

科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 5 年 5 月 26 日現在

機関番号：62601

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2018～2022

課題番号：18K02849

研究課題名(和文)母集団モデルと多次元項目反応モデルを用いた「情報活用能力調査」の推定モデルの構築

研究課題名(英文) Building an estimation model of 'Information Literacy Survey' using Population Model and Multidimensional Item Response Model

研究代表者

褒岩 晶 (Horoiwa, Akira)

国立教育政策研究所・教育データサイエンスセンター・総括研究官

研究者番号：00626210

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,100,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、「情報活用能力調査」のような学力調査で、バイアスのない母集団特性の推定を可能にするために、母集団モデルと多次元項目反応モデルを用いた推定モデルの有用性を検証した。特に1)受検者や学校の属性等の補助変数をモデルに組み込む際、多集団モデルよりも母集団モデルへの条件付けの方が有効であること、2)複数の能力(教科や下位領域)を測定する際、次元数の評価には「MAP基準」が有効であり、多次元項目反応モデルを使うと推定誤差が小さくできること、3)得点の等化において、統合カリブレーションを用いると若干精度が向上するが、等化誤差や異常項目を調べるには等化係数を用いる方が有効であることを明らかにした。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究は、学力調査である日本全体の特性(能力の平均等)をより正確に測定したり、ある集団の特性が年を追うごとにどのように変化しているのかを評価したりするための方法を学術的に検証したものであるが、その成果は学会発表や雑誌論文、書籍等で公表されただけでなく、本研究で明らかになった有効な推定モデルで「情報活用能力調査」や「全国学力・学習状況調査」の過去データが再分析され、その結果が文部科学省や国立教育政策研究所の事業にフィードバックされており、学術研究を越えてより広く社会に貢献するものとなっている。

研究成果の概要(英文)：This study aims to examine the usefulness of an estimation model using Population model and Multidimensional item response model to estimate unbiased population characteristics in large scale assessments such as 'Information Literacy Survey.' Particularly, it showed that 1) when incorporating auxiliary variables such as test takers' and schools' attributions into the model, conditioning the population model is more effective than the multi-group model, 2) on measuring multiple abilities (subjects and subdomains). Velicer's MAP is effective for evaluating the number of dimensions, and 3) in equating scales, Concurrent Calibration Method is a slightly precision, but Equation Coefficient Methods are more effective about estimating equation errors and evaluating outlier items.

研究分野：教育調査法

キーワード：大規模教育調査 教育調査法 学力調査

1. 研究開始当初の背景

文部科学省が平成 27 年度に実施し、平成 28 年度にその結果を公表した「情報活用能力調査 (高等学校)」は、「教科横断的な資質・能力である情報活用能力を、高等学校の生徒がどの程度身に付けているかを評価することを目的とした調査」(文部科学省 2017)であるとともに、PISA (OECD 生徒の学習到達度調査)などの国際的な学力調査で標準的に用いられている手法、すなわち項目反応理論による「調査問題の難易度」と「生徒の能力」の同一尺度での得点化、均衡反復複製法 (BRR 法)による標本誤差の推定等を文部科学省による全国規模の学力調査で初めて用いた画期的な調査でもあった。

ただしその手法には、一部で PISA とは異なる部分があった。日本国内で初めての試みであったがゆえに、EAP (Expected A Posterior estimator: ベイズ推定値の一種) が生徒の能力の推定値として採用され、平均、分散、相関係数といった母集団特性の推定にも EAP が使用された。一方、Mislevy らの研究によって、EAP のような「個人の能力の推定値」を用いて母集団の特性を推定すると、推定誤差が分散に影響を与えることによって、その推定値にバイアスが生じることがわかっており (Mislevy et al. 1992)、PISA や TIMSS (国際数学・理科教育動向調査) といった国際的な学力調査では、この問題を克服するために、母集団モデル (Population model) によって算出される Plausible Value を「能力の推定値」として使用している。

今後、「情報活用能力調査」を継続したり、全国学力・学習状況調査のような他の大規模学力調査で項目反応理論を使ったりする際、バイアスの無い、国際的水準に見合った調査結果を得るには、母集団モデルを組み込んだ項目反応モデルをどのような形で適用することが適切なのかわかるかにする必要がある。

