

潜在クラス分析による 情報処理教育経験グループの抽出と諸要因との関連

Derivation of groups with PC learning experience using latent class analysis
and relationship to various factors

青柳 領 (スポーツ科学部教授)、長嶺 健 (スポーツ科学部助教)

Abstract

Derivation of groups with PC learning experience using latent class analysis and relationship to various factors

The aim of this study was to derive latent groups, who have various levels of PC operating education experience before entering the university, and to investigate the relationship between the derived groups and related factors. A simple questionnaire survey consisting of binary answers of yes/no was conducted with 229 F-university students taking PC operating practice/class (Jyoho-shori jisshu in Japanese) in sport-science major course. Questionnaire items asked whether they have experience of learning the five PC-software of Visual Basic, Excel, Word, Power Point and Home Page Builder, and factors relating to PC-learning and practice/class assessment such as gender, whether they find the practice/class interesting or not, whether they find the practice/class to be instructive, and whether they have a PC in their home. Latent groups with various PC learning experience were derived using latent class analysis. Then correspondence analysis was conducted after tabulating a cross-table of the latent class which was based on PC learning experience and the 9 questionnaire items mentioned above in order to analyze a comprehensive association among them. Consequently, the following results were obtained:

- 1) There were two derived groups with PC learning experience using latent class analysis. A feature of these groups was whether they have much experience in all five pieces of software simultaneously or not.
- 2) With regard to experience of learning software, Word was the most commonly used among them, followed by Excel, Power Point and Visual Basic, and Home Page Builder was the least used.

3) The group who had abundant PC learning experience felt that the PC operating practice/class in the Sport Science Major course was interesting but not instructive. On the other hand, the group who did not have abundant PC learning experience felt that the practice/class was instructive but not interesting.

I. 緒言

多人数を対象とした授業を効率よく行うためには学生の理解力に応じた内容が望ましい。つまり、難しすぎても理解できないし、易しすぎても今までの知識の焼き直しにすぎず、知識や技能の向上には繋がらない。そのためには、対象となる学生の理解力、つまり学力が同質であることが望ましい。従来の画一的な入学試験は学力的に同質な集団を選抜する手段と言える。学生側から見れば、大学の授業について行け、留年などをしない者のみが入学を許可されることになる。

しかし、一元的な「偏差値」による選抜ではなく、多様化した人材の発掘をするという名目により入学試験も多様化した。例えば、現在本学では、一般選抜（共通テスト利用型を含む）、総合型選抜（アスリート選抜を含む）、学校推薦型選抜、その他の選抜などがある（福岡大学入学センター、2020）。これらの選抜結果は自ずと異なった学力を持つ学生を選抜する。加えて、試験科目も受験生の負担を考慮し、受験生増の方策の一環として受験科目数は少なくなってきた。これは試験科目関連の大学授業では同質化が図られるが、そうでない科目では学力や経験に大きな個人差をもたらすことになる。

さらに、このことはスポーツ科学部では特に大きな意味合いを持っている。スポーツ種目に関連した授業科目を持つスポーツ科学部の特徴として、入学選抜手段には学力以外に競技スポーツでの技能や実績が大きな意味合いを持ち、両者は総合的に評価される。中には後者がかなりの評価の割合を占める場合もある。結果として、学力的にはかなり個人差を持った学生が毎年入学してくることになる。

この学部内の学力や経験の大きな個人差は、実習としての「スポーツ情報処理実習」では特に深刻な影響を及ぼしている。情報処理関連の科目は入試にはなく、選抜に影響を及ぼさないため、工業高校、商業高校、普通科高校など多様な高校から受験するため、その高校までの情報処理教育の経験が直接「スポーツ情報処理実習」に反映する。当該実習では、主に「図表作成を含む文書作成」「Excelによる表計算」「ホームページビルダーによるホームページの作成」「パワーポイントによるプレゼンテーション」「VBAによるプログラミング」を扱うが、特に、プ

プログラミングでは過去に Visual BASIC や C 言語などを経験している者は容易に課題を作成するが、経験がない者はかなり苦勞することになる。他の教材についても多かれ少なかれ事情は同様である。このような高校までの情報処理教育の個人差の結果、大学での情報処理教育にはその知識や技能に応じてクラス編制を行い、意欲や受講動機に応じた授業が必要であると主張する者も多い（川田ほか、2003、2005）。このため、体育系大学では特に情報処理教育に関して多くの問題点が指摘され、多くの試みがなされてきている（荒木ほか、1996；荒井ほか、1997；栗木ほか、1995、1996、1997；鈴木ほか、1995）。

このように、体育系学部の特異な事情を加味し、その実情にあった教育を行うには、受講生の情報処理経験の実態を正しく把握する必要がある。しかしながら、より詳細な知識テストを実習前に実施することは受講生に負担となることから、本研究では簡単な「はい」「いいえ」からなるアンケートからその潜在的な情報処理経験の程度に応じたグループを抽出するために潜在クラス分析を用いる。得られた潜在的なグループとそれらに関連する要因との関連を検討するのが本研究の目的である。

