

構造方程式モデリングによるオンライン講義における 学習スタイルの分析

中川 恵輔^{*1}, 長谷川 忍^{*2}

^{*1} 北陸先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科

^{*2} 北陸先端科学技術大学院大学 情報社会基盤研究センター

Analysis of Learning Styles in Online Lectures by Structural Equation Modeling

Nakagawa Keisuke^{*1}, Hasegawa Shinobu^{*2}

^{*1} Graduate School of Advanced Science and Technology, JAIST

^{*2} Research Center for Advanced Computing Infrastructure, JAIST

In this study, we analyze online lectures based on the flipped classroom style. First, we clarify the definition of the learning style and then create a structural equation model of the learning style based on the definition. Finally, we compare the characteristics of each group in the viewpoint of language ability, prior knowledge, and learning motivation.

キーワード: オンライン講義, 反転授業, 学習スタイル, 構造方程式モデリング

1. はじめに

2020年度は新型コロナウイルスへの対応に伴い, 多くの教育機関で遠隔教育が実施された. とりわけ大学等においては2020年7月時点で, 全面遠隔23.8%(254校), 併用60.1%(642校), 全面対面16.2%(173校), となっており約8割の大学で遠隔教育が実施されている⁽¹⁾.

本学においても2020年度は, 既存の講義アーカイブシステムを活用したオンライン講義が行われた. この講義アーカイブシステムは教室に常設してあるカメラ・マイクを用いて講義内容をスケジュールに沿って収録し, その内容を JAIST-LMS(Learning Management System)(以降 LMS)経由で自動的に配信する.

本学のオンライン講義は主に次の4つの形態で行われている. A) 講義アーカイブによる教室講義の非同期配信, B) 教室講義の Webex 同期配信と講義アーカイブによる非同期配信, C) Webex 同期配信と Webex の録画配信, D) Webex 同期配信のみ(非同期配信なし), である.

LMS で配信された講義は, 2019年度の合計1,215コマ

に対し, 2020年度の合計2,489コマ(2021年1月20日時点)となっており遠隔教育の活用が急速に進んでいると言える.

このように, 遠隔教育が益々加速し学生の多様性が增大する教育現場においては, 学習者の特性に応じた指導を行い, 学習者のモチベーションやバイタリティを高める必要がある.

そこで本研究では, 本学で開講された講義「i239機械学習」(分類 C)を対象とし, 学習者が学習に対してどのように認知しているかを表す学習スタイルが学習行動や学習成果にどのような影響を与えるかを分析する.

2. 学習スタイルの定義

Vermunt⁽²⁾は, 学習スタイルを「性格のように変化の少ないものとは異なり, 状況に応じて変化するものである」とし, 意義中心的 (meaning-directed), 応用中心的 (application-directed), 模倣中心的 (reproduction-directed), 無目的 (undirected) の4つの分類を提唱している.

ここでは、学習内容の知覚処理、学習動機、感情変化、精神的モデル(学習をどうみなすか)、学習規制(計画・実行化)の5つの特性が示されている。

日本における学習スタイルの研究においては、平山ら⁽³⁾の研究では学習動機が高い学生ほど学習への参加率が高い、宮本⁽⁴⁾の研究では学習動機が低い(関係志向)学生と成績には負の相関がある、赤松⁽⁵⁾の研究では学習成績を伸ばすにはその科目に適した学習方法が必要、宗村・鹿住・小俣ら⁽⁶⁾の研究では講義ビデオを数日前から視聴する学生には得点の平均点が高い傾向がある、などの可能性が示されている。

そこで本研究では、授業に対する認知(理解度・難易度)、学習者自身の学習規則(学習の計画性と実際の行動)を学習スタイルと定義し、成績との関連性について明らかにすることを旨とする。

3. 方法

3.1 研究概要

本研究では学生の言語能力、事前知識、学習動機に着目し学習スタイルの傾向を明らかにする。言語能力については日本人学生と留学生での違い、事前知識については機械学習に対する事前知識の有無による違い、学習動機については意義中心的な学生と応用中心的な学生に基づく学習スタイルの違いを考察する。