2. 研究の目的

そこで本研究では、日本の学力調査のデータに項目反応モデルと母集団モデルを当てはめ、そこから算出される Plausible Value を使って、精度が高く、バイアスのない母集団特性の推定値を得る上で問題となる以下の 3 点について検証する。

1 つ目は、項目反応モデルで母集団特性を推定する際、生徒の属性、学校の属性、質問項目などの補助変数をどのように処理するのかという点である。この処理を行わなければバイアスのない推定値を得ることができないが、補助変数として母集団モデルに組み込む「条件付け (Conditioning)」という方法と、多集団モデル (Multiple group model) を使う方法とがあり、これらを比較検討した研究は、国内、国外ともに見られないため、本研究独自のものといえる。

そして 2 つ目は、多次元項目反応モデルを使う際に次元数をどのように決めるのかという点である。解答データの次元数の評価は、項目反応理論の前提である 1 次元性を確認するときだけでなく、多次元項目反応モデルを使って教科ごとの能力を推定したり、教科の下位領域を得点化しようとしたりするとき重要になってくる。次元数の評価には様々なやり方があるが、学力調査のような 2 値データ (正答、誤答) の場合で有効な方法を知っておく必要がある。

最後の 3 つ目は、学力調査で時系列的变化を捉えるために必要となる等化方法をどのようにするのかという点である。等化には様々な方法があり、PISA では、2003 年調査から 2012 年調査までは「Mean/Mean 法」(OECD 2014) が、PISA2015 年調査では「統合カリブレーション (Concurrent Calibration)」(OECD 2017) が、PISA2018 年調査では「項目パラメータの固定 (Fixed Item Parameters)」(OECD 2019) が使われており、一方、Kolen と Brennan (2014) は、「Haebara 法」や「Stocking/Lord 法」を推奨している。大規模学力調査で母集団特性の経年変化を推定するという条件の下、どのような等化方法が等化誤差の小さい、バイアスのない方法であるのかを検証しておく必要がある。

3. 研究の方法

本研究の内容は、母集団モデルにおける補助変数の処理に関するものと、次元数の評価に関するもの、等化方法に関するものに分けられる。これらすべてで項目パラメータを推定する際に項目反応モデルとして「2 パラメータ・ロジスティックモデル」を用いる (等化の検証についてはラッシュモデルを使用)。本研究の研究代表者らが行ったシミュレーションでは、母集団特性を推定するのに同モデルが適していることがわかっている (巖岩 et al. 2019)。そして受検者の能力の推定値には Plausible Value を使用する。これらの項目反応理論による分析には、統計ソフト R のパッケージ「TAM」(Robitzsch et al. 2017) を使う。なお、シミュレーションの架空の解答データ (正誤の 2 値) は、ラッシュモデル (1 パラメータ・ロジスティックモデル) を用いて作成する。

(1) 母集団モデルにおける補助変数の処理

補助変数として「学校情報 (受検者がどの学校に所属しているのかを示す情報)」を取り上げ、学校特性 (学校平均や標準偏差、相関) を推定する際、学校情報を項目反応モデルに組み込まない場合、「多集団モデル」に組み込む場合、母集団モデルの「条件付け」として組み込む場合の

3つを比較し、偏りのない、精度の高い方法を検証する。検証には、サンプルサイズ 8000 (200校×40人)の架空のデータ(受検者は-2から2まで等間隔の困難度を持った16問に解答したと仮定)を作成し、学校の平均と標準偏差を推定し、「誤差」として真の値と推定値との差の2乗平均平方根を、「偏り」として真の値と推定値との差の平均を求めるシミュレーションを100回行う。そして100回のシミュレーション結果の平均値を見ることで結果を評価する。なお、値を比較可能にするため、真の項目パラメータに基づいて、推定値を「Mean/Mean法」で等化する。このシミュレーションとともに、「学校平均と相関のある架空の指標値」と「受検者の得点」との相関を推定するシミュレーションや、PISA2012年調査の実データを用いた相関の推定も行い、シミュレーションによる分析結果の有効性を確認する。

