

心理学教育のための教材研究 V

—心理統計学における回帰概念理解の要因モデル—

堤 幸一 (教育心理学科)

A Study of Teaching Materials for Psychology Education V: A Model that Promotes better Understanding the Concept of Regression in Psychostatistics

Koichi TSUTSUMI (Department of Educational Psychology)

抄録

堤(2014)は、心理学教育のための教材研究の一環として、心理統計分野で重要な「相関と回帰」概念を、マグニチュード推定法を用いて実データを収集させ、学修者自身で回帰分析を演習させることで、関連した基礎的概念の理解を促進させる試みを行った。本研究はこの教材実施の効果を検証し、さらにより効果的な働きかけのための要因モデルを試作した。また教材として収集された実データについても分析し、その一般性の確認も併せて行った。

キーワード 心理統計法教育、教材研究、マグニチュード推定法

I 背景と目的

心理統計法は心理学を科学として成立させるための必要不可欠な重要要素である。しかし文系のイメージを持つ心理学科へ進学してきた学生は数学に苦手意識を持つものも多く、統計法を敬遠しがちである。実際、2013・2014年の本学心理統計法受講生への調査でも、数学が不得意であると50.6%のものが回答しており、約半数は苦手意識を持つ。

堤(2014)は、これらの苦手意識へ対応して、意欲・動機づけを高め、かつ統計法を道具として使う上で必要最小限の理論的な背景の解説を加えることが可能な、心理統計の教材を開発、実装することを試みた。そして、アクティブラーニング型演習で、実際に実データを収集して、それを分析する体験は、参加者の興味・動機づけの改善に効果があったと思われるとしている。またその際に素材として用いた古典的な尺度構成法、マグニチュード推定法が、データ収集法として比較的安定したデータが得られ、心理統計の重要な概念である分散と回帰の教材として適切であろうとしている。

しかしながら、教材としてこれらを用いた効果についての客観的なデータは収集しておらず、また安定したデータが得られるという一般性についても確認できていない。そこで

本研究は、堤(2014)で用いられた教材を使い、実施前後の客観的なデータを収集するとともに、より適切に学修者へ働きかけるために関連要因のモデリングを行うことを目的とした。また教材として収集されるデータの分析を追実施し、その頑健性、一般性を検討することも目的とした。

II 方法

II-0 基本方針と実験参加者

基本的にII-2、II-3は、堤(2014)に準拠して実施した。

実験参加者は心理学系実習科目受講者30人（男2人、女28人、平均年齢20.5歳）で、以下の全手続きを通じて同一である。

II-1 理解度の事前確認

関連分野の理解度確認（事前テスト）の実施： 明度ME法による測定実施前に、実験参加者に対して、回帰分析の基礎となる数学的・統計学的な知識・技能への理解度確認テストを実施した（全10問で5択客観式問題、設問内容は表1参照）。実施時間は15分間。授業開始直後に、関連分野の基礎知識のチェックを行うと教示して実施した。

II-2 実習による推定データの収集

1. 明度ME法による推定実習

1-1.装置、材料

①刺激は全員同時に液晶プロジェクタで提示した。オリジナル画像は、画素1280×768ドットで設計した。

②教示、時間制御、刺激提示にはMS-PowerPoint製プレゼンを使用した。

③個人記録用紙（推定値筆記記録用）

1-2.手続き

①練習セッション：標準刺激は背景の灰色（用いた刺激明度順位では13種類中10番目の明度の灰色）でこれを1.0とすると、画面中央に提示された比較刺激の明度を自由な数値で回答させた。各試行の最初から、標準刺激と比較刺激を同時に15秒間提示した。試行間間隔は取らず、次の試行へ移った。練習セッションでは、本セッションで用いる刺激のうち、異なる4種類を各1回用いて4試行を練習した。刺激の提示順は乱数化された。

②セッション間休憩2分。その間に参加者は目を休めた。

③本セッション：練習セッションと同様の時間スケジュールで、13試行の評定を行った。標準刺激は、練習セッションと同一、背景の灰色であり、比較刺激（13種類）の提示順は乱数化された。

