

# 心理学部における中途退学の要因の検討（その2）

古曳牧人・川邊 讓・岩熊史朗・高岸百合子

## 1 目的

大学において、中途退学の防止は、様々な意味で重要な課題となっている。中途退学が学生のその後の人生に与える影響が大きいのはもちろんのこと、客観的指標による大学の多面的な評価が進む中、近年では、中途退学率や留年率が取り上げられることも多くなり、大学経営の面での重要性も増している。

古曳・川邊・岩熊・高岸（2017）は、本学心理学部において、中途退学や休学、成績不振のリスクが高い学生を早期に把握できるリスク・アセスメントの作成を視野に入れ、入学前または入学直後に入手できる情報を用いて、その後の中途退学に関連する要因を検討した。

ロジスティック回帰分析による検討の結果、入学前のデータのみ、入学直後のデータのみでも、それぞれある程度高い精度の予測ができる可能性が示され、また、これらの予測に用いる変数はそれぞれ4種類という比較的少数でよいことが分かった。さらに、入学前、入学後の両方のデータを用いて予測した場合には、予測精度が向上することも分かった。これらの結果は、中途退学、休学、成績不振のリスクが高い学生を、比較的少数の変数によって早い時期から予測できるリスク・アセスメントの可能性を示したものだと言える。

その一方、試行的な研究であり、22項目の多岐にわたるデータを収集する必要があったため、サンプル数を増やすことができず、結果として、各変数のオッズ比が極端に大きな値になるなど、統計的に安定した結果を得るには至らなかった点が課題として残った。

このような前回の研究における課題を踏まえ、本研究では、調査対象を本学心理学部の1年次生全員（留学生を除く）に拡大し（前回の研究（古曳ら、

2017）の調査対象は2016年度入学生であり、今回の調査対象は2017年度入学生である）、前回の研究で得られたロジスティック回帰式を用いて中途退学等のリスクを予測し、1年後の実際の状況と比較することで、予測式の妥当性を検討することとした。加えて、留学生を除く2017年度入学生全員のデータを用いたロジスティック回帰分析を行い、統計的に安定した結果が得られるか否かを検討するとともに、各変数の影響の大きさについて、2016年度生で得られた結果との比較を行った。

なお、調査対象については、特に予測が難しい早期の中途退学等の予測に焦点を絞り、今回も1年次生のみとした。前回の研究（古曳ら、2017）でも述べたように、現状として、入学後ある程度の時間が経過すれば、大学側も中途退学等のリスクの高い学生をおおむね把握できるというのが1年次生のみを対象とした理由である。

## 2 方法

### (1) 調査対象者

2017年度に駿河台大学心理学部に入学した学生のうち、外国人留学生9名を除く156名（男性79名、女性77名）であった。留学生を除外した理由は、高校在籍時のデータが入手できないためである。

なお、過去数年分の入学生のデータで分析を行うことも考えられるが、入学者の特徴は年度ごとに変化していると考えられ、それに伴って中途退学等に至る理由も変化している可能性があることから、2017年度の入学生のみのデータで分析を行った。これによって、2016年度生の特徴との比較も可能になる。

### (2) 観測期間

2017年4月1日から2018年3月31日までの

1年間

(3) 調査項目

古曳ら(2017)が使用した入学前に得られるデータ4項目と、入学後に得られるデータ3項目を説明変数として使用した。項目とコーディングの内容をTable 1に示す。コーディングの方法については、古曳ら(2017)の方法と同様とした。入学式・オリエンテーション欠席日数に関しては、入学式と学部ごとに実施されるオリエンテーション(2日間)の欠席日数を合計した数値を用いた(最大値は3)。また、1年次演習科目であるプレゼミナールIの初回3回における欠席数と心理学概説I(必修科目)の初回2回(古曳ら(2017)では3回であったが、2017年度は、初回3回のうち休講が1回あったため、回数よりも期間を揃えることを重視して、2回とした。)における欠席数についても、合算した数値(「演習・概説欠席数」)を分析に用いた(最大値は5)。

入学後に得られるデータのうち、「性格的問題」については、1年次演習科目(秋学期)を担当した心理学部専任教員が担当の学生の評定を行った。この科目のクラス数は10であり、担当教員の数も10名であった。