(2) 次元数の評価方法

次元数の評価方法を検証する必要があることを示すため、最初に PISA2012 調査の日本の回答データに対し、平行分析 (Horn 1965)、MAP (Velicer 1976)、DETECT (Stout et al. 1996; Zhang 2007) を使って次元数の評価を行う。平行分析と MAP は R のパッケージ「psych」(Revelle 2018)を、DETECT は R のパッケージ「sirt」(Robitzsch 2018)を使用する。次に、真の次元数がわかっている架空の解答データを使って、平行分析、MAP、DETECT がどのような場合にどのような結果を示すのかを調べる。解答データが1次元(問題数60問)、2次元(各次元30問、30問)、3次元(各次元20問、20問、20問)の場合について、サンプルサイズ3000の架空の解答データを作成し、次元数を評価するシミュレーションを100回行い、その平均次元数を比較する。

(3) 得点の等化方法

得点の等化をシミュレーションするため、初めに標準正規分布(平均0、標準偏差1)と別の正規分布(平均-1、標準偏差1.2)から真の得点となる値をサンプルサイズ1000でそれぞれ単純無作為抽出し、それらの値を使って問題数10問(-3から3まで等間隔)と70問(-3から3まで等間隔)の架空の解答データを2組作成し、ラッシュモデルを当てはめて Plausible Value を推定する。等化には、等化係数を用いる「Mean/Mean法」、「Haebara法」、「ロバスト Haebara法」、データの結合を用いる「統合カリブレーション」と「多集団モデルを使った統合カリブレーション」、一方の項目パラメータをもう一方でも使う「項目パラメータの固定」の6つの方法を用い、2つのデータ間の「平均得点の差」と「標準偏差の差」を求める(比較のためサンプルの真の得点についても計算する)。このシミュレーションを1000回行い、その平均値(差の推定に「偏り」があるかないかを評価する)と標準偏差(推定値の標準誤差に相当する)を計算する。そして、問題数10問という状況で、データ間で1問だけ項目パラメータが違う場合と、2問項目パラメータが違う場合、つまり等化の前提(項目パラメータが同じ)が崩れているとき、それぞれの等化方法がどの程度の影響を受けるのかも検証する。

4. 研究成果

(1) 母集団モデルにおける補助変数の処理

学校の平均、標準偏差の推定

受検者の真の能力値として、学校平均を標準正規分布から抽出し、各学校内の標準偏差を「1で固定」、学校の「半分が1、半分が0.5」、「正規分布」に従う(平均1、標準偏差が0.1、0.2、0.3、0.4)場合の6種類を作成し、それぞれを標準化して架空の解答データを作成する(100回のシミュレーションとも真の値は同じものを使用)。学校情報を項目反応モデルに組み込まない場合、「多集団モデル」に組み込む場合、母集団モデルの「条件付け」として組み込む場合のそれぞれで、学校の平均、標準偏差の「誤差」と「偏り」(100回の平均)は次のとおりである。

各学校内の標準偏差 (標準化前)	学校情報を使わない				多集団モデル				条件付け			
	平均		標準偏差		平均		標準偏差		平均		標準偏差	
	誤差	偏り	誤差	偏り	誤差	偏り	誤差	偏り	誤差	偏り	誤差	偏り
1で固定	0.21	0.01	0.16	0.13	0.11	0.00	0.15	-0.01	0.10	0.00	0.07	-0.01
半分1、半分0.5	0.23	0.01	0.26	0.21	0.11	0.00	0.19	-0.04	0.10	0.01	0.17	0.01
正規分布(平均1、SD0.1)	0.21	0.01	0.16	0.13	0.11	0.00	0.15	-0.01	0.10	0.00	0.09	-0.01
正規分布(平均1、SD0.2)	0.21	0.00	0.18	0.13	0.11	0.00	0.16	-0.02	0.10	0.00	0.13	-0.01
正規分布(平均1、SD0.3)	0.21	0.00	0.20	0.14	0.11	0.00	0.17	-0.03	0.10	0.00	0.17	0.00
正規分布(平均1、SD0.4)	0.21	0.00	0.24	0.15	0.11	0.00	0.17	-0.03	0.10	0.00	0.21	0.02

学校情報を組み込まないと学校平均の誤差が大きくなり、学校ごとの標準偏差に偏りが生じる。「多集団モデル」と「条件付け」を比較すると、学校平均については同程度の精度があり、標準偏差については学校ごとの違いが小さい時は「条件付け」、大きい時は「多集団モデル」で誤差が小さく、「偏り」はいずれも「条件付け」の方が小さい。