2. 面積ME法による推定実習

2-1. 装置、材料

①一人1台のデスクトップPCセット、刺激提示装置はPCモニター（19インチワイド、画素1366×768ドット）。

②時間制御、刺激提示、反応記録はHSP製プログラム。

③個人記録用紙（推定値筆記記録用、キーボード入力ミスの回避のために準備）

2-2. 手続き

①練習セッション：標準刺激を5秒間表示し画面消去、2秒後比較刺激（3種類）を提示、15秒間に、標準刺激の面積を1.0とするときの、比較刺激の面積を自由な数値で回答させた。数値はキーボードから直接PCへと記録する他、手元の個人記録用紙にも記録させた。反応後または15秒タイムアップ後、試行間隔5秒で、次の試行へ移った。練習試行では、正方形の系列を用いて6試行行った。比較刺激の提示順は乱数化された。

②セッション間休憩2分。

③本セッション：練習セッションと同様の時間スケジュールで、24試行の評定を行った。標準刺激は半径 r_0 の塗りつぶされた円で、比較刺激（ r_0 の0.063倍から9.00倍までの12種類各2回）をランダムに提示した。

II-3 データ整理と分析演習

1. データ整理

1-1. データ入力：個人記録用紙のデータを配布したEXCELシートへ入力させた。

1-2. 散布図の描画、対数目盛の利用：入力データ校正後、個人のデータを分析対象として実習を行った。EXCELの機能を使って、対数目盛、軸交点の変更、既定グラフの問題点修正を行うことを講師が示範して、参加者各自にモデリングさせた。

2. データ分析

2-1. 近似曲線と回帰の説明後、各自散布図に累乗近似による近似曲線を付加させ、同時に同回帰方程式および決定係数を表示させた。

2-2. 累乗近似の方程式が「ベキ法則」の式と一致することを確認させて、回帰モデルの適切性を示すための回帰分析概念とやり方を説明した。

2-3. EXCELの分析ツールの機能を利用して、回帰分析を実施させ、結果の表の読み方とその意味、特に決定係数の意味と回帰係数の検定の必要性について解説した。

II-4 理解度の事後確認

関連分野の理解度確認（事後テスト）の実施：教材を用いた演習実施の一週間後に、該当参加者に対して、回帰分析の基礎となる数学的・統計学的な知識・技能への理解度確認テストを実施した（事前テストと参加者・内容とも同一）。実施時間は10分間。授業開

始直後に実施した。

Ⅲ 結果

1. 事前・事後テスト得点の比較

事前・事後テストの基礎統計を表2に、また事前・事後テストの前半（数学基礎）と後半（統計学基礎）の平均得点を図1に示した。図1をみると、事前と事後ではわずかに合計得点は増加しており、さらに前半・後半の得点もそれぞれ微増していた（合計点は55.2%から60.0%へ、また前半は35.7%から38.3%、後半は19.7%から21.7%）。それぞれのテスト内で後半よりも前半の方が高い得点率を示していた（事前で35.7>19.7、事後で38.7>21.7）。

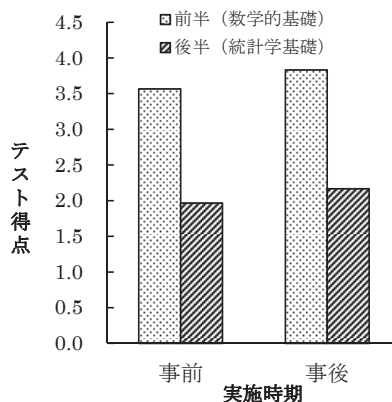


図1 演習前後の理解度 (得点)

これらの変化を検討するため、事前・事後および前半・後半の参加者内2要因（2水準×2水準）の分散分析を行ったところ、前半・後半の主効果のみ1%水準で有意であった ($F(1,29)=43.82, p<.01$)。事前<事後の主効果は5%水準では有意でなく、やや傾向がみられるという程度であった ($F(1,29)=2.22, p=.14, ns$)。さらに前半・後半と事前・事後の2要因の交互作用も有意ではなかった。