初めに、認知(理解度・難易度)と学習者自身の学習規則(学習の計画性と実際の行動)と成績の関連性より構造方程式モデルを作成する。そして、各学習者の集団に対し構造方程式モデリングを適用し、差がみられた箇所について考察を行う。

3.2 構造方程式モデリング

構造方程式モデリングとは図1に示すように、観測されたデータの背後に因子・潜在変数が存在し、それらが観測データや他の因子・潜在変数に影響を与えている様子をモデル化したものである⁽⁷⁾。

このモデルは、過去の経験、理論に基づいて設定することができ、設定したモデルの方程式を解くことにより変数間の因果関係、相関関係を明らかにできる。

また、適合度(実際のデータとモデルとの当てはまりを示す指標)としては、 χ^2 乗値、GFI、CFI、RMSEA、AICなどが挙げられる。

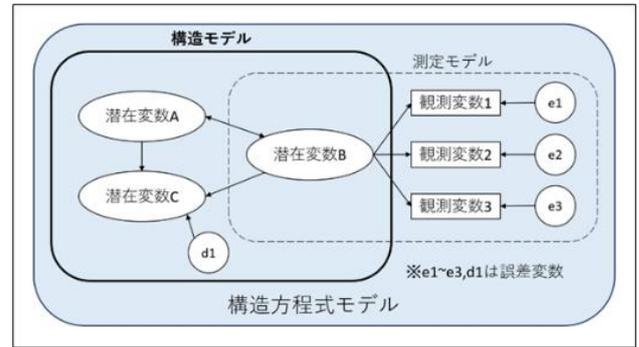


図1 構造方程式モデリング

3.3 分析講義

本研究で分析する講義は、本学で2020年度1-2期に開講された「i239 機械学習」である。本講義は二人の担当教授が前半・後半に分かれて講義するため、前半と後半では多少授業の進め方が異なる。そこで本研究では前半部分のみ分析する。前半部分の講義内容を表1に示す。

表1 講義回ごとの授業内容

Lecture	Contents
1	Introduction
2	Version Space
3	Basic Statistics
4	Decision Tree
TH	Python for ML
5	Support Vector Machine
6	Naïve Bayes
TH	Python for ML
7	Online & Batch learning

第一回は講義の進め方、導入知識となっているため、分析には含めない。TH(Tutorial Hour)とは講義で学んだ内容を実践的に学ぶ時間である。本講義では、オンライン上で手軽に機械学習を実装できる Google Colaboratory を用いて機械学習の動作の確認を行った。また、THの出席は任意であるが、学習の違いを見るためにこのデータは除外しない。

3.4 分析対象者

分析対象とする学生は、「i239 機械学習」を履修して

いる学生の内、初回アンケートに回答した学生を対象とし、有効回答は94名である。学生の言語能力、事前知識、学習動機の内訳を表2に示す。

表2 学生の言語、事前知識、学習動機

学生の特徴			学習動機			合計
			活かしたい	学んだことを興味・関心に機械学習に	その他	
日本人	事前知識	有り	14	11	2	27
		無し	13	13	-	26
	合計		27	24	2	53
留学生	事前知識	有り	4	2	-	6
		無し	14	18	3	35
	合計		18	20	3	41
合計	事前知識	有り	18	13	2	33
		無し	27	31	3	61
	合計		45	44	5	94

3.5 講義形式について

本講義は、反転授業をベースとした構成となっており、図2に示す通り、事前学習(LMS上にアップロードした講義資料・事前学習ビデオを用いた学習)+リアルタイム型オンライン講義(Webexでの講義)+小テストの形式であった。事前学習は各Webex講義の1週間前より行うことができ、小テストは各Webex講義開講後1週間以内に受験する形とした。



図2 講義形式とその様子

また、Webex講義開講後、Webex講義のアーカイブ視聴や確認テスト(Webex講義内で出題された問題を

LMSで解答できる)を自由に行うことができた。

反転授業の効果としては、インプット型からアウトプット型への学びの転換の促進、学生の学修行動の見える化の推進、時間外学習時間の増加、全体的な学習の向上と学生間の学力差の解消、時間の有効活用などが挙げられている⁽⁸⁾。本研究で対象とする反転授業をベースとしたオンライン講義においてもそのような学習効果が期待される。