相関の推定

学校単位で回答する質問項目と受検者の能力との相関を推定する場合を想定して、学校平均と相関のある架空の指標値を作成し(学校平均との相関0.2、0.4、0.6、0.8)、各学校内の標準

偏差を「1で固定」した架空のデータを用いて同様のシミュレーションを行う(受検者の能力と指標との真の相関はそれぞれ0.05、0.20、0.35、0.50)。学校情報を使わない場合、「多集団モデル」でそのまま推定する場合(「なし」と多集団モデルとともに架空の「指標」で条件付けを行う場合、「条件付けのみ」として、「学校」情報のみで条件付けする場合、架空の指標も併せて条件付けをする場合(「学校情報+指標」)、架空の「指標」のみで学校情報を使わない場合の6種類の推定を100回行い、その平均値を下の表に示す。「情報を使わない」場合は過小推定、「多集団モデル」に「指標」を条件付けした場合は過大推定となったが、「条件付けのみ」や多集団モデルのみでは偏りが見られない。

学校平均との相関	真の相関	情報を使わない	多集団モデル		条件付けのみ		
			なし	指標	学校	学校+指標	指標
0.2	0.05	0.04	0.05	0.06	0.05	0.05	0.05
0.4	0.20	0.14	0.19	0.23	0.20	0.20	0.20
0.6	0.35	0.25	0.34	0.37	0.35	0.35	0.35
0.8	0.50	0.37	0.50	0.53	0.50	0.50	0.50

実データにおける違い

実データとして、PISA2012年調査(191校6351人)の「数学的リテラシー」(84問、1人の受検者は最大で41問に解答)と学校質問紙の回答から作られた「生徒に起因する学校雰囲気指標」(学校単位で同じ値)との相関を同じ6種類の推定方法で求める。結果は以下のとおりである。学校「情報を使わない」場合で値が小さく、多集団モデルに「指標」で条件付けを行う場合はわずかに大きく、

PISA2012 数学と学校雰囲気指標との相関	情報を使わない	多集団モデル		条件付けのみ		
		なし	指標	学校	学校+指標	指標
	0.24	0.28	0.29	0.28	0.28	0.28

のシミュレーションと同様の結果が得られる。

学校特性を推定する際、「多集団モデル」と「条件付け」はいずれも偏りのない推定を可能にするが、精度や計算の利便性という点では、「条件付け」の有効性が高い。

(2) 次元数の評価方法

PISA2012 調査の多次元性の検証

次元数の評価の必要性を示すため、PISA2012調査の3分野(読解力、数学的リテラシー、科学的リテラシー)の解答データから日本の高校1年生のデータを取り出し(数学的リテラシー84問、読解力44問、科学的リテラシー53問)、3分野の全問題、分野ごとの問題に対して、平行分析、MAP、DETECTを用いて次元性の評価を行う。結果は右のとおりである。3つの評価方法とも結果は異なっており、MAPで3分野と数学的リテラシーを評価したときのみ、次元数と分野数が一致しているが、それ以外では次元数が多く評価されている。

PISA2012	推測された次元(因子)数		
	平行分析	MAP	DETECT
3分野(181問)	57	3	6
数学(84問)	25	1	4
読解(44問)	12	2	4
科学(53問)	16	2	4

シミュレーションデータを用いた評価方法の比較

実際の学力調査のデータでは、真の次元数はデータから推測するしかない。そこで、平行分析、MAP、DETECTがどのような場合にどのような結果を示すのかを調べるため、解答データが1次元(問題数60問)、2次元(各次元30問、30問)、3次元(各次元20問、20問、20問)で、2次元と3次元時は次元間の相関が0、0.2、0.4、0.6、0.7、0.8、0.9となる架空の解答データ(3000人60問)を100個作成し、3つの方法で、それぞれ次元数の評価を行う。100回のシミュレーション結果の平均値は、次の表のとおりである。