次に、事前・事後テストの設問ごとの比較を正確二項検定によって行ったが、設問9の対数に関する問題のみ、事前の40.0%から事後の90.0%へと1%水準で有意に増加していることがわかった ($p<.01$)。なお設問8の正の相関、設問10の標準化の問題は、事前よりも事後の方がむしろ正解率が下がっていた（それぞれ43%から30%、27%から17%）が、5%水準では有意な減少とはいえなかった。

2. 収集されたデータの分析

教材として収集されたデータについて、まず通常の分析を行い、次にその一般性を確認するために、先行研究の結果と比較した。

2-1. 明度ME法のデータ分析

①各刺激について、参加者の評定値中央値を分析対象のデータとした。感覚評定値を縦軸、

表1 事前・事後テストの基礎統計

| 設問番号 | 設問内容 | 事前 (%) | 事後 (%) |
|------|----------|--------|--------|
| 1 | 相似図形の辺の比 | 70 | 70 |
| 2 | 相似図形の面積比 | 67 | 80 |
| 3 | 一次関数のy切片 | 70 | 70 |
| 4 | 二次関数の最小値 | 80 | 90 |
| 5 | 一次関数の傾き | 70 | 73 |
| 6 | 散布度 (SD) | 73 | 67 |
| 7 | 分散の計算 | 13 | 13 |
| 8 | 正の相関 | 43 | 30 |
| 9* | 対数尺度 | 40 | 90 |
| 10 | 標準化 | 27 | 17 |
| 総平均 | | 55.2 | 60.0 |
| S D | | 21.6 | 27.5 |

*: $p < .05$

物理量比率を横軸に、さらに両軸を対数目盛で表記したものが図2である。図中の右上がりの点線は累乗近似による近似曲線であり、左上がその式である。定数 $k=1.083$ 、また回帰係数 $a=0.701$ であった。また左上2行目の R^2 は決定係数である。 $R^2=0.982$ ということは、物理明度比からの感覚評定値への予測は面積MEと同様に極めて当てはまりがよいことを示しており、明度MEでも、スティーヴンスのベキ法則が再現されたといえる。

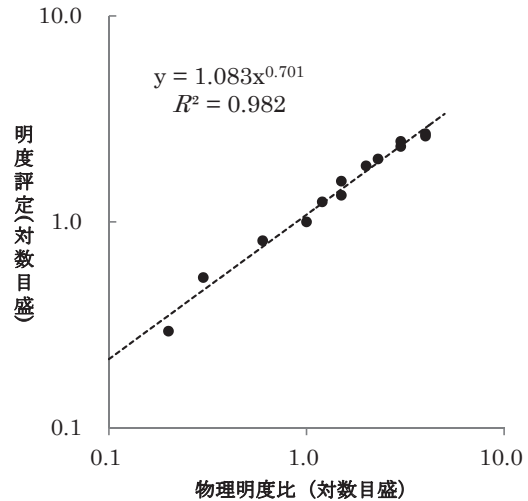


図2 明度評定値と物理明度比

さらに、データを対数変換して回帰分析を行ったところ、回帰モデルによる

推定は1%水準で有意に意味があったこと、すなわち物理明度比から明度評定値が有意に推定できることが確認された ($F(1,11)=608.092, p<.01$)。この際、回帰係数0.701も1%水準で有意に0ではないといえた ($t=24.660, p<.01$)。

②先行研究結果との比較：先行研究の収集データの回帰式は $y = 0.920x^{1.863}$ であったが、本収集データの回帰式は $y = 1.083x^{0.701}$ となった。どちらの回帰モデルによる推定も、回帰分析によって1%水準で有意に意味のあったことが確認され、回帰係数 a も有意に0ではなく、物理明度比から明度評定値が適切に推定されることが示されていた。

両データの評定値を対数化して、対応のある t 検定を行ったが、両データ間には有意な違いは見いだされなかった ($t(12)=1.238, ns$)。よって本収集データと先行研究の収集データ間には大きな違いはなかったと判断され、明度ME法は一般性・再現性の高いデータが収集できることが確認された。