II. 研究方法

1. 研究対象

スポーツ科学部の専門科目「スポーツ情報処理実習」を受講している229名である。調査は講義終了の最終週において行われた。

2. 調査項目

調査項目は、潜在クラスを抽出するために用いる A. 情報処理技能の学習経験として、①「VISUAL BASIC (BASIC) を習ったことがあるか（選択肢、a. 習ったことがある、b. 習ったことがない）」、②「EXCEL を習ったことがあるか（選択肢、a. 習ったことがある、b. 習ったことがない）」、③「WORD を習ったことがあるか（選択肢、a. 習ったことがある、b. 習ったことがない）」④「POWER POINT (PPT) を習ったことがあるか（選択肢、a. 習ったことがある、b. 習ったことがない）」⑤「ホームページ (HP) 作成を習ったことがあるか（選択肢、a. 習ったことがある、b. 習ったことがない）」、そして、潜在クラスとの関連を検討するために用いる B. 属性・授業の評価・学習環境の充実を調べる⑥「性別（選択肢、a. 男、b. 女）」⑦「授業の面白い（選択肢、a. 面白い、b. 面白くない）」⑧「情報処理実習の授業はためになるか（選択肢、a. ためになる、b. ためにならない）」⑨「自宅に PC を持っているか（選択肢、

表1. 質問項目

要因	no.	項目名	選択肢
情報処理技能の 学習経験	1	BASIC を習ったことがあるか	①習ったことがある②習ったことがない
	2	EXCEL を習ったことがあるか	①習ったことがある②習ったことがない
	3	WORD を習ったことがあるか	①習ったことがある②習ったことがない
	4	POWER POINT (PPT) を習ったことがあるか	①習ったことがある②習ったことがない
	5	ホームページ (HP) 作成を習ったことがあるか	①習ったことがある②習ったことがない
属性・授業の評価 ・学習環境の充実	6	性別	①男②女
	7	授業の面白い	①面白い②面白くない
	8	ためになるか	①ためになる②ためにならない
	9	自宅にPCを持っているか	①持っている②持っていない

a. 持っている、b. 持っていない)」の9項目である。項目名は表1に示した。

3. 分析方法

(1) 潜在クラス分析

各属性（例えば、質問項目）の値が1または0（「はい」「いいえ」）などの2値を持つデータに対して、その構造を数量的に捉える分析方法である潜在構造分析の中で、特に潜在的特性が離散的な場合を潜在クラス分析と呼ぶ。これは分類を目的とした同様の手法である因子分析や主成分分析が本来連続量を対象としている点で異なる。パラメタの推定方法でも潜在クラス分析では、データを四則演算するのではなく、項目に対する反応そのものをひとまとめにして反応パターンとして分析を進める点が大きな特徴である（三輪、2009）。

n個の項目を持つN人のデータからmクラスに分類する場合、 P_i を項目iに正反応（例えば、「はい」）する確率、 P_{ij} を項目iと項目jの両項目に同時に正反応する確率、 P_{ijk} を項目i、項目j、項目kの3項目に同時に正反応する確率（以下、添え字がl、m、n、・・・と繰り返しになる）、 v^a を潜在クラスaの確率、 π^a_i を潜在クラスaで項目iが正反応する確率とすると、お互いの項目反応が独立して行われるという局所独立性の仮定（河口、1978；岡太、1989）から、

$$1 = \sum_a v^a \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$p_i = \sum_a v^a \pi^a_i \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$p_{ij} = \sum_a v^a \pi^a_i \pi^a_j \quad \dots\dots\dots (3)$$

$$p_{ijk} = \sum_a v^a \pi^a_i \pi^a_j \pi^a_k \quad \dots\dots\dots (4)$$

（以下、項目数の増加に応じてvとπの添え字が増える）

となる。このvとπをデータから顕在からしているpをもとに推定する。推定する方法はGreen（1951）やLasersfeld and Henry（藤沢、1985；生澤、1984；水野、1974；直接

Lazersfeld and Henry の原本を入手することができなかつたためここでは藤沢、生澤、水野を参考にした) などがあるが、本研究ではRに搭載され、EMアルゴリズム (古屋・全、2014；古屋・劉、2016；稲垣・前田、2015) を用いている poLCA (Linzer and Lewis、2011) を用いた。最適なクラス数は情報量規準 AIC (Akaike Information Criterion) および BIC (Bayesian Information Criterion) を用いて求めた。これらはいずれも値が少ない方がモデルに適合していることを示している (Huh, et al、2011；Schreiber、2017)。

(2) 潜在クラスと質問項目とのクロス表の作成

因子分析などと異なり潜在クラス分析では個人ごとにクラスの所属が明確にはならない (生澤、1965)。それが潜在クラスと称される所以であるが、質問項目と潜在クラスとの関連を検討するためには各質問の回答をクラス別に分類し、クロス表を作成する必要がある (金田、1971a、1971b)。