評定に当たっては、例示として、他の学生との交流がほとんどない、感情の表出が著しく乏しい、柔軟な考え方ができにくく、頑固である、課題などの提出が著しくルーズである、すぐに騒いで抑制に欠ける、といったものを挙げ、必ずしも精神疾患の有無とは重ならないが、症状が性格的な問題のような形で現れている場合を含む(うつのため他の学生と交流が少ないなど)という説明を加えた。評定を行った時期は、調査の都合により、2017年度秋学期の授業が終了した後の2018年5月であった。

なお、1年次演習における調査対象者数は、15名または16名であった。

目的変数としては、2018年3月末までに申出または学費未納による退学命令を受け、退学となった学生、同月末までに休学となった学生、2017年度(すなわち1年次)の修得単位が30単位未満であった学生の3種類とした。これらの基準については、基本的に前回の研究(古曳ら, 2017)で用いた基準を踏襲した。

調査対象者中、退学者は4名、休学者は0名、修得単位30単位未満の者は15名であった。

また、学業成績を示す指標として、1年次末の修得単位数とGPA(Grade Point Average)を用いた。本学部では、履修登録単位の上限を設定しており、

Table 1 説明変数とコーディングの内容

説明変数	コーディング	
入学前		
高校ランク	-	
高校課程(全日制以外)	全日制	全日制以外(通信制、定時制)
高校欠席日数	20日以上	20日未満
出身地(関東)	関東	関東以外
入学後		
入学式・オリエンテーション欠席日数	-	
演習・概説欠席数	-	
性格的問題	あり	なし

注:「-」はコーディングを行っていないことを示す。

1 年次生の上限は 44 単位となっている。また、GPA については、本学では、成績評価の A を 4 点、B を 3 点、C を 2 点、D を 1 点、F (不合格) を 0 点としていることから、GPA は 0 から 4 までの値を取る。

#### (4) 分析手法

古曳ら(2017)と同様に、分析手法として、ロジスティック回帰分析を用いた。Cox の比例ハザードモデルも適用可能だと思われるが、1 年間という比較的短い観測期間において、事象発生までの時間の長短を検討することにさほど意味がないと考えられること(1 年次の間に中途退学等になることは大学 4 年間の中では早期であると言え、その中での期間の長短を検討する必要性は低い)、また、今回の調査対象では、医学分野における臨床研究等で問題となる観測期間中の転院といったいわゆる観測の打ち切りを考慮する必要がないことがロジスティック回帰分析を採用した理由である。

統計ソフトウェアは、JMP® 13 (SAS Institute Inc., Cary, NC, USA) を使用した。

### 3 結果

#### (1) 前年度生のデータで得られた予測式の精度の確認

まず、古曳ら(2017)の研究で得られたロジスティック回帰式に、2017 年度入学生データを当てはめ、全調査対象者の中途退学等のリスクを予測した。ロジスティック回帰分析では、事象の発生確率は 0 から 1 までの間の値として算出され、リスクの有無の閾値は 0.5 である。確率計算に用いられた各説明変数の係数及び定数を Table 2 に示す。入学前のデータのみで予測する場合と、入学前及び入学後のデータで予測する場合では、係数及び定数が異なる。

Table 2 ロジスティック回帰式における各説明変数の係数と定数

説明変数	入学前データ	入学前と入学後のデータ
入学前		
高校ランク	0.429	29.162
高校課程(全日制以外)	18.089	37.608
高校欠席日数20以上	22.292	91.061
出身地(関東)	21.105	7.011
入学後		
入学式・オリエンテーション欠席日数	-	121.116
演習・概説欠席日数	-	90.615
性格的問題	-	129.542
定数	-29.149	-580.140