2-2. 面積ME法のデータ分析

①本研究の収集データ：各参加者、同比較刺激に対する評定値の平均を求め、それらの中央値を分析対象のデータとした。感覚評定値を縦軸、物理量比率を横軸に、さらに両軸を対数目盛で表記したものが図3である。図の右上がりの点線は累乗近似による近似曲線であり、左上がその式である。定数 $k=1.152$ 、また回帰係数(指数) $a=0.695$ であった。また左上2行目の R^2 は決定係数である。 $R^2=0.993$ は、物理面積比からの感覚評定値への予測は極めて当てはまりがよいことを示しており、本測定においても、スティーヴンスのベキ法則が再現されたといえる。

さらにデータを対数化して回帰分析を行ったところ、この回帰モデルによる推定は1%水準で有意に意味があったこと、すなわち物理明度比から明度評定値が有意に推定できることが確認された ($F(1,10)=1433.136, p<.01$)。この際、回帰係数0.695も1%水準で有意

に0ではないといえた ($t(10)=37.857, p<.01$)。

②先行研究結果との比較：先行研究の収集データの回帰式は $y = 1.136x^{0.656}$ であったが、本収集データの回帰式は $y = 1.152x^{0.695}$ となった。どちらの回帰モデルによる推定も、回帰分析によって1%水準で有意に意味のあったことが確認され、回帰係数 a も有意に0ではなく、物理面積比から面積評定値が適切に推定されることが示されていた。

両データの評定値を対数化して、対応のある t 検定を行ったが、両データ間には有意な違いは見いだされなかった ($t(11)=1.087, ns$)。よって本収集データと先行研究の収集データ間には大きな違いはなかったと判断され、面積ME法は一般性・再現性の高いデータが収集できることが確認された。

3. 教材の効果に関する分析 (因子分析を用いて)

3-1. 関連要因の絞り込み

本教材の効果に関連した要因と要因間の関係を探るために、探索的因子分析を行うことにした。そのためにまず、実験参加者の抽出元集団である心理統計受講者に対して、Q1「統計単位の必要度」、Q2「統計への興味度」、Q3「心理学への興味度」、Q4「数学得意度」、Q5「PC利用度」、Q

表2 観測変数の略号と基礎統計

| 略号 | 変数内容 | 平均 | SD |
|-----|--------------|------|------|
| pr1 | 事前テスト(数学基礎) | 3.57 | 1.41 |
| pr2 | 事前テスト(統計学基礎) | 1.97 | 1.02 |
| po1 | 事後テスト(数学) | 3.83 | 1.21 |
| po2 | 事後テスト(統計学) | 2.17 | 1.07 |
| Q4 | 数学得意度 | 0.67 | 0.54 |
| Q6 | PC得意度 | 0.83 | 0.52 |
| pnt | 心理統計評価点 | 8.87 | 0.99 |

6「PC操作の得意度」、Q7「SNS利用度」、Q8「携帯でのネット利用度」の8項目に対して3件法で質問を実施した。

それらに対するの相関係数行列の分析から、ほとんど分散がみられなかった質問項目を分析対象から外し、また予備的な因子分析によって項目の除外を行い、Q4、Q6のみを分析対象に残した。なお、教材の目的を考慮し、心理統計演習での成績評価点(10段階評価)も観測変数として加えることとした。

3-2. 相関係数行列の推定

Q4、Q6が3件法の質問であったため、適切な取り扱いが必要になる。通常量の量的変数に行うような積率相関係数を用いると不当に相関を低く推定することになると指摘されているからである(豊田,2012)。そ

表3 ポリコリック相関係数行列

| | pr1 | pr2 | po1 | po2 | Q4 | Q6 |
|-----|--------|--------|--------|-------|-------|-------|
| pr2 | 0.289 | | | | | |
| po1 | 0.591 | 0.238 | | | | |
| po2 | 0.043 | 0.595 | -0.093 | | | |
| Q4 | 0.317 | 0.480 | 0.219 | 0.197 | | |
| Q6 | 0.299 | 0.337 | -0.097 | 0.083 | 0.424 | |
| pnt | -0.370 | -0.098 | -0.168 | 0.039 | 0.115 | 0.070 |

こでまず7変数間のポリコリック相関係数を求めた（用いた統計ソフトおよびパッケージは、R-3.1.1, polycorのhetcor）。表3に得られたポリコリック相関係数行列を示した。

