司・川嶋太津夫(2019).「多選抜における調査書活用の可能性—高校データベースの開発と調査書の評定点と学力の相関分析—」『平成31年度 全国大学入学者選抜研究連絡協議会大会(第14回) 研究発表予稿集Ⅱ(2)』, 49-54.
- 文部科学省(2016).「高大接続システム改革会議「最終報告」の公表について」, https://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/housha/shougai/033/toushin/1369233.htm (2020年12月6日)
- 文部科学省(2017).「調査書の電子化の進め方(平成31年2月8日 大学入学者選抜方法の改善に関する協議)」, https://www.mext.go.jp/content/20200318-mxt_daigakuc02-000005730_9.pdf (2020年12月6日)
- 文部科学省(2020a).「電子調査書の普及と一般選抜においても電子調査書が効果的に評価できる環境整備及び調査書における評価の在り方の調査研究」, https://www.mext.go.jp/content/20200318-mxt_daigakuc02-000005730_14.pdf (2020年12月6日)
- 文部科学省(2020b).「平成33年度大学入学者選抜実施要項の見直しに係る予告の改正について(通知)」, https://www.mext.go.jp/component/a_menu/education/micro_detail/_icsFiles/afidfile/2018/11/06/1397731_03.pdf (2020年12月6日)
- 文部科学省(2020c).「各大学における多面的な評価に関する取組事例」, https://www.mext.go.jp/content/20200318-mxt_daigakuc02-000005730_8.pdf (2020年12月6日)
- 大阪大学(2019).「OUビジョン2021—社会変革に貢献する世界屈指のイノベティブな大学へ—」, <https://www.osaka-u.ac.jp/ja/oumode/OUvision2021> (2020年12月6日)
- 山田美都雄(2020).「高校時代の活動経験と主体性との関連性について—主体性評価に際しての一考察—」『大学入試研究ジャーナル』30, 8-14.
- 山路浩夫・湯山加奈子(2019).「理工系大学における多面的・総合的評価と提出書類の活用—一般選抜における調査書活用の可能性を中心に—」『大学入試研究ジャーナル』29, 7-14.
- 吉村宰(2019).「一般選抜前期入学者選抜における調査書の活用について」『大学入試研究ジャーナル』29, 67-72.
- 脇田貴文・北原聡・小泉良幸・井村誠・中田隆(2018).「大学入学者選抜における調査書活用に向けた課題—記載ルールの必要性—」『大学入試研究ジャーナル』28, 33-39.