3.6 分析データについて

本研究では、事前学習、Webex講義、事後学習における学習ログと初回講義・各小テスト内で実施するアンケート結果を用いる。アンケートを実施する際、アンケート結果と成績に関係が無いこと、アンケート結果は本研究以外では使用せず個人を特定する事は行わないことを明記した。また各データは、個人が特定できないようIDをランダムに振り分けて管理し、その上でデータ処理を行っている。

3.7 仮説モデルの作成

第2章で示した学習スタイルを基に、本研究では図3に示す構造方程式モデルを作成した。

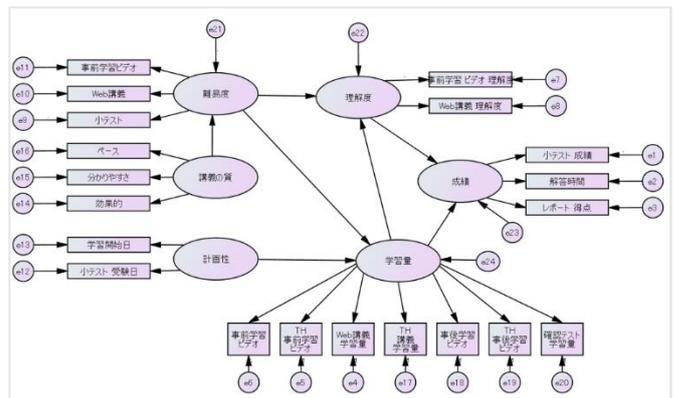


図2 学習スタイルの仮説モデル

潜在変数として、「講義の質」、「難易度」、「理解度」、「計画性」、「学習量」、「成績」を設定した。「講義の質」、「難易度」、「理解度」は第2~7回講義のアンケート結果の平均値を基にした観測変数から構成した。また、「計画性」は第2~7回講義における学習日の値を平均した観測変数から構成し、「学習量」、「成績」は第2~7回講義における学習量、成績の割合を基にした観測変数から構成した。

「講義の質」については、Webex 講義におけるペース、分かりやすさ、講義時間の効果的な利用に関するアンケート結果(5.遅い, 分かりやすい, 効果的~1.速い, 分かりにくい, 非効果的+0.講義を視聴していない)から構成した。

「難易度」については、事前学習ビデオ視聴時、Webex 講義時、小テスト時における学生の主観的難易度(5.簡単~1.難しい+0.視聴していない・無回答)から構成した。

「理解度」については、事前学習ビデオ視聴時、Webex 講義視聴時における学生の主観的理解度(5.理解できた~1.理解できなかった+0.視聴していない)から構成した。

「計画性」については、Webex 講義の何日前に事前学習ビデオを視聴開始したのかを示す「学習開始日」と、小テストの締め切り何日前に受験したのかを示す「小テスト受験日」(0 以上: 講義の当日・テスト締め切り日より前に学習, 0 未満: 講義の終了後に学習)から構成した。

「学習量」については、2~7 回講義における事前学習ビデオ、Webex 講義、Web 講義アーカイブの学習時間と、TH 講義における事前学習ビデオ、Webex 講義、Web 講義アーカイブの学習時間と確認テストの学習時間から構成し、個人の総学習時間を想定される学習時間で割った値で構成した。

「成績」については、小テストの解答時間の割合、小テストの得点率、レポート(各自興味のあるデータに対し、複数の機械学習の手法を用いその結果を考察する)の得点率から構成した。