3-3. 因子分析の実施と因子の解釈

3-2で得た相関係数行列に対して、因子分析を行った（R-3.1.1, Psychのfa）。因子数はスクリープロットを行って固有値1以上の3因子を採用することとした。次に因子分析は、この相関係数行列に対して最尤推定法を用い実施した。そしてプロマックス回転後に、表4の因子負荷量を得た。以下、これらの因子の解釈を試みる。

因子1は、寄与率が22.7%で事前、事後テストの数学的基礎に関する質問群の得点対して高い正の因子負荷があり、一方、実験参加者にとって既習科目である心理統計法の成績に対しては負の因子負荷があった。よって「数学基礎力」の軸であるといえる。

因子2は、寄与率が22.6%と因子1とほぼ同等の寄与を示していた。そして事前、事後テストの統計学的基礎に関する質問群の得点に高い正の因子負荷があり、さらに数学の得意度とも正の因子負荷があった。よって「統計基礎力」の軸であるといえる。

最後に、因子3は、寄与率16.7%で、PC操作の得意度に高い正の因子負荷があり、また数学の得意度にも正の因子負荷があった。よって「(PCなどを用いた) 情報処理力」の軸であると命名できる。

そして3因子の合計で累積寄与率が62%であり、全分散の6割以上を説明できることがわかった。

また因子間相関は、因子1と因子2、因子2と因子3にそれぞれ0.33、0.28の弱い正の相関がみられたが、図4に示したように、各測定変数はほぼ因子軸に沿って位置づけられており、適切な回転が行われていることがわかる。

表4 因子負荷量行列

| 変数 | 因子1 | 因子2 | 因子3 |
|----------|--------|-------|-------|
| pr1 | 1.000 | | |
| po1 | 0.610 | | |
| pnt | -0.398 | | |
| pr2 | | 0.995 | |
| po2 | | 0.674 | |
| Q4 | | 0.342 | 0.296 |
| Q6 | | | 0.986 |
| 因子負荷量平方和 | 1.588 | 1.581 | 1.172 |
| 寄与率 | 0.227 | 0.226 | 0.167 |
| 累積寄与率 | 0.227 | 0.453 | 0.620 |