## ア 予測と結果の比較

まず、入学前に得られるデータ 4 項目を用いて中途退学等の予測を行い、実際の中途退学等の結果と比較した。結果を Table 3 に示す。

Table 3 入学前のデータによる中途退学等の予測と結果

		結果		計
		陽性	陰性	
予測	陽性	9	26	35
	陰性	10	111	121
	計	19	137	156

入学前のデータを使用したロジスティック回帰式によって、事象、すなわち、退学、休学、成績不振の発生確率が 0.5 以上（陽性）となったのは、156 名中 35 名であり、そのうち、実際に中途退学等に至っていたのは 9 名であった。また、確率が 0.5 未満（陰性）となったのは 121 名であり、そのうち中途退学等に該当しなかったのは、111 名であった。全体の予測の的中率は 76.9% であった。

次に、入学後に得られるデータも加えた 7 項目を用いて予測を行い、実際の中途退学等の結果と比較した (Table 4)。

Table 4 入学前と入学後のデータによる中途退学等の予測と結果

		結果		計
		陽性	陰性	
予測	陽性	13	19	32
	陰性	6	118	124
	計	19	137	156

ロジスティック回帰式による確率が 0.5 以上（陽性）となったのは、156 名中 32 名であり、そのうち、実際に中途退学等に至ったのは 13 名であった。また、確率が 0.5 未満（陰性）となったのは 124 名であり、そのうち中途退学等に該当しなかったのは

118 名であった。全体の的中率は 84.0% であり、入学前のデータによる予測よりも向上することが分かった。

## イ 陽性群と陰性群の学業成績の比較

次に、入学 1 年後に退学、休学にならず、かつ修得単位も 30 以上だった学生 137 名を、入学前と入学後のデータを用いた予測によって陽性と判定された者（陽性群 19 名）と陰性と判定された者（陰性群 118 名）に分け、それぞれの修得単位数と GPA を比較した。

結果を Table 5 に示す。陽性群と陰性群との間に差があるかを確認するため、t 検定を行ったところ、修得単位数、GPA のいずれにおいても、陽性群の方が、有意に低い数値となっていた ( $t(135) = 4.76, p < .001$ ;  $t(135) = 4.11, p < .001$ )。

## (2) 2017 年度生のデータによるロジスティック回帰分析

### ア ロジスティック回帰分析

次に、2017 年度生について、Table 2 に示した入学前と入学後の 7 変数を同時に投入してロジスティック回帰分析を行った。結果を Table 6 に示す。モデル全体では、 $X^2 = 41.90$  ( $p < .001$ )、寄与率  $r^2 = .364$ 、AIC (赤池情報量規準) = 90.17 であった。寄与率  $r^2$  は低めの数値となっており、AIC については高めの数値となった。今回は変数選択の手続を行わず、最初から全変数を投入した分析を行ったため、モデルの適合度はやや低めとなった。

$p$  値の算出には、Wald 検定を用いた。前回の研究 (古曳ら, 2017) では、サンプル数が少ないことを考慮して尤度比検定を用いたが、今回は十分な調査対象者数があったため、一般的な Wald 検定を使用した。

AUC (ROC 曲線下側の面積) は .922 であった。

Table 5 修得単位数と GPA の比較

	平均修得単位数 ( $SD$ )	GPA ( $SD$ )
陽性 (n=19)	37.68 (2.68)	2.35 (0.57)
陰性 (n=118)	40.84 (2.66)	2.98 (0.62)

Table 6 7変数によるロジスティック回帰分析の結果

説明変数	オッズ比	95%信頼区間	p値
性格的問題	12.406	3.450 - 44.605	<.001
演習・概説欠席数	2.164	1.151 - 4.273	.019
入学式・オリエンテーション欠席日数	3.805	0.778 - 24.333	.114
高校課程(全日制以外)	3.126	0.720 - 13.577	.128
高校欠席日数20以上	2.073	0.501 - 8.579	.315
高校ランク	0.971	0.762 - 1.251	.819
出身地(関東)	1.091	0.264 - 4.511	.904

ROC 曲線を Figure 1 に示す。ROC 曲線とは、事象の発生をどの程度正確に予測できたかを示すもので、全面積に占める曲線の下の部分の面積の割合(AUC)が数値的な指標として用いられる。AUCは、理論的には0から1の間の値を取るが、ランダムな予測の場合のAUCは0.5となることから、通常は0.5から1の間の値を取り、完全に予測できた場合は1となる。前回の研究(古埴ら, 2017)では、7変数によるロジスティック回帰分析のAUCは1となったが、今回のデータでも、実用上問題ない程度の予測精度を保つことが確認できた。