潜在クラス分析の結果、各質問項目ごとに潜在クラス a で項目 i が正反応する確率 π^{a_i} が求められる。同時に $1 - \pi^{a_i}$ から正反応しない確率も求められ、これらの組み合わせにより全項目の反応パターン別のクラス別確率が求められる。そして、外的基準となる選択肢別に全項目の反応パターンも求めることができる。そこで、選択肢別反応パターンをクラス別確率で分離して、それらの期待値を合計することにより、潜在クラスと質問項目とのクロス表の作成することができる。この方法は金田 (1971a、1971b) や菊沢 (1971) がクラス別確率が大きくなる選択肢に全頻度を振り分けているのに対して、クラス別確率に応じて頻度を分けているのでより妥当であると考えられる。図 1 は 3 項目 2 選択肢の場合の 2 クラスの頻度の顕在化の過程を示したものである。

図中の①は、1 が「はい (正反応)」、0 が「いいえ」とした時の 3 項目のパターンを示し、②は潜在クラス分析によって求められた「項目別各クラスへの所属確率」をパターンに応じて掛け合わせた確率を求めたものである。となりの列の③は、クラスとのクロス表を作成する項目の選択肢 (例: 「はい」「いいえ」) 別に求められた頻度である。⑤は上記③と②の積を示し、③のパターン別頻度をクラス別に分離したものである。例えば、選択肢 A クラス 1 の場合は $0.9853 \times 4 = 3.9412$ となる。以下、同様に選択肢とクラスについてパターンごとに行ったものがそのとなりの列に示されている。それらを合計し、四捨五入して求められたのが「選択肢とクラスのクロス表」となる。

パターン ①	比率②		選択肢別パターン頻度 ③		選択肢別各クラスの推定された頻度の期待値			
					選択肢A		選択肢B	
	クラス1P	クラス2P	選択肢A	選択肢B	クラス1	クラス2	クラス1	クラス2
111	0.9853	0.0147	4	57	3.94⑤	0.06	56.16	0.84
110	0.8841	0.1159	33	11	29.18	3.82	9.73	1.27
101	0.9741	0.0259	70	19	68.19	1.81	18.51	0.49
100	0.6634	0.3366	1	19	0.66	0.34	12.60	6.40
011	0.7873	0.2127	10	61	7.87	2.13	48.03	12.97
010	0.1779	0.8221	40	9	7.12	32.88	1.60	7.40
001	0.4911	0.5089	30	9	14.73	15.27	4.42	4.58
000	0.0959	0.9041	10	121	0.96	9.04	11.60	109.40
		計④	198	306	132.65	65.35	162.65	143.35

	クラス1	クラス2	計
選択肢A	133	65	198
選択肢B	163	143	306
計	295	209	504

顕在化された「選択肢とクラスのクロス表」⑥

図1 3項目2選択肢の場合の各クラスの頻度の顕在化の方法例

注) ①3項目のパターン. 1は「はい」、0は「いいえ」②潜在クラス分析によって求められた「項目別各クラスへの所属確率」をパターンに応じて掛け合わせた確率③選択肢(例:「はい」「いいえ」)別に求められた頻度④各列の合計⑤③×②. 例: 0.9853×4=3.9412⑥「選択肢別各クラスの推定された頻度の期待値」の合計を四捨五入して求められた「選択肢とクラスのクロス表」

(3) コレスポンデンス分析 (Hair et al., 2010 ; Husson, 2020)

属性に関する質問項目と潜在クラスとの総合的な関連を検討するために、(2)で述べた潜在クラスと質問項目間のクロス表、および質問項目間のクロス表を総合したクロス表に対してコレスポンデンス分析を行い、布置座標を求めた。布置座標は下の(5)式を固有分解した際の固有値に対応した固有ベクトルとして求めた。布置の次元数は固有値(寄与率)および相関比の変化をもとに決定した。

$$\mathbf{C}^{-1} \mathbf{F} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F} \dots\dots\dots (5)$$

ただし、**F**: 上記に述べたクロス表
C: クロス表の列和を対角要素に持つ対角行列
R: クロス表の行和を対角要素に持つ対角行列

この布置上では、お互い選ばれた頻度が周辺度数より求められる期待値よりも大きい場合、つまり、有意に多い場合、この布置上では近い位置になり、小さくなればなるほど遠い位置関係になる。

Ⅲ. 結果

1. 情報処理経験グループの抽出

先に述べた方法により、情報処理技能の学習経験として、①BASIC、②EXCEL③WORD④PPT⑤HPを学習した経験の有無を二択で得たデータに対して潜在クラス分析を行った。クラスの数を変化させた場合、数値が少ない方がモデルがあてはまっていることを示すAICは1クラスでは1390、2クラスでは1138、3クラスでも