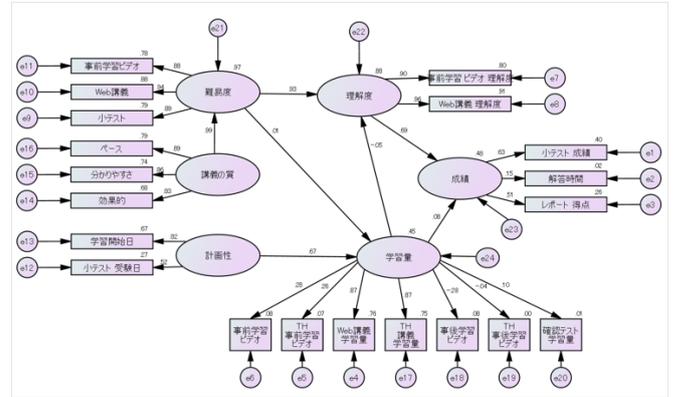


図 3 全学習者における学習スタイルモデリング

次に、因子間の標準化係数が 0.6 以上のパスにおける散布図(各因子において標準化係数の値が一番大きい観測変数同士の変数)と相関係数を示す。

「講義の質」→「難易度」に関して、「Webex 講義のペース」と「Webex 講義の難易度」の散布図を図 4 に示す。相関係数は $r=0.873$ となった。

「難易度」→「理解度」に関して、「Webex 講義の難易度」と「Webex 講義の理解度」の散布図を図 5 に示す。相関係数は $r=0.823$ となった。

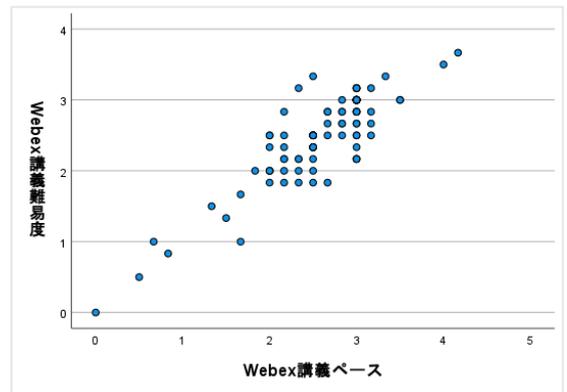


図 4 Webex 講義ペースと Webex 講義難易度

4. 結果

4.1 全学習者における学習スタイル

全学習者に対し、仮説モデルを適用した結果を図 3 に示す。適合度を調べたところ、 $\chi^2=442.3$ (自由度 163) $p=0.00$, RMSEA=0.136, GFI=0.703, CFI=0.780 となった。 χ^2 検定の p 値が $0(<0.05)$ なので帰無仮説(学習スタイルの仮説モデル=実際のデータ)が棄却される。また一般的に RMSEA は 0.05 以下, GFI は 0.9 以上, CFI は 0.95 以上の場合に当てはまりのよいモデルと判断されることから、当てはまりがよいとまでは言えない。