### ア 予測と結果の比較

Table 7 は、今回のロジスティック回帰分析による判定と、実際の中途退学等の結果のクロス表である。中途退学等の予測において陽性と判定された学生は10名であり、そのうち7名が実際に中途退学や成績不振となった学生であった。逆に、陰性と判定された144名のうち、132名が中途退学にならず、成績不振の基準にも該当していなかった。全体的中率は91.0%であった。

Table 7 入学前と入学後のデータによる中途退学等の予測と結果

	結果		計
	陽性	陰性	
予測	陽性	7	10
	陰性	12	144
計	19	137	156

### イ 陽性群と陰性群の学業成績の比較

さらに、先ほどと同様に、入学1年後に退学、休学にならず、かつ修得単位数も30以上だった学生137名を、入学前と入学後のデータを用いた予測によって陽性と判定された者(陽性群3名)と陰性と判定された者(陰性群134名)に分け、それぞれの平均修得単位数と平均GPAを比較した。結果をTable 8に示す。

t検定を行ったところ、修得単位数、GPAのいずれも陽性群の方が有意に低かった( $t(135) = 2.73, p = .004$ ;  $t(135) = 2.03, p = .022$ )。

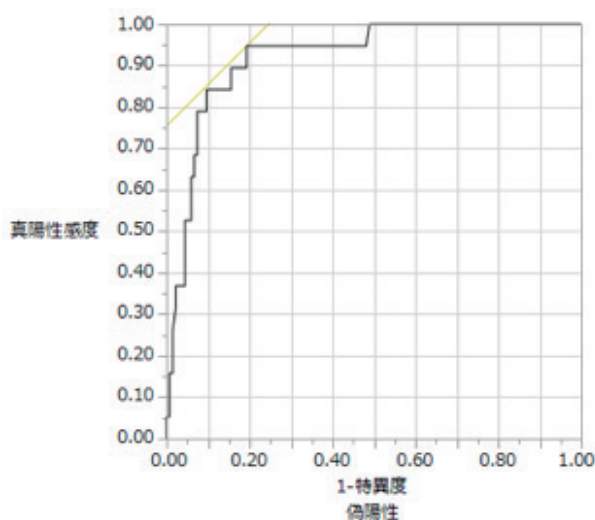


Figure 1 7変数による予測のROC曲線

Table 8 修得単位数とGPAの比較

	平均修得単位数 ( <i>SD</i> )	GPA ( <i>SD</i> )
陽性 (n=3)	36.00 (1.63)	2.15 (0.46)
陰性 (n= 134)	40.50 (2.82)	2.82 (0.64)

#### 4 考察

本研究では、まず、古曳ら(2017)の研究で得られた2016年度生のデータから得られたロジスティック回帰式を、2017年度入学生に適用し、中途退学、休学、成績不振の予測を行い、入学1年後の実際の状況と比較した。

入学前に得られるデータを用いた予測では、実際に中途退学、休学、成績不振となった学生よりも多くの学生を陽性として予測する結果となったが、それでも一定の精度の予測が可能であることが分かった。さらに、入学直後に得られるデータを加えた予測では、予測精度が向上することも確認できた。前回の研究(古曳ら, 2017)で選択された変数や得られたロジスティック回帰式はおおむね妥当なものであったと言えるであろう。

中途退学、休学、成績不振になると予測された学生数が実際よりもかなり多くなった理由については、前回の研究では、対照群のサンプル数が少なく、そのサンプルの中に、中途退学等を予測する要因を有する学生があまり含まれていなかったためだと考えられる。実際、そうした要因を有しながらも、学生本人の努力や周囲からの働き掛けによって、入学後1年間を大きな問題なく過ごす学生は相当数存在しており、こうした学生が、今回の研究上では、偽陽性(予測では陽性と判定されたが、実際には陰性であるもの)となったものと考えられる。