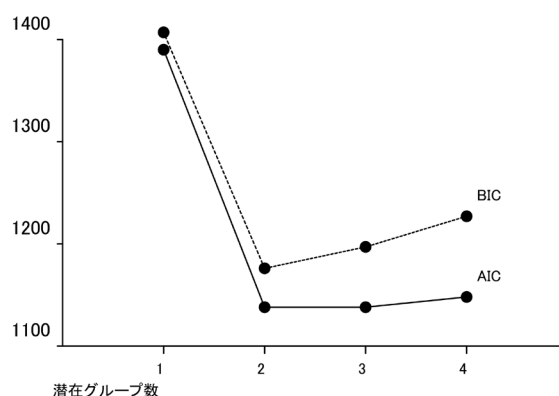


図2 グループ別AICおよびBIC

1138、4クラスでは1148であり、2クラスと3クラスは同じ値であった。同様に数値が少ない方がモデルがあてはまっていることを示すBICでは1クラスでは1407、2クラスでは1176、3クラスでも1197、4クラスでは1227であり、2クラスが最も少なく、適合していた。Klonsky and Olinio (2008) や稲垣・前田 (2015) はAICよりもBICの方が適合度の指標としては優れていると指摘しており、BICの結果をもとに判断すれば、クラス数は2が適当であると考えられる。図2はその様子を示したものである。

表2はクラス数を2とした場合の潜在クラス分析の結果得られた各5つの教材の両クラスへの所属確率、各クラスに含まれる確率と推定される人数を示したものである。

表2. 潜在クラス分析による2クラスの所属確率

クラス	BASIC	EXCEL	WORD	PPT	HP	推定された人数	推定された所属確率
I	0.042	0.000	0.141	0.045	0.125	54	0.234
II	0.438	0.901	1.000	0.767	0.304	175	0.766

クラスIは①BASICには0.042、②EXCELには0.000、③WORDには0.141、④PPTには0.045、⑤HPには0.125の所属確率を持ち、このクラスに含まれる人数は229名中54名であった。また、クラスIIは①BASICには0.438、②EXCELには0.901、③WORDには1.000、④PPTには0.767、⑤HPには0.304の所属確率を持ち、含まれる人数は175名であった。両クラスの所属確率は図3に示した。

クラスIはクラスIIに比べて、全ての情報処理教材の学生経験が少なく、クラスIIはその逆に全ての教材で経験が豊富であった。つまり、一方のクラスは特定の教材の経験はあるが、他の教材の経験は少ないといった、経験に特徴があるということではなく、全般的に「経験がある」

「ない」といった特徴であった。このことからクラス I は「未経験群」、クラス II は「経験豊富群」と解釈した。

また、その差を見てみると、EXCEL（差=0.901、以下省略）、WORD（0.859）、PPT（0.722）の順で、次にBASIC（0.396）、HP（0.179）は最もその差が少なかった。両者の違いを最も特徴づけているのはEXCEL、WORD、PPTの学習経験といえる。

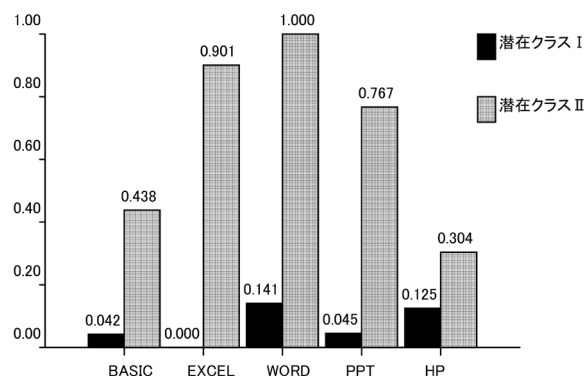


図3 2つの潜在クラスの各項目の所属確率

2. 情報処理経験グループと諸属性との関連

表3は先に述べた「潜在クラスと質問項目とのクロス表の作成」の方法により求められた潜在クラスと各質問項目とのクロス表およびその χ^2 検定の結果である。情報処理技能の学習経験をもとに潜在クラスが抽出されているので、当然のことながら極めて有意な関連が見られ、その中でもホームページとの関連はやや低かった。

表3. 情報処理教育グループと諸要因との関連

要因	no.	項目名	選択肢	クロス表		χ^2	df	p
				クラス I	クラス II			
情報処理技能の学習経験 (内的要因)	1	BASICを習ったことがあるか	①習ったことがある ②習ったことがない	3 53	76 97	29.205	1	6.5116E-08 p<0.001
	2	EXCELを習ったことがあるか	①習ったことがある ②習ったことがない	0 56	158 15	-注)	1	8.28212E-38 p<0.001
	3	WORDを習ったことがあるか	①習ったことがある ②習ったことがない	10 46	173 0	-	1	1.64336E-40 p<0.001
	4	POWER POINT (PPT)を習ったことがあるか	①習ったことがある ②習ったことがない	3 53	134 39	-	1	2.24015E-21 p<0.001
	5	ホームページ (HP)作成を習ったことがあるか	①習ったことがある ②習ったことがない	7 49	53 120	6.923	1	0.0085 p<0.01
属性・授業の評価・学習環境の充実 (外的要因)	6	性別	①男 ②女	42 14	109 64	2.910	1	0.0880 ns
	7	授業の面白い	①面白い ②面白くない	17 39	98 75	11.469	1	0.0007 p<0.001
	8	ためになる	①ためになる ②ためにならない	52 4	150 23	1.456	1	0.2275 ns
	9	自宅にPCを持っている	①持っている ②持っていない	32 24	112 61	1.347	1	0.2458 ns