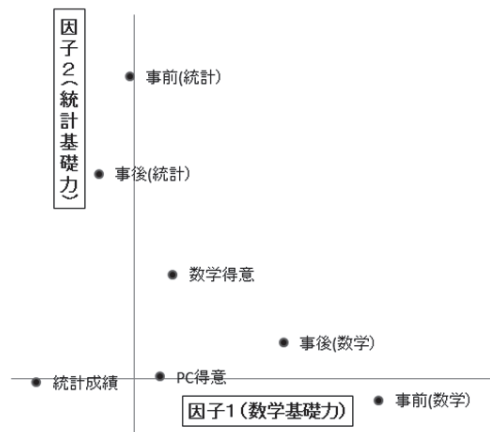


図4 因子1・因子2平面上の変数の位置

4. 共分散構造分析による関連要因のモデリング

4-1. 実施

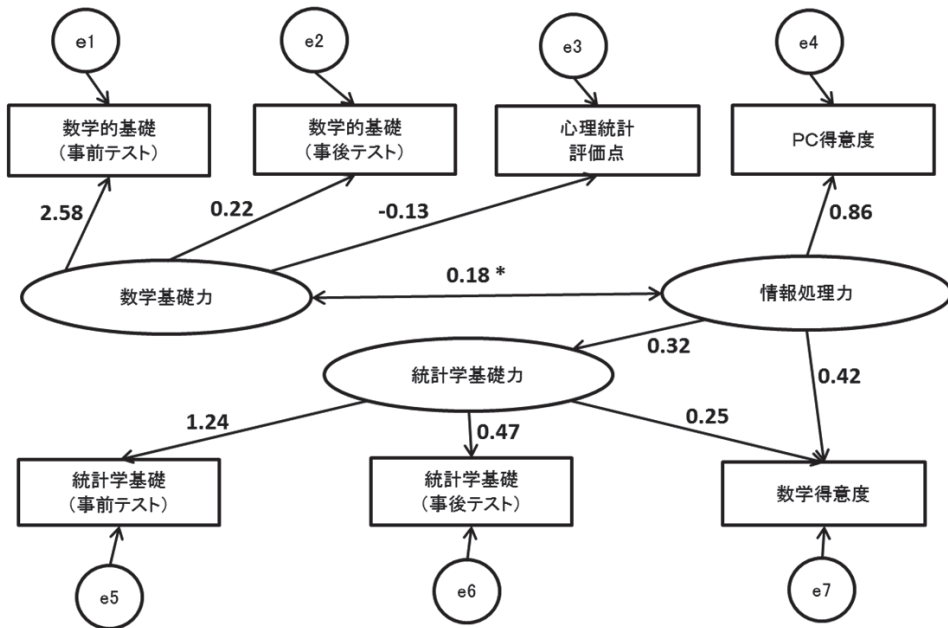


図5 事前・事後確認テストおよび関連得意度を用いたモデル
(矢印に付加された数値は標準化推定値,e1～e7は誤差変数)

前述した因子分析の結果に基づき、本教材の効果に関する構成要因のモデリングを共分散構造分析によって試みた。モデリングには観測変数としては因子分析に用いた7変数を用いた。観測変数の略号、内容、平均とSDは前述の表1に示した。また因子分析で得られた因子1～因子3をそれぞれ数学基礎力、統計基礎力、情報処理力という構成概念であると定義した。

その上で、観測変数のポリコリック相関行列に対して、共分散構造分析を適用した(推定のため用いた統計ソフトウェアは、R-3.1.1, パッケージlavaanのsem関数、推定は最尤法による;パス図描画はR-3.1.1, パッケージsemPlotのsemPaths関数)。以上により得られたパス図を図5に示した。なお矢印に付加された数値は標準化推定値である。

4-2. 適合度とモデルの解釈

このモデルの適合度指標をみると、 $\chi^2(11)=11.636$ (ns)、比較適合度指標(CFI)=0.986、Tucker-Lewis指標(TLI)=0.973、残差平方平均(RMSEA)=0.044(<.05)、標準化残差平方平均(SRMR)=0.085なので、モデルの適合度は高く、データをよく説明しているといえる。以下、モデルに沿って関連要因の構造の解釈を試みる。

①数学基礎力と情報処理力との共分散については、そのまま数学的能力が背景にあると推定される。後述するように、この共分散が5%水準で有意であったことから、両者間には強い関係があるといえる。

②数学基礎力は、事前テスト・事後テストともに、数学基礎分野の得点へ正の影響を与

えているが、知識・計算力・数学的論理力などがその要素であると推定される。また心理統計の成績評価へは負の関連が見られるが、これは数学に苦手意識があるほうがむしろ心理統計の学習に熱心に取り組んだといった、能力・素質よりは動機づけ面での影響が推定されるだろう。数学が得意なほど、統計学ができないという単純な関係とは思われない。

③統計学基礎力は、事前テスト・事後テストともに、統計学基礎分野の得点へ正の影響を与えているが、基礎概念の知識とスキル（分散や標準化）がその要素であると推定される。数学得意度にも正のパスがあり、これは統計学基礎力の構成要素は数学得意度を増やす要素も含まれていることを示しているのだろう。

④情報処理力は、PC得意度および数学得意度へと正の影響を与えている。両方の得意度の共通部分が要素となっていると推定される。

4-3. 標準化推定値（パス係数）

上述したようにモデル全体の適合度は高かったが、個々の標準化推定値については、情報処理力と数学基礎力との共分散が5%水準で有意であった（95%信頼区間は0.028から0.730）ことを除き、他の推定値はどれも95%信頼区間には0が含まれる。すなわちモデル上でこれらのパスは実質的に意味を持つとは必ずしもいえないことを示している。

このことより本モデルは、現データについて枠組みとしては有効であるが、より広いデータへの適応可能性・一般性については残念ながら疑わしい。

Ⅳ 考察

1. 教材実施の効果について

結果Ⅲ-1に示した事前・事後テストの結果より、①事前および事後テストの総得点には事前より事後の方が有意な増加が認められなかった、②数学分野合計点と統計学分野合計点において、数学合計>統計合計の傾向はみられたものの、有意な増加とはいえなかった、③事前・事後テストおよび数学分野、統計分野における得点間には、有意な交互作用はみられないことがわかった。まとめると、本研究における教材実施によっては意味のある効果が得られたとはいえなかった。少なくとも教材実施の一週間経過後の事後テストでは、事前テストと比較した総得点に有意な増加は認められなかったことがわかった。