しかし、その一方で、中途退学、休学にはならず、かつ、1年次に30以上の単位を修得した学生を、陽性と判定された群(偽陽性)と陰性(真陰性)と判定された群に分け、学業成績を比較した結果、陽性と判定された群は、陰性と判定された群に比べ、1年次の修得単位及びGPAが有意に低いという結果も得られた。この結果は、偽陽性であった学生の

中には、大学生活への適応に何らかの問題を抱えている学生がある程度含まれていることを示していると考えられる。また、この偽陽性であった学生の中には、1年次の間に中途退学等の大きな問題は見られなくても、2年次以降に問題が顕在化してくるケースが含まれている可能性もあり、そうした意味では、将来の中途退学等の防止のためには、適応状況が悪化していないかを早い時期から継続的に注意深く見守り、必要に応じて大学生活への適応を促すための働き掛けを行うことが重要だと思われる。

また、前年度の学生のデータに基づく予測式の予測率は、実用上、問題のない水準に保たれることが確認できた。また、入学前の情報に入学後の情報を加えて予測した場合に、予測率が向上することも確認できた。前回の研究(古曳ら, 2017)では、入学前に得られる情報のみを用いたロジスティック回帰分析におけるAUCは0.92であったが、入学後の情報も加えたロジスティック回帰分析でのAUCは1.00に向上するという結果が得られており、これに一致する結果となった。入学前の情報に入学後の情報を加えた予測の方が情報量は増加するため、予測精度が向上することは当然だと言えるが、今後のリスク・アセスメントの実用化を考えると、少数の変数の追加によって予測精度を向上させることができることは重要な意味を持つ。なぜなら、前述のとおり、偽陽性の学生も、中途退学等の防止のために注意を払うべき対象ではあるものの、陽性判定される学生の中に多数の偽陽性の学生が含まれ、陽性判定される学生の総数が多くなってしまえば、教職員の手が回らなくなり、十分な働き掛けが行えないという事態が生じるおそれがあるからである。中途退学の防止という目的のみから言えば、陽性判定が少なく、偽陰性(陰性と判定されていたが、実際には

中途退学等の事象が発生してしまうケース)が多いよりも、ある程度の偽陽性があっても、偽陰性が少ない予測の方が良いのであるが、とは言え、限られたリソースで中途退学等を効果的に防止したいという現実的な目的から見ると、やはり予測精度は高い方が望ましいと言える。

次に、リスク・アセスメントの実用化に向けた課題の一つとして、評定方法の問題を検討したい。

入学後に得られる情報のうち、性格的問題は、今回の研究でも前回の研究(古曳ら, 2017)でも、中途退学等の予測において一貫して強い影響力を示した。本学部においては、性格的問題を適切に評定することが、中途退学等を正確に予測するために重要なポイントであると言える。

ただし、今回の研究では、1 学年全員を対象とした性格的問題の評定を行ったため、少数の評定者による評定を行うことは困難であり、また、今後の実用的なリスク・アセスメントの開発という目的を考慮し、比較的簡便な評定方法を検討した結果、各クラスを担当する教員がクラスの学生をそれぞれ評定するという方法を採用した。しかし、厳密に見れば、評定の信頼性を確実に担保できているとは言い難く、また、本研究における評定の時期は、中途退学等の結果が出た後の評定となってしまったことから、各学生の入学後1年後の状況に影響を受けた評定となった可能性も否定できない。

得られた結果から見れば、この変数は予測に大きな影響を与えており、1 年次演習の各クラスの担当教員による評定は、少なくともある程度は適切に行われたのではないかと推測されるが、とは言え、より早い時期に評定を実施した場合にも、一定の信頼性を担保できるような評定方法を検討する必要はあるだろう。例えば、本学心理学部の1 年次演習科目は、春学期と秋学期の担当教員が交互に入れ替わる運用となっているため、春と秋の各学期において、異なる教員が評定を行うという方法を採用すれば、評定の信頼性をある程度向上させることが可能ではないかと思われる。

また、一口に性格的問題と言っても、評定の際の例示に見られるように、その内容は様々であり、また、単純な性格的な問題だけではなく、精神疾患を背景としたものも含めた評定としており、相当にその範囲を広く取っている。もう少し細かく内容を分けて評定した方が良い可能性もあるので、この点については今後の検討課題としたい。