データが1次元の場合はMAPが正確であり、2次元、3次元の場合は、次元間の相関が0.8以下ではMAP、0.7以下ではDETECTも正確に次元数を評価できる。平行分析は、いずれの場合も次元数を過大評価している。なお、次元間の相関が0.9の場合、MAPであっても次元数は「1」と評価される。次元間の相関が0.9を超える場合は別の次元とは見なせないであろうから、項目反応モデルに従う学力調査データについては、MAPでの評価が有効であるといえる。DETECTは、相関が0.7以下でないと次元数の正確な評価が行えないが、この評価とは別に、調査問題をどのようなクラスターに分類すべきかを示すことができる。

学力調査のデータに多次元項目反応モデルを当てはめる際、MAPで次元数を評価し、DETECTで問題の分類を行えば、さらに有益な情報が得られるであろう。

データの次元数	次元間の相関	推測された次元(因子)数		
		平行分析	MAP	DETECT
1		2.2	1.0	21.5
2	0	3.5	2.0	2.0
2	0.2	3.6	2.0	2.0
2	0.4	3.4	2.0	2.0
2	0.6	3.5	2.0	2.0
2	0.7	3.3	2.0	2.0
2	0.8	3.4	2.0	8.2
2	0.9	3.3	1.1	17.6
3	0	5.1	3.0	3.0
3	0.2	4.9	3.0	3.0
3	0.4	4.8	3.0	3.0
3	0.6	4.7	3.0	3.0
3	0.7	4.6	3.0	3.1
3	0.8	4.5	2.9	5.0
3	0.9	4.2	1.0	17.8

(3) 得点の等化方法

シミュレーションの結果

2つのデータの「平均得点の差(-1)」と「標準偏差の差(0.2)」を1000回計算し、等化方法ごとの平均値と標準偏差(カッコ内)は以下のとおりである(共通項目10問と70問の場合)。

	1000人10問の場合		1000人70問の場合	
	平均得点の差	標準偏差の差	平均得点の差	標準偏差の差
サンプルの真の得点	-1.00 (0.048)	0.20 (0.033)	-1.00 (0.048)	0.20 (0.034)
Mean/Mean 法	-1.00 (0.072)	0.20 (0.070)	-1.00 (0.051)	0.20 (0.040)
Haebara 法	-1.00 (0.069)	0.20 (0.064)	-1.00 (0.051)	0.20 (0.039)
ロバスト Haebara 法	-1.00 (0.070)	0.20 (0.065)	-1.00 (0.051)	0.20 (0.039)
統合カリブレーション	-0.65 (0.050)	0.06 (0.027)	-0.93 (0.048)	0.16 (0.033)
統合カリブレーション(多集団モデル)	-0.99 (0.064)	0.20 (0.062)	-1.00 (0.050)	0.20 (0.039)
項目パラメータの固定	-1.00 (0.069)	0.20 (0.063)	-1.00 (0.050)	0.20 (0.039)

多集団モデルを使わない「統合カリブレーション」以外、いずれの等化方法でもバイアスのない結果が得られる。推定の標準誤差に相当する標準偏差(カッコ内)を見ると、平均得点の差の場合、「統合カリブレーション」、「項目パラメータの固定」、「Haebara 法」、「Mean/Mean 法」の順に小さい。問題数を70問にした場合も同様の結果が得られるが、多集団モデルを使わない「統合カリブレーション」との違いは小さくなっている。

等化の前提が成り立たない場合

共通項目を用いた等化では、「真の項目パラメータが変わらない」ということを前提としている。この前提が一部で成り立たない(解答データの片方を作るとき、難易度1の問題を難易度1.2に、それと同時に難易度-1の問題を難易度-0.8にした2つの場合)も検証する。

	難易度 1 1.2		難易度 1 1.2, -1 -0.8	
	平均得点の差	平均得点の差	標準偏差の差	平均得点の差
サンプルの真の得点	-1.00 (0.049)	0.20 (0.035)	-1.00 (0.050)	0.20 (0.035)
Mean/Mean 法	-1.03 (0.073)	0.20 (0.071)	-1.04 (0.075)	0.20 (0.073)
Haebara 法	-1.02 (0.071)	0.19 (0.065)	-1.05 (0.073)	0.20 (0.065)
ロバスト Haebara 法	-1.02 (0.073)	0.19 (0.066)	-1.04 (0.078)	0.19 (0.067)
統合カリブレーション	-0.67 (0.052)	0.06 (0.028)	-0.69 (0.054)	0.06 (0.028)
統合カリブレーション(多集団モデル)	-1.02 (0.068)	0.18 (0.066)	-1.05 (0.070)	0.19 (0.066)
項目パラメータの固定	-1.02 (0.070)	0.18 (0.065)	-1.05 (0.071)	0.19 (0.067)