2. 教材としての一般性の検討

結果Ⅲ-2に示したように、明度ME法も面積ME法も、安定したデータおよび回帰関係を示すこと、また堤(2014)のデータとの比較から、本研究で収集されたデータとの間には有意差が認められず、ME法という素材は、頑健で、一般性のある適切な教材であることが確認された。

3. 教材の効果アセスメントに関連した要因のモデルについて

結果Ⅲ-4に示したモデルからは、教材の効果アセスメントには、数学基礎力、統計基

礎力、情報処理力が関連することが示された。そしてさらに、数学基礎力と情報処理力は強く関連して共変動しており、その背景には数学的能力が仮定された。

次に、数学基礎力は数学基礎分野得点へ影響があるのは当然ながら、むしろ心理統計の成績評価点には弱いながら負の影響を持っていた。これは能力的要因というよりも動機づけ面での関与なのかもしれない。

また、統計基礎力は情報処理力からの影響を受けて、統計基礎分野得点および数学得意度へ影響を与えていた。統計基礎力は、例えばパズルのように数量を論理的に扱い、それを楽しむといった思考などを含んでおり、それを通じて数学得意度と関係しているのかもしれない。

最後に、これらの統計基礎力、数学基礎力と心理統計成績評価との関係は複雑であり、単純化された本モデルからはこれ以上明確な要因構造を推定するのは困難である。したがって、より妥当な要因モデルの構築のために、能力的要因だけでなく、動機づけ要因も加味した事前・事後の調査が必要であろう。

4. 今後の課題

4-1. 予習・復習のためのeラーニングコンテンツの充実

結果Ⅲ-1で示したように、数学基礎分野に比べて、統計基礎分野、特に「記述統計」の基礎知識の定着度がきわめて低い。これは著者の経験上、本研究の実験参加者に限られたことではない。今後とも、予習・復習のための自習の支援が不可欠である。ただし、よくある一問一答式のeラーニングコンテンツの効果はあまり高いとはいえないという(星名, 2011)。したがって、本教材を実施する前後に、現実生活の何らかの側面を素材とした、適切な自習用eラーニングコンテンツを作成して実施させたい。

4-2. 要因モデルおよび事前・事後テストの改善

予習・復習の自習教材の導入とともに、是非必要と思われるものは、要因モデルの改善であり、そのための事前・事後テストの改善である。

まず、サンプルサイズの絶対数を追加することで、モデルの一般性、妥当性を確保することが必要である。

次に、事前・事後テストの設問として、数学基礎力や統計基礎力の構成概念内の下位概念に対応した設問を増やすとともに、数学基礎力と心理統計の成績評価の関係や数学基礎力と統計基礎力の関係、情報処理力の関わり合いの構造などをよりの確に査定するため、考察Ⅳ-3でも触れたように、動機づけ・認知欲求面の変化を評価できるように設問を追加することが必要だろう。

最後に、事前・事後テストの実施回数や実施までの期間、特に学期を通じての変化の査定を可能にする方策の導入も必要と思われる。これには学修ポートフォリオとルーブリックの導入も一つの方法であろう。

引用・参考文献

- 1) 星名由美.(2011). 4 C 5 心理学科必修科目「心理統計I」でeラーニングを実施した効果(一般研究 高等教育の情報教育2, 教育情報のイノベーション～デジタル世代をどう導くか～). 日本情報教育学会年会論文集, 27, 326-327.
- 2) 豊田秀樹.(2012). 因子分析入門. 東京書籍, 東京.
- 3) 豊田秀樹.(2014). 共分散構造分析 [R編]. 東京書籍, 東京.
- 4) 堤幸一.(2014). 心理学教育のための教材研究 III—マグニチュード推定法を題材とした心理統計演習一. 就実教育実践研究, 7, 117-125.