また、性別、「授業はためになるか」「自宅にPCを持っているか」との質問と潜在クラスとの関連には有意差がみられず、情報処理技能の学習経験を反映してはいなかった。しかし、「授業は面白いか」という質問には潜在クラスとの関連が見られ ($\chi^2 = 1.469$, $df=1$, $p<0.001$)、「経験豊富群」で「面白い」と回答した者は期待値が86.8なのに対して実際の頻度は98、「未経験群」で「面白くない」回答した者は期待値が27.9なのに対して実際の頻度は39といずれも有意に多く (調整残差=3.42, $p<0.001$)、経験豊富な者は授業を面白いと感じ、経験がない者は面白くないと感じていた。

3. 情報処理経験グループと諸属性との総合的関連

表4は、前項で求められた「潜在クラスと質問項目とのクロス表の作成」に、さらに質問項目間同士のクロス表を求め、両者をまとめたものである。このクロス表をもとに、コレスポネンス分析を行った。

図4はコレスポネンス分析の結果、得られた固有値の寄与率と相関比の次元ごとの変化を示したものである。図に示されたように、寄与率および相関比ともに、第1次元から第2次元にかけて、急激な低下が見られ、それ以降はなだらかな低下にとどまっている。このことより、第1次元が実質の布置のバラツキを説明していると考えることができ、1次元の構造であろうと考えられる。

図5はその1次元からなる布置を示したものである。1次元スケールの左端には5つのソフトの学習経験が「ある」が位置し、反対側の右端には5つの学習経験が「ない」が位置しており、

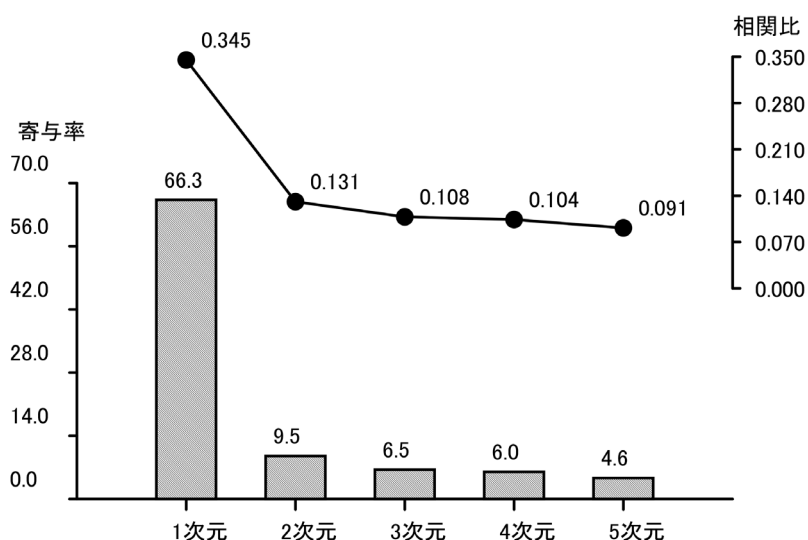


図4 次元別寄与率と相関比

表4 クラスおよび全項目からならクロス表

	クラス I	クラス II	男	女	面白い	面白くない	ためになる	ためにならない	PC ある	PC ない
クラス I	54	0	42	14	17	39	52	4	32	24
クラス II	0	175	109	64	98	75	150	23	112	61
男	42	109	151	0	81	70	135	16	90	61
女	14	64	0	78	34	44	67	11	54	24
面白い	17	98	81	34	115	0	111	4	71	44
面白くない	39	75	70	44	0	114	91	23	73	41
ためになる	52	150	135	67	111	91	202	0	127	75
ためにならない	4	23	16	11	4	23	0	27	17	10
PC ある	32	112	90	54	71	73	127	17	144	0
PC ない	24	61	61	24	44	41	75	10	0	85
BASIC ある	3	76	45	34	45	34	71	8	54	25
BASIC ない	53	97	106	44	70	80	131	19	90	60
EXCEL ある	0	158	96	62	88	70	136	22	102	56
EXCEL ない	56	15	55	16	27	44	66	5	42	29
WORD ある	10	173	114	69	102	81	159	24	120	63
WORD ない	46	0	37	9	13	33	43	3	24	22
PPT ある	3	134	90	47	77	60	120	17	90	47
PPT ない	53	39	61	31	38	54	82	10	54	38
HP ある	7	53	41	19	31	29	52	8	39	21
HP ない	49	120	110	59	84	85	150	19	105	64