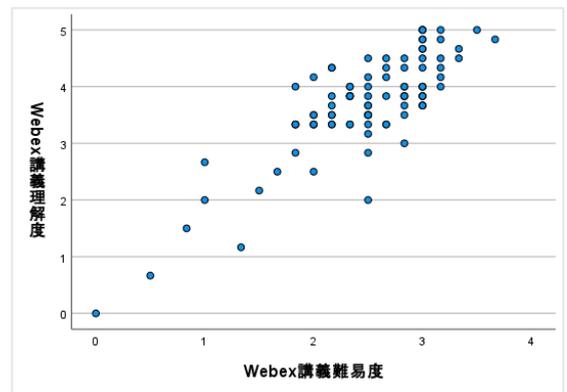


図 5 Webex 講義難易度と Webex 講義理解度

「理解度」→「成績」に関して、「Webex 講義の理解度」と「小テストの成績」の散布図を図 6 に示す。相関係数は $r=0.598$ となった。

「計画性」→「学習量」に関して、「学習開始日」と「Webex 講義学習量」の散布図を図 7 に示す。相関係数は $r=0.427$ となった。

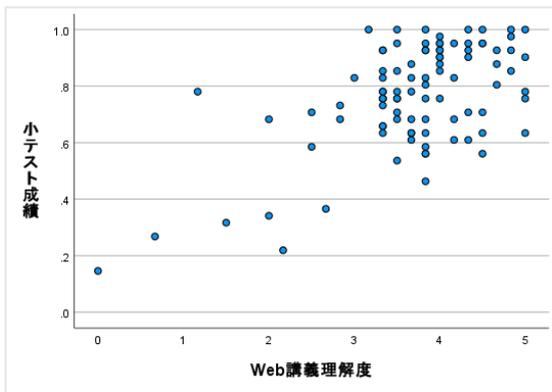


図 6 Webex 講義理解度と小テスト成績

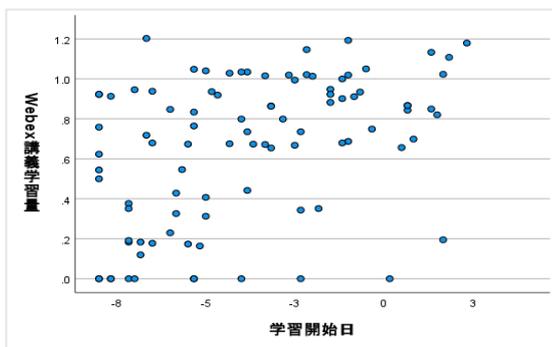


図 7 学習開始日と Webex 講義学習量

次に集団間の特徴について結果を示す。各因子・観測変数にどれくらい影響を及ぼすのかを示す標準化係数(パス係数)の値を見比べ、一方の標準化係数が 0.7 以上あり、2 つの集団での差がみられるパス(標準化係数の差の検定の結果有意水準 10% 以上)について結果を述べる。さらに、因子間(潜在変数間)のパスに有意差がある場合は散布図と相関係数を用いた比較、因子(潜在変数)から観測変数へのパスに有意差がある場合はヒストグラムとウィルコクソン順位和検定(観測したデータに対してのノンパラメトリック検定)を用いた比較を行う。

4.2 日本人学生と留学生における学習スタイル

「学習量」に関して、「学習量」→「事前学習ビデオ学習量」に対する標準化係数は、日本人学生 0.26、留学生

0.94(標準化係数の差の検定の結果 5%有意)となった。

「事前学習ビデオ学習量」のヒストグラムを図 10 日本人学生と留学生における Webex 講義(TH)学習量

に示す。ウィルコクソン順位和検定の結果 $p=0.009$ となり、日本人学生と留学生の事前学習ビデオ学習時間の分布が等しいという帰無仮説は棄却された。

「学習量」→「Webex 講義学習量」に対する標準化係数は、日本人学生 0.93、留学生 0.27(標準化係数の差の検定の結果 5%有意)となった。「Webex 講義学習量」のヒストグラムをに示す。ウィルコクソン順位和検定の結果 $p=0.237$ となり、日本人学生と留学生の Webex 講義学習量の分布が等しいという帰無仮説は支持された。

