キャリアに関する複数アンケート相関性のデシル分析

Decile analysis of multiple questionnaire correlations regarding careers

赤城 大吉*1, 溝淵 智哉*2, 濱崎 利彦*2
Daikichi AKAGI*1, Tomoya MIZOBUCHI*2, Toshihiko HAMASAKI*2
**1 広島工業大学情報学部

*1Department of Computer Science, Hiroshima Institute of Technology
*2広島工業大学大学院工学系研究科

*2Graduate School of Science and Technology, Hiroshima Institute of Technology Email: bk17004@cc.it-hiroshima.ac.jp

あらまし:大学におけるキャリア関連科目において各学生の適正判断のため複数のアンケートが用いられる事が多い。各アンケートにはそれぞれにテーマがあり、それらアンケート間に相関性があるとするならば、その事より各学生に対してキャリア教育をより効果的に実施できる可能性がある。このような視点に立って、アンケートデータの上位項目に注目してデータの相関性を見出す手法であるデシル分析のこの分野における応用性を検討した。

キーワード:アンケート、キャリア、相関係数、デシル分析

1. はじめに

報系学生は多くない. しかし, 4 年間の履修科目計 画の初期設定および初年度の履修科目の確定は入学 後すぐに行わなければならない. そのため一貫性の 乏しい暫定計画を立ててしまい、明確なイメージを 持つことなく4年間を過ごしてしまう可能性がある. また、専門的な講義は2年後期~3年前後期に集 中しており、実際に講義を受けた時には他の講義を 受講することが出来ない場合が多い. そのため, 学 生の目指すキャリアの明確化は入学後速やかに行わ れるべきである. そこで学生の目指すキャリアの明 確化を支援するため、キャリアプランの参考例を提 供することは、彼らが大学でキャリアを計画する際 に役立つと考えられる(1). 本研究では、学生に実施 した自己分析アンケートから得られた結果を各カテ ゴリに焦点を当て順位付けした後,10段階のグルー プで分け特徴を抽出する手法であるデシル分析 (2) を行い、抽出された特徴から異なるアンケート間に 存在する相関性の分析結果について報告する.

大学入学時点で希望職種が正確に決まっている情

2. 自己分析アンケートの概要

本研究では、2種類の自己分析アンケート「あなたの学習スタイル」と「キャリア・アンカー」(3)を実施した.「あなたの学習スタイル」は株式会社ラーニングバリューが学習方法を振り返るために作成した全9問の自己探求チェックリストである。それぞれの項目の和を求めることで学習スタイルは「Do」「Look」「Think」「Plan・Grow」の4種類に分けられ、点数が高いものほど自身の学習スタイルに近くなる。「キャリア・アンカー」はある人物が自らのキャリアを選択する際に最も大切な価値観や欲求、周囲に左右されない不変なものを表す言葉である.「キャリア・アンカー」は40問の質問を6段階で点数付けし

た結果を集計することで専門(TF),全般管理(GM), 自立・独立(AU),保障・安定(SE),起業家的創造性(EC),奉仕・社会貢献(SV),挑戦(CH),生活様式(LS)の8つのカテゴリに分類される.

3. デシル分析

デシル分析とは、マーケティング分野における顧客の特徴量を抽出することを目的としたデータマイニング手法のひとつである。顧客データに対して順位付けを行い、10等分にグループ分けをした後、各グループの購買比率や売上高構成比を算出するというものである。

4. 分析方法

本研究は 2017 年の学生 62 名, 2018 年の学生 48 名のデータを使用した.「あなたの学習スタイル」と「キャリア・アンカー」は入学してすぐに実施した.まず得られた各アンケートの合計値を算出し,算出した合計値の中央値を基に標準化を行った.そして標準化した学習スタイルやキャリア・アンカーのデータを各カテゴリで順位付けを行い,10 等分のグループに分けた.その後各グループの合計,平均,分散そしてグループの平均を配列としてカテゴリごとに相関係数を算出した.

5. 分析結果

前項に記述した処理を行った結果,アンケートの相関に変化があった.処理を行わずアンケートの相関を算出したものを表 1 に示した. 学習スタイルのカテゴリで処理を行い,アンケート相関を算出したものを表 2 に示した. キャリア・アンカーのカテゴリで処理を行い,アンケート相関を算出したものを表 3 に示した.