前提が成り立つ場合と大きな違いはないが、等化係数を用いる方法の場合、データごとの項目パラメータを確認できるため、パラメータが大きく異なる問題を特定できるという利点がある。

< 引用文献 >

- Horn, J. L. (1965). A Rationale and Test for the Number of Factors in Factor Analysis. *Psychometrika*, 30(2), pp.179-185.
- 梶岩晶, 篠原真子, 篠原康正. (2019). *PISA 調査の解剖*. 東信堂.
- Kolen, M. J., and Brennan, R. L. (2014). *Test Equating, Scaling, and Linking: Methods and Practices, Third Edition*. Springer: New York.
- 文部科学省 (2017). *情報活用能力調査(高等学校)調査結果*. 文部科学省.
- Mislevy, R. J., A. E. Beaton, B. K. and K. M. Sheehan (1992). Estimating Population Characteristics from Sparse Matrix Samples of Item Responses. *Journal of Educational Measurement*, Vol. 29, No. 2, pp. 133-161.
- OECD. (2014). *PISA 2012 Technical Report*. OECD: Paris.
- OECD. (2017). *PISA 2015 Technical Report*. OECD: Paris.
- OECD. (2019). *PISA 2018 Technical Report*. OECD: Paris.
- Revelle, W. (2018). *psych: Procedures for Personality and Psychological Research*, Northwestern University, Evanston, Illinois, USA. (<https://CRAN.R-project.org/package=psych>). Version = 1.8.4.
- Robitzsch, A. (2018). *sirt: Supplementary Item Response Theory Models*. R package version 2.7-50. (<https://CRAN.R-project.org/package=sirt>).
- Robitzsch, A., Kiefer, T., and Wu, M. (2017). *TAM: Test analysis modules*. R package version 2.8-21 (<https://CRAN.R-project.org/package=TAM>).
- Stout, W., Habing, B., Douglas, J., and Kim, H. R. (1996). Conditional Covariance-based Nonparametric Multidimensionality Assessment. *Applied Psychological Measurement*, 20(4), pp.331-354.
- Velicer, W. F. (1976). Determining the Number of Components from the Matrix of Partial Correlations. *Psychometrika*, 41(3), pp.321-327.
- Zhang, J. (2007). Conditional Covariance Theory and DETECT for Polytomous Items. *Psychometrika*, 72(1), 69-91.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Shinohara Masako, Horoiwa Akira	4. 巻 63
2. 論文標題 'Information literacy': Japan's challenge to measure skills beyond subjects	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Educational Research	6. 最初と最後の頁 95 ~ 113
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.1080/00131881.2020.1864221	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計6件（うち招待講演 0件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 袈岩晶・篠原真子
2. 発表標題 学力調査データの1次元性と多次元性の評価
3. 学会等名 日本行動計量学会大会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 袈岩晶
2. 発表標題 PISA調査における調査モデルの変遷
3. 学会等名 日本行動計量学会大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 篠原真子
2. 発表標題 大規模学力調査の実施手順と日本の学力調査への応用
3. 学会等名 日本行動計量学会大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 袈岩晶・篠原真子
2. 発表標題 大規模学力調査における項目反応理論を用いた得点の等化方法の比較
3. 学会等名 日本行動計量学会大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 袈岩晶・篠原真子
2. 発表標題 多次元項目反応モデルを使った情報活用能力調査の再分析
3. 学会等名 日本行動計量学会大会
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 袈岩晶・篠原真子
2. 発表標題 大規模教育調査に適した項目反応モデルは何か
3. 学会等名 日本行動計量学会大会
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計1件

1. 著者名 袈岩晶、篠原真子、篠原康正	4. 発行年 2019年
2. 出版社 東信堂	5. 総ページ数 376
3. 書名 PISA調査の解剖	

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究 分担者	篠原 真子 (Shinohara Masako) (30342611)	国立教育政策研究所・研究企画開発部・総括研究官 (62601)	

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究 協力者	篠原 康正 (Shinohara Yasumasa)		

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関