	BASIC ある	BASIC ない	EXCEL ある	EXCEL ない	WORD ある	WORD ない	PPT ある	PPT ない	HP あり	HP ない
クラス I	3	53	0	56	10	46	3	53	7	49
クラス II	76	97	158	15	173	0	134	39	53	120
男	45	106	96	55	114	37	90	61	41	110
女	34	44	62	16	69	9	47	31	19	59
面白い	45	70	88	27	102	13	77	38	31	84
面白くない	34	80	70	44	81	33	60	54	29	85
ためになる	71	131	136	66	159	43	120	82	52	150
ためにならない	8	19	22	5	24	3	17	10	8	19
PC ある	54	90	102	42	120	24	90	54	39	105
PC ない	25	60	56	29	63	22	47	38	21	64
BASIC ある	79	0	71	8	77	2	62	17	30	49
BASIC ない	0	150	87	63	106	44	75	75	30	120
EXCEL ある	71	87	158	0	158	0	121	37	47	111
EXCEL ない	8	63	0	71	25	46	16	55	13	58
WORD ある	77	106	158	25	183	0	135	48	54	129
WORD ない	2	44	0	46	0	46	2	44	6	40
PPT ある	62	75	121	16	135	2	137	0	48	89
PPT ない	17	75	37	55	48	44	0	92	12	80
HP ある	30	30	47	13	54	6	48	12	60	0
HP ない	49	120	111	58	129	40	89	80	0	169

注) 上段は全体の左半分, 下段は全体の右半分を示している。

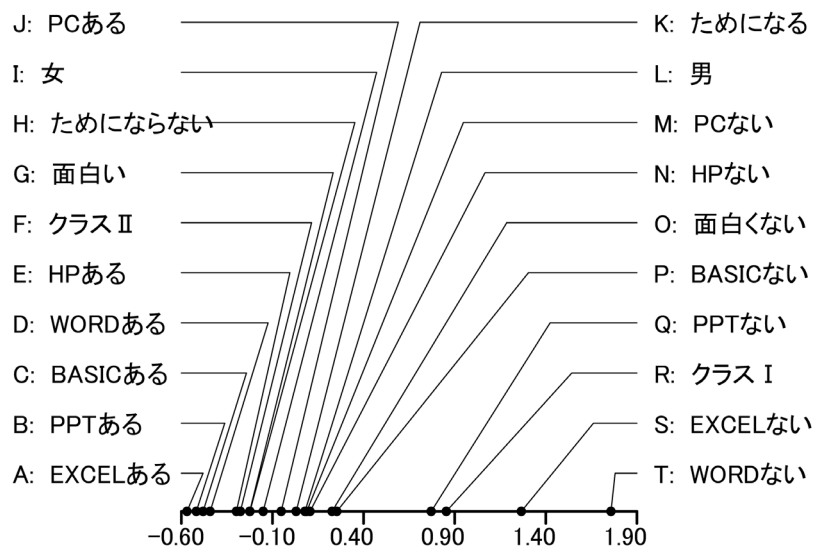


図5 一次元布置

このスケールのバラツキを概ね情報処理教育経験の有無で説明できると考えられる。したがって、この1次元スケールを「情報処理教育経験」と解釈した。そして、このスケールの左側は情報処理教育の経験が豊富なことと関連し、右側は経験がないことと関連していると考えられ、その程度もスケールの端に近づければ近づくほど顕著であると考えることができる。

前項までの潜在クラス分析での所属確率の結果や両クラスと「授業が面白い」と感じる質問との有意な関連が見られ、「経験豊富群」と「面白い」、「未経験群」と「面白くない」と関連していた点からも各々対応する質問の選択肢がそれぞれの布置に位置していることが確認できる。しかし、さらに有意な関連を示さなかった「性差」「授業はためにならない」「自宅でのPCの有無」などの項目に関しても、その特徴を覗えることができる。つまり、「PCが自宅にあるか」では「ある」が、男女では「女子」が、そして「授業はためになるか」では「ならない」が情報処理教育経験が豊富な方向に見られ、教育経験は男子よりも女子に、教育経験がある方が自宅にPCを持っており、教育経験がある者の方が情報処理実習の授業がためにならないと考える傾向がある。

また、図6はスケールの座標のレンジを示したものである。このレンジが大であればあるほどこのスケールをより特徴づけることになる。最も大となったのはWORDの有無(2.19)、次いでEXCELの有無(1.83)、PPTの有無(1.28)で、以上が潜在クラス2つのレンジよりも大であった。