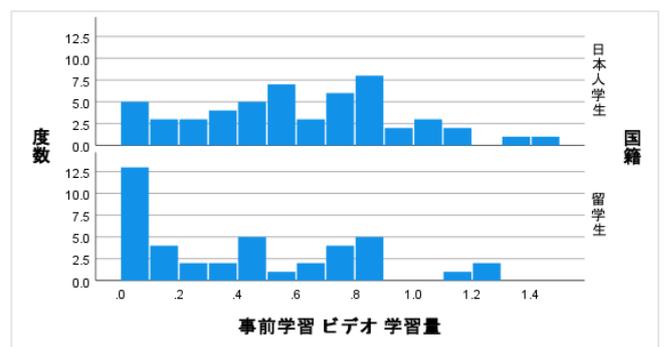


図 8 日本人学生と留学生事前学習ビデオ学習量

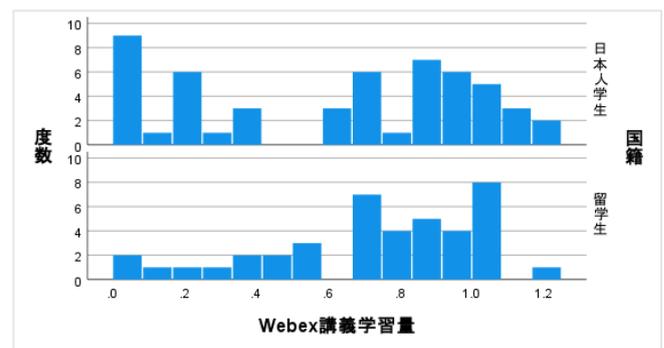


図 9 日本人学生と留学生の Webex 講義学習量

「学習量」→「Webex 講義(TH)学習量」に対する標準化係数は、日本人学生 0.91、留学生 0.36(標準化係数の差の検定の結果 5%有意)となった。「Webex 講義(TH)学習量」のヒストグラムをに示す。ウィルコクソン順位和検定の結果、 $p=0.863$ となり、日本人学生と留学生の Webex 講義(TH)学習量の分布が等しいという帰無仮説は支持された。

「理解度」→「成績」に対する標準化係数は、日本人学生 0.88、留学生 0.29(標準化係数の差の検定の結果 1% 有意)となった。「Webex 講義の理解度」と「小テストの

成績」の散布図を図 11 に示す。日本人学生と留学生の相関係数はそれぞれ $r=0.740$, $r=0.256$ となった。相関係数の差の検定を行ったところ $p=0.0014$ となり 1% 有意で差がみられた。

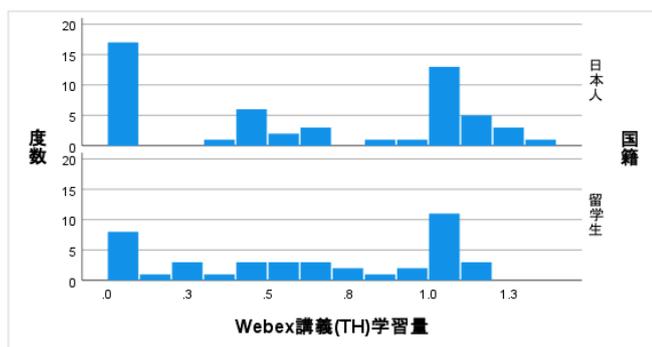


図 10 日本人学生と留学生における Webex 講義 (TH)学習量

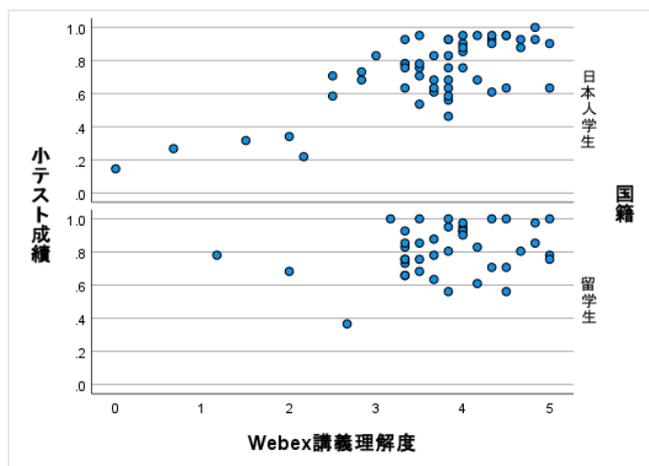


図 11 日本人学生と留学生における Webex 講義理解度と小テスト成績

4.3 事前知識の有無による学習スタイル

「理解度」→「成績」に対する標準化係数は、機械学習に対する事前知識あり 0.86, なし 0.59(標準化係数の差の検定の結果 5%有意)となった。「Webex 講義の理解度」と「小テストの成績」の散布図をエラー! 参照元が見つかりません。に示す。事前知識のある学生と無い学生の相関係数はそれぞれ $r=0.801$, $r=0.333$ となった。相関係数の差の検定を行ったところ $p=0.0008$ となり 1%有意で差がみられた。

4.4 学習動機の違いによる学習スタイル

「成績」→「レポート得点」に対する標準化係数は、意義中心的な学生(機械学習に興味・関心がある学生)0.71,

応用中心的な学生(学んだことを研究や仕事に活かしたい)0.28(標準化係数の差の検定の結果 10%有意)となった。「レポート得点」のヒストグラムを図 13 に示す。ウィルコクソン順位和検定の結果 $p=0.655$ となり、意義中心的な学生と応用中心的な学生におけるレポート得点が等しいという帰無仮説が支持された。