表1学習スタイルとキャリア・アンカーの アンケート相関

	Do	Look	Think	Plan • Grow
TF	-0.224	0.139	0.186	-0.155
GM	0.113	-0.170	-0.076	0.160
AU	-0.100	-0.022	-0.010	0.128
SE	-0.075	0.258	0.047	-0.249
EC	-0.070	-0.345	0.082	0.322
SV	0.108	-0.084	-0.092	0.095
CH	0.003	-0.261	0.077	0.173
LS	0.215	0.272	-0.164	-0.284

表2学習スタイルの各カテゴリで 処理をした後のアンケート相関

J			
Do	Look	Think	Plan • Grow
-0.642	0.352	0.549	-0.451
0.486	-0.592	-0.301	0.705
-0.613	-0.104	-0.167	0.487
-0.192	0.774	0.209	-0.637
-0.202	-0.874	0.289	0.864
0.350	-0.332	-0.253	0.341
-0.094	-0.743	0.478	0.514
0.663	0.624	-0.422	-0.579
	-0.642 0.486 -0.613 -0.192 -0.202 0.350 -0.094	-0.642 0.352 0.486 -0.592 -0.613 -0.104 -0.192 0.774 -0.202 -0.874 0.350 -0.332 -0.094 -0.743	-0.642 0.352 0.549 0.486 -0.592 -0.301 -0.613 -0.104 -0.167 -0.192 0.774 0.209 -0.202 -0.874 0.289 0.350 -0.332 -0.253 -0.094 -0.743 0.478

表3キャリア・アンカーの各カテゴリで 処理をした後のアンケート相関

	Do	Look	Think	Plan • Grow
TF	-0.728	0.490	0.557	-0.555
GM	0.305	-0.655	-0.279	0.619
AU	-0.498	-0.138	0.120	0.438
SE	-0.269	0.833	0.201	-0.682
EC	-0.013	-0.722	0.166	0.820
SV	0.236	-0.190	-0.196	0.142
CH	0.026	-0.628	0.140	0.548
LS	0.815	0.778	-0.460	-0.835

表 1, 2, 3 の結果から, 処理をする前の相関係数より処理をした後の相関係数の方が強く現れている項目を多数確認することができた. 処理をする前の相関係数が 0.01 以下だった場合,処理をした後相関係数が 0.5 を超える項目は見られなかった. また処理をする前の相関係数が 0.2 を超える場合, 0.6 以上の相関係数になる項目が多かった. また表 2 と表 3 の結果から, 異なるカテゴリで処理をした相関係数を見ると近い値が出ていることがわかる. 値の差を見ると±0.2の範囲に収まっているものが多い.

6. 考察

前項の結果から、項目間で強く相関が現れていなかったとしても、処理を行うことで相関の概略を把握することができると考える。また異なるカテゴリで処理した相関係数を見ると近い値が出ている。Doを降順にグループ分けを行った Do と TF の相関が-0.642 だった。それに対して、TF を降順にグループ分けを行った Do と TF の相関が-0.728 だった。この

ことから異なるカテゴリでグループ分けを行ったとしても、同様なカテゴリの相関を確認することが出来た.このことから関係の存在しているカテゴリは特定の集合になりやすいのではないかと考えられる.

7. おわりに

本研究では自己分析アンケートにデシル分析を適 用することで、学習スタイルとキャリア・アンカー の相関に関する考察を行った. 結果から異なるアン ケートのカテゴリに存在する相関が強調されること が確認できた.この相関を利用することにより、本 研究で目標としていた学生の目指すキャリアの明確 化への支援や学生がキャリアプランを計画する際に 役立てることができると考える. 最後になるが, Cross Validated という WEB サイトに"Is using decile to find correlation a statistically valid approach?"という題 目で議論がなされていた(4).議論では、グループ内 での平均化を行うことでデータのばらつきを減らし てしまうことが指摘されていた. 本研究では平均化 を行うことでデータのばらつきを減らしたデータ分 析を行った. しかしデータを利用する際に標準化す ることにより絶対的な考え方ではなく相対的な考え 方でデータを扱っているため, 直感的に読み取れる データにおいて, 本研究で試した手法は定量的な意 味合いを与えることができると考える.

8. 今後の課題

今後の課題は、グループ分けの条件を変更した分析を行うことが挙げられる。グループの個数を変更したことによる相関係数の変化を調べることによって別の特徴を抽出ができると考えている。また、本研究では使用していない IT 分野について回答するアンケートやパーソナリティ特性について回答するアンケートも実施している。今後はこの2つのアンケートに対してもアンケート間の相関性について確認を行っていきたい。2つのアンケートの相関性も見ることによって、被験者が持っている学習スタイルまたはパーソナリティ特性によってキャリアプランの支援や産業分野への興味を示すことなどのフィードバックを行うことができると考えている。

参考文献

- (1) 溝淵智哉,濱崎利彦: "キャリアプランに関するアンケートデータのクラスター分析", 2019 IEEE SMC Hiroshima Chapter 若手研究会講演論文集, pp. 73-74, (2019)
- (2) 守口剛: "購買データからみたブランドの顧客構造", 繊維製品消費科学, 2001 年, 第 42 巻, 第 10 号, pp. 624-629
- (3) エドガーH シャイン (金井寿宏): "キャリア・アン カー自分のほんとうの価値を見つけよう", 白桃書房, 東京, (2003)
- (4) Cross Validated: "Is using decile to find correlation a stati stically valid approach?", https://stats.stackexchange.com/questions/106016/is-using-deciles-to-find-correlation-a-statistically-valid-approach (参照 2020.6.6)