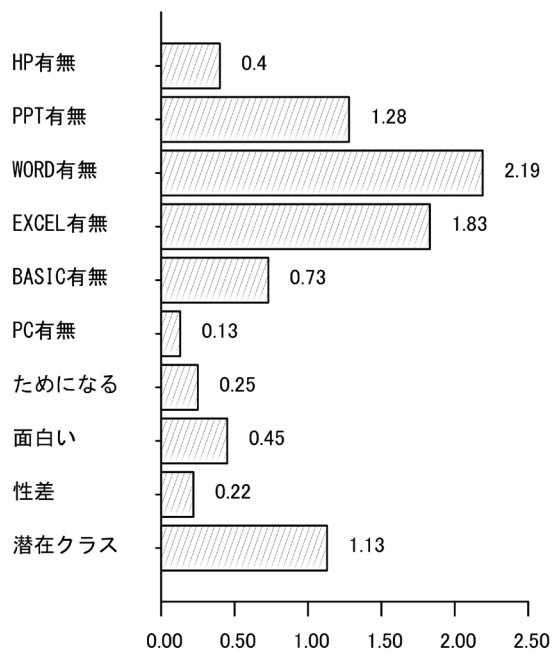


図6 各カテゴリーのレンジ

IV. 考察

1. 学部の専門性に特化した情報処理教育か、一般的な情報処理教育か

本研究で抽出された2つの潜在クラスの5つの教材の所属確率は全てが「未経験群」で低く、「特定の教材では高く、その他では低い」などという教材の特徴は反映されていなかった。これはこの5つの教材が高校までの教材として共通して用いられていることを示している。つまり、「工業系高校ではBASICに重点を置いて指導がなされ、商業系高校ではWORDに特化して情報処理教育が行われている」ということではない。このことは大学、

特に本学部での情報処理教育は、高校までの情報処理教育に偏りが無いことからその偏りを是正する必要がなく、この5つの教材に共通するような全般的な情報処理技能（リテラシー）の底上げをすべきといえる。

2. 教材（ソフト）の配列はあるか

情報処理教育経験の中ではWORDが最も2つのクラスの違いを示し、次いでEXCEL、PPT、BASICで、HPは最もその違いを反映していなかった。加えて、その差は著しいものであった。このことは、情報処理教育で採用されるソフトに違いがあり、最も一般的な教材としてはWORDやEXCELで、BASICやHPなどはやや特殊な扱いをされていることを示している。もし、教材間で扱いが一定であれば、講義の順序はいかなる配列でもよいが、その差が著しいのであれば、より一般的なものからより特殊なものへ移行する事の方が望ましい。つまり、情報処理実習としては、導入としてのWORDやEXCELが必要で、その後にプログラミングとしてのBASICや情報発信としてのHPが配列されるべきであろう。

3. 面白い授業か、知識・技術が身につく授業か

「経験豊富群」はスポーツ情報処理実習を「面白い」と感じてはいるが、「ためになる」とは考えていなかった。「未経験群」はこれとは逆に「面白い」とは感じてないが、「ためになる」

とは感じていた。つまり、情報処理教育経験の豊富な者はすでに多くの知識や技術を身につけているので、スポーツ情報処理実習で扱う内容では新たに知識や技術は身につかない不満を持っているが、内容が容易なため課題作成は面白いと感じていると思われる。逆に、情報処理教育の経験が浅い者にとってはスポーツ情報処理実習で扱う内容は難しく興味がわからないが、それでいてなんらかの新しい知識や技術の習得に役立っていると感じていることになる。この結果を踏まえ、本情報処理実習ではどのような方向性を持って授業を展開していくべきかを考える。特に、学生の持つ不満を解消する方向で考えるとすれば、その応えはクラスの人数が答えを教えてくれるといえる。つまり、「経験豊富群」は175名、「未経験群」は54名と、知識・技術の向上に不満を持つ「経験豊富群」が「面白くない」と不満を持つ「未経験群」の3倍近くいるので、前者を中心に考え、今後スポーツ情報処理実習は多少面白くなくとも、高校までの知識や技術よりも高いレベルの授業が望まれることになる。

V. まとめ

入学前の情報処理経験の程度に応じた潜在的なグループを抽出するために、簡単な「はい」「いいえ」からなるアンケートから、潜在的なグループを抽出し、それらに関連する要因との関連を検討した。研究対象は「スポーツ情報処理実習」を受講している229名である。調査項目は、5つの教材であるBASIC、EXCEL、WORD、PPT、HPを情報処理技能の学習経験として習ったことがあるかを問う質問と、属性・授業の評価・学習環境の充実を調べる「性別」「授業は面白いか」「情報処理実習の授業はためになるか」「自宅にPCを持っているか」の9項目である。潜在的な情報処理教育経験グループを潜在クラス分析より求め、さらに潜在クラスおよび9項目からなるクロス表にコレスポネンス分析を行い、総合的な関連を検討した。結果、以下のような知見を得た。

- 1) 抽出された情報処理教育経験グループは「経験豊富群」と「未経験群」の2グループで、全ての教材で経験豊富か、そうでないかという特徴を持っていた。
- 2) 教材の経験としてはWORDが最も多く、続いてEXCEL、PPT、BASICで、HPが最も少なかった。
- 3) 情報処理教育経験が豊富な者は「スポーツ情報処理実習」の授業を「面白い」と感じてはいたが、「ためになる」とは思っておらず、逆に情報処理教育経験が少ない者は授業を「ためになる」と感じてはいたが、「面白い」とは思っていなかった。