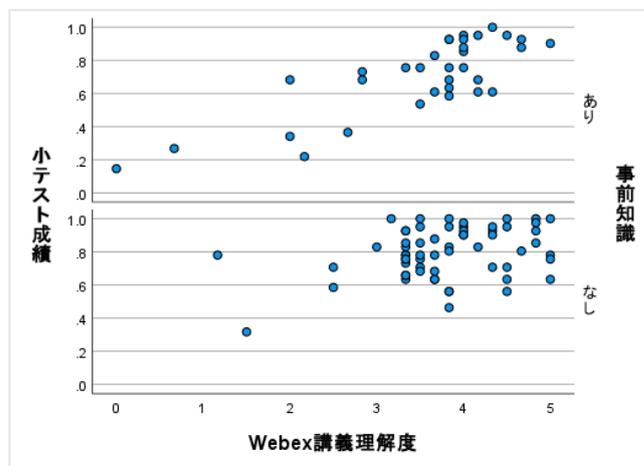


図 12 事前知識のある学生と無い学生の Webex 講義理解度と小テスト成績

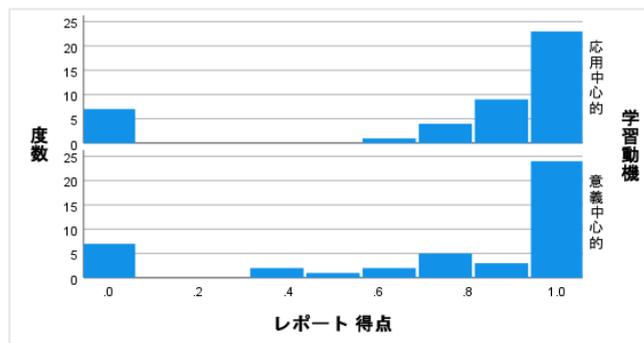


図 13 意義中心的な学生と応用中心的な学生におけるレポート得点

5. 考察

5.1 全学習者における学習スタイル

全学習者における学習スタイルモデルの適合度は良くない事が明らかになった。その原因としては、今回提案したモデルはデータ数に対して複雑な構造であること、観測変数には取り入れてはいないが学習スタイルを定義づける重要な変数が他にも存在する可能性があることが考えられる。

例えば、今回は各学習時間の合計を「学習量」としたが、どのように視聴しているのかといった指標が重要になる可能性がある。具体的には、繰り返し視聴回数

や視聴箇所などといった指標などが考えられる。

「講義の質」→「難易度」, 「難易度」→「理解度」に関しては高い相関関係がみられた。また, 「理解度」→「成績」に関しては相関係数がみられる。この結果より, アンケート等により講義を難しく感じる, 講義が難しい理解度できていないと認識している学生を早期的に発見し, 学習の手助けを行うことにより成績の低下を緩和できる可能性がある。

「計画性」→「学習量」に関しては, 事前学習ビデオを Webex 講義当日より前に視聴している学生, Webex 講義後 4 日以内に事前学習ビデオ用いて学習している学生の大多数は, Webex 講義を 6 割以上視聴(参加)している。一方, Webex 講義後 4 日以降に事前学習ビデオ用いて学習を開始している学生においては, Web 講義の視聴(参加)が 5 割以下の学生が増えている。その理由としては, 授業についていけなくなり学習が全体的に遅れているや Webex 講義に積極的に参加していないけれどテスト直前に事前学習ビデオを用いて学習するといった学生が存在することが考えられる。

5.2 日本人学生と留学生における学習スタイル

「学習量」→「事前学習ビデオ学習量」において留学生は, 事前学習ビデオを視聴しない学生が多くなっている。また, 「学習量」→「Webex 講義学習量」においては, 学習時間が 6 割以下の学生が少なくなっている。このことより, 日本人学生は事前学習ビデオを視聴するが, Webex 講義は積極的に視聴(参加)せず, 留学生は事前学習ビデオをあまり視聴しないが, Webex 講義には, 積極的に参加する傾向がみられた。