次に、2016 年度入学生と 2017 年度入学生の結果の比較について述べたい。

まず、統計的な安定性について検討する。今回のロジスティック回帰分析で得られた各変数のオッズ比と古曳ら(2017)の各変数のオッズ比を比較したものが Table 9 である。Table 9 の説明変数は、今回の分析において対数値が高い順に表示してい

Table 9 7 変数によるロジスティック回帰分析のオッズ比の比較

説明変数	本研究 (2017年度入学生)	古曳ら(2017) (2016年度入学生)
性格的問題	12.406	$1.82 \times 10^{56}$
演習・概説欠席数	2.164	$2.26 \times 10^{36}$
入学式・オリエンテーション欠席日数	3.805	$3.98 \times 10^{52}$
高校課程(全日制以外)	3.126	$2.15 \times 10^{16}$
高校欠席日数20以上	2.073	$3.53 \times 10^{39}$
高校ランク	0.971	$4.62 \times 10^{12}$
出身地(関東)	1.091	$1.11 \times 10^3$

る。

2016 年度入学生を対象とした前回の研究（古曳ら, 2017）では、サンプル数が少なかったことから計算結果が安定せず、オッズ比は非常に大きな値となり、95%信頼区間の幅についても、上限が非常に大きい数値になったり、変数によっては統計ソフトウェアによって上限値が算出されなかったりする結果となっていた。

2017 年度入学生を対象として、調査対象者数を拡大した今回の研究では、統計的に見ると安定した結果が得られたとすることができる。また、Table 6 に示したとおり、本研究では、オッズ比の 95%信頼区間も適当な範囲に収まっている。1 学年全体のデータを用いれば、統計的に安定した結果が得られることを確認でき、150 程度の調査対象者数があれば、少数の変数でも実用に耐える予測精度を備えたリスク・アセスメントを開発できる可能性を示すことができたと言える。

続いて、各変数の影響力について、2016 年度入学生と 2017 年度入学生の結果を検討する。前回の分析結果と今回の分析結果を比較すると、全体的な傾向としては、影響の大きい変数と影響力の小さい変数はおおむね一致していると言える。このことから、前回の分析に関しては、サンプル数が少なく、それによる前述のような統計的安定性の問題は見られたものの、内容的にはおおむね妥当な分析となっていたと考えられる。同時に、入学年度ごとの学生の特徴の変化については、少なくとも、2016 年度入学生と 2017 年度入学生の間では、早期の中途退学等に影響する要因に関してさほど大きな変化はなかったのではないかと考えられる。

全体としては、2016 年度生の分析でも、2017 年度入学生の分析でも、入学後に得られる変数の影響が大きいと言える。具体的には、性格的問題、入学式やオリエンテーションの欠席、1 年次必修科目の欠席の三つであるが、性格的問題については上で考察したので割愛する。

他の 2 変数については、特に入学直後の重要な行事や必修科目の欠席は、オッズ比から見ても、中途退学等の重要な予測因子となっていることが分か

る。欠席数に関するこれら 2 変数については、高校の欠席日数のようなコーディング（20 日以上・20 日未満）を行わず、欠席日数をそのままロジスティック回帰式に投入しているため、欠席数が増えるほど中途退学等のリスクも大きく高まることを示している。入学当初の欠席が目立つ場合は、注意深く経過を観察し、必要に応じて早めに働き掛けを行う重要性を示す結果だと考えられるが、同時に、比較的簡単に正確なデータが得られるという点でも、リスク・アセスメントの変数として望ましい特徴を備えていると言える。

逆に、2016 年度と 2017 年度の結果において、目立った違いが見られたのは、高校ランクであった。本研究では、高校ランクの単位オッズ比（高校ランクの数値が 1 増加したときのオッズの比）は 0.971 と 1 未満の値となり、高校ランクが高いほど中途退学等のリスクが高まるという、前回とは逆の結果が得られた（高校ランクは、ランクが上がると、その数値は減少する）。もう少し具体的に説明すると、高校ランクが 1 ランク低下すると、中途退学等のオッズはあまり大きく変化はしないものの、若干低下するということである。