文献

- 荒井龍弥・栗木一博・長田敦・鈴木敏明・吉中淳（1996）体育系大学における情報処理教育（4）
—初学者に対する Unix 環境活用援助のための教授方略の効果—. 仙台大学紀要 28（1）：
39-49.
- 荒井龍弥・栗木一博・長田敦・鈴木敏明・吉中淳（1997）体育系大学における情報処理教育
（5）—巡検型教授方略に基づく授業活動の評価—. 仙台大学紀要28（2）：115-125.
- 藤沢偉作（1985）多変量解析法. 現代数学社：東京, pp. 106-119.
- 福岡大学入学センター（2020）福岡大学入試ガイド2021. 福岡大学.
- 古屋秀樹・Liu, Yujuan（2016）潜在クラスモデルを用いた訪日外国人旅行者の訪問パターン
分析. 土木学会論文集 72（5）：571-583.
- 古屋秀樹・全相鎮（2014）潜在クラスモデルを用いた宿泊観光旅行回数の基礎的分析. 土木計
画学研究 50（91）：1-6.
- Green, B.F.（1951）A general solution for the latent class model of latent structure analysis.
Psychometrika 16（2）：151-166.
- Hair, J.F., Black, W. C., Babin, B.J. and Anderson, R. E.（2010）Multivariate data analysis: A
gobal perspective. Pearson: Upper Saddle River, pp. 565-626.
- Huh, J., Riggs, N. R., Spruijt-Metz, D., Chou, C. P. and Huang, Z.（2011）Identifying patterns of
eating and physical activity in children: A latent class analysis of obesity risk. Obesity 19:
652-658.
- Husson, F., Le, S. and Pages, J.（2020）Exploratory multivariate analysis by example using R.
CRC Press: Boca Raton, pp. 61-129.
- 生澤雅夫（1965）学童の興味発達の潜在構造分析法による研究. 教育心理学研究 13（2）：
6-60.
- 生澤雅夫（1984）潜在クラス分析. 芝祐順・渡部洋・石塚智一（編）統計用語辞典. 新曜社：
東京, P.143.
- 稲垣祐典・前田忠彦（2015）潜在クラス分析による「日本人の国民性調査」における信頼の意
味とその時代的変遷の検討. 統計数理 63（2）：277-297.
- 金田嶋（1971a）潜在構造分析法による事例研究Ⅰ—数学に対する親近感と学習意欲の分析—.
苫小牧工業専門学校紀要 6：67-76.
- 金田嶋（1971b）潜在構造分析法による事例研究Ⅱ—読書意識層と生活意識安定層の析出—.

- 苫小牧工業専門学校紀要 6 : 77-85.
- 河口至商 (1978) 数学ライブラリー 46 多変量解析入門Ⅱ. 森北出版 : 東京, pp. 13-25.
- 川田博美・森屋裕治・西尾尚子・小山幸治・田口継治 (2005) 習熟度別クラス編制による効果的な情報教育への取り組み—事前アンケートに見る学生の推移—. 名古屋女子大学紀要 51 : 35-45.
- 川田博美・武岡さおり・田口継治・杉村藍・尾崎正弘 (2003) 能力別クラス編制による効果的な情報教育の実施について. 教育情報研究 19 (2) : 17-26.
- 菊沢康子 (1971) 潜在構造分析による老後観の把握. 家政学雑誌 22 (7) : 465-470.
- Klonsky, E. D. and Olino, T. M. (2008) Identifying clinically distinct subgroups of self-injuries among young adults: A latent class analysis. *Journal of Consulting and Clinical Psychology* 76 (1) : 22-27.
- 栗木一博・荒井龍弥・鈴木敏明・吉中淳・長田敦 (1996) 体育系大学における情報処理教育 (3) —表計算ソフト授業内容の検討—. 仙台大学紀要 27 : 155-161.
- 栗木一博・荒井龍弥・鈴木敏明・吉中淳・長田敦 (1997) 体育系大学における情報処理教育 (6) —本学における新しい情報処理関連科目カリキュラム—. 仙台大学紀要 29 : 62-68.
- 栗木一博・鈴木敏明・若松養亮・長田敦・吉中淳 (1995) 体育系大学における情報処理教育 (1) —本学における情報処理教育関連科目のカリキュラム—. 仙台大学紀要 26 : 109-122.
- Linzer, D. A. and Lewis, J. B. (2011) polCA: An R package for polytomous variable latent class analysis. *Journal of Statistical Software* 42 (10) : 1-29.
- 三輪哲 (2009) 計量社会学ワンステップアップ講座 (3) 潜在クラスモデル入門. 理論と方法 24 (2) : 345-356.
- 水野欣治 (1974) 潜在構造分析. 東洋 (編) 心理学研究法第15巻 データ解析Ⅱ. 東京大学出版会 : 東京, pp. 165-192.
- 岡太彬訓 (1989) 潜在構造分析. 池田央 (編) 統計ガイドブック, 新曜社 : 東京, pp. 188-189.
- Schreiber, J. B. (2017) Latent class analysis: An example for reporting results. *Research in Social and Administrative Pharmacy* 13: 1196-1201.
- 鈴木敏明・栗木一博・若松養亮・長田敦・吉中淳 (1995) 体育系大学における情報処理教育 (2) —コンピュータ不安の構造について—. 仙台大学紀要 26 : 123-132.