「学習量」→「Webex 講義(TH)学習量」においては, 日本人学生と留学生において統計的有意な差がみられなかった。

「理解度」→「成績」においては, 日本人学生は強い相関があるが, 理解度の高い学生においては小テストの得点が 9 割程度の高得点を取得する学生と 6 割程度のみ取得する学生に二極化している。留学生は理解度が高くても成績の割合が 1~0.6 にばらついている。このことより日本人学生は主観的理解度と客観的理解度(実際の成績)が比較的一致する傾向がみられるが, 留学生は主観的理解度と客観的理解度が必ずしも一致するわけではない。この講義は日本語で開講されていた

ので, 授業内の細かなニュアンスが理解しづらく結果としてこのような差が生じたのではないかと考えられる。

5.3 事前知識の有無による学習スタイル

「理解度」→「成績」において, 事前知識のある学生は理解度と成績に強い相関がみられるが, 事前知識のない学生においては弱い相関がみられた。事前知識のある学生は自分自身がどれだけ理解できているのかを客観的に判断することができるのに対し, 事前知識のない学生は理解しているつもりの学習になっている事が考えられる。

5.4 学習動機の違いによる学習スタイル

構造方程式モデリングにおいては, 「成績」→「レポート得点」へのパスに対し 10%有意な差がみられたが, ウィルコクソン順位和検定の結果やヒストグラムより学習動機の違いによる有意な差を見つけることができなかった。

6. まとめ

本研究では, 反転授業をベースとしたオンライン講義において, 言語能力, 事前知識, 学習動機の観点から集団ごとの特性を明らかにするため, 基準となる学習スタイルの構造方程式モデルを作成し, 各観測変数や潜在変数がどれくらいモデルに影響を及ぼすのかを示す標準化係数を比較し, その違いについて考察を行った。その結果, 全学習者における学習スタイルモデリングの適合度が良くないため, 再度検定を行い有意な差を明らかにした。今回は, 学習動機においては有意な差が見られなかった。というのも本講義では, 学んだことを研究や仕事に活かしたい, 機械学習に対する興味関心があるといった学習動機の高い学生が大多数を占めているため有意な差が得られなかったと考えられる。言語の違いでは, 日本人学生と留学生では「学習量」において差が見られたが, なぜそのような結果になったのかさらなる検討を行う必要がある。

参考文献

- (1) 文部科学省, 大学等における新型コロナウイルス感染症への対応状況について, <https://www.mext.go.jp/content/2>

0200917-mxt_koutou01-00009971_14.pdf (2020 年 1 月 3
0 日確認)

- (2) Vermunt, J.D.: "Learning Styles and Directed Learning Processes in Higher Education: Towards a Process-Oriented Instruction in Independent Thinking", Swets and Zeitlinger, Lisse (1992)
- (3) 平山祐一郎, 平山祥子: “大学生における学習動機の 2 要因モデルの検討”, 東京家政大学研究紀要 1 人文社会科学, Vol.41, pp.101-105 (2001)
- (4) 宮本孝子: “学習動機の 2 要因モデルからみた教職課程学生の動機づけ: 志向性の特徴と成績との関連”, 城西大学教職課程センター紀要, Vol.4, pp.47-51 (2020)
- (5) 赤松大輔: “高校生の英語の学習観と学習方略, 学業成績との関連”, 教育心理学研究, Vol.65, No.2, pp.265-280 (2017)
- (6) 宗村広昭, 鹿住大助, 小俣光司: “反転授業における講義ビデオの視聴行動と成績との関係性”, 日本教育工学会論文誌, Vol.40, pp.009-012 (2016)
- (7) 筈井俊輔: “構造方程式モデリングの基礎 - 教育認知心理学講座”, <http://cogpsy.educ.kyoto-u.ac.jp/personal/Kusumi/datasem09/090708.pdf> (2020 年 1 月 30 日確認)
- (8) 小川勤: “反転授業の有効性と課題に関する研究 : 大学における反転授業の可能性と課題”, 山口大学大学教育機構, Vol.12, pp.1-9 (2015)