これは、先行研究（清水, 2013; 姉川, 2014）において示された、大学の偏差値と退学率が負の関係を示すという結果から予想される結果とは矛盾するものである。個々の学生を見れば、高校ランクが高い高校の出身学生の偏差値が必ず高いというわけではないものの、例えば、学部全体のようなある程度の規模の集団においては、出身高校のランクが高い場合にその学生の偏差値が高く、逆に高校ランクが低い場合には偏差値も低い傾向が見られることはほぼ確実だと考えられる。

今回、高校ランクのオッズ比が 1 未満となった原因として、中途退学等となった学生の中に、高校ランクが比較的高い高校の出身者が含まれていたことが挙げられるが、今回のデータだけでは、留学生を除く 2017 年度入学生全員を対象とした分析において、なぜ、高校ランクが上昇すると中途退学等のリスクが上がるといった結果となったのかはよく分からない。ただし、前回の研究でも、高校ランクに関し



ては、中途退学等のグループと対照群との間で有意差が見られないという結果が得られており、早期の中途退学等に限れば、学力の問題はそれほど大きな影響を及ぼしていない可能性が示唆されている。前回の研究でも考察したとおり、学力的な問題は、より長期間における中途退学等を対象として分析した場合には、説明変数として選択される可能性があり、この点に関しては、2 年次以降の中途退学等を対象とした分析を行う必要がある。また、学部や大学が違えば、学力が及ぼす影響が異なってくることも十分に考えられる。学力に関連する指標と中途退学等との関係については、長期的な分析を含め、今後さらに詳細に検討していく必要があると考えられる。

さて、今後の課題としては、まず、外国人留学生の中途退学等のリスクを評価する方法を開発していく必要がある。前述のとおり、高校に関するデータが得られないため、日本人学生の予測式を使用することはできないが、日本語学校から入学した場合には、日本語学校における各種データが予測に使用できる可能性がある。また、例えば、日本語能力が大学での学業成績に影響するといった点で、日本人学生とは中途退学や成績不振等のリスク要因が大きく異なっている可能性が高い。本学心理学部の外国人留学生はさほど数が多くないため、統計的な検討に当たっての制約は大きいですが、実務的には中途退学等のリスク評定を行う必要性は高く、今後の課題の一つである。

また、今回、留学生を除く入学生全員のデータを揃えることができたため、2 年次以降の中途退学、休学、成績不振についても、経過を追跡し、分析することが可能になった。先に述べたような学力に関する要因に加え、経済面に関する要因などについては、2 年次以降の中途退学等により強い影響を与える可能性があるため、今後も 2017 年度入学生については、継続して各種データを収集し、中途退学等の要因に変化が見られるか否かを検討していきたい。

さらに、前回の研究でも考察したとおり、静的リスク(固定的なリスクであり、例えば高校の欠席日数など、今後変化する可能性がないものがこれに該

当する)だけではなく、動的リスク(比較的安定したものであるが、今後変化し得るリスクであり、例としては、交友関係、態度、生活習慣などが挙げられる)を加えた予測モデルの構築に関しては、引き続き、検討を進めていきたい。これまで筆者らが行ってきた研究は、当然のことながら、中途退学等を正確に予測することだけが目的ではなく、実際に中途退学等を少しでも減少させることが大きな目的である。予測精度を維持しつつ、動的リスクを取り込み、中途退学等の防止に向けた効果的な働き掛けが可能になるようなリスク・アセスメントの開発に向けて検討を続けていきたい。

#### 謝辞

本研究におけるデータ収集に協力していただいた心理学部の教員の皆様、関係各課の職員の皆様に對し、深く謝意を表します。

#### 引用文献

- 姉川恭子(2014) 大学の学習・生活環境と退学率の要因分析 経済論究(九州大学大学院経済学会). 149, 1 - 16
- 古曳牧人・川邊讓・岩熊史朗・高岸百合子(2017) 心理学部における中途退学の要因の検討 駿河台大学論叢. 54, 73 - 83.
- 清水 一(2013) 大学の偏差値と退学率・就職率に関する予備的分析:社会科学系学部のケース 大阪経大論集. 64 (1), 57 - 70.