

# 明星大学における LMS の分析に向けた取り組み

## Efforts toward analysis of Meisei University's LMS

宮代菜美絵 (MIYASHIRO, Namie)<sup>1)</sup> 小島慎平 (KOJIMA, Simpei)<sup>2)</sup>

丸山一貴 (MARUYAMA, Kazutaka)<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>明星大学情報学部 <sup>2)</sup> 学校法人明星学苑

### 要旨

コンピュータや携帯端末の普及により、学習する形態は多様化している。コンピュータや携帯端末を介した学習は、蓄積される学習ログを分析することにより、紙での学習からは得ることができない解答時間や、解答に至るまでのプロセスなど学習者の傾向を把握することができる。大学でも学習管理システム (Learning Management System : LMS) の活用が盛んになり、それに伴って LMS における学習ログを解析し、教育の改善に役立てようとする試みが数多く行われている。そこで COVID-19 流行前後の明星大学全体での LMS の利用状況を把握するとともに、個別授業における LMS の学習ログの分析を行い、学習者の傾向を把握することを目的とする。

### 1. はじめに

コンピュータや携帯端末の普及により、学習する形態は多様化している。現在の e ラーニング、学習支援システム、EdTech 教材などの根本的な原理や動作は、1970 年頃の CAI (Computer Assisted Instruction) 研究に端を発している[1]。携帯電話の普及時には m ラーニング、現在はスマートフォンのアプリ等を活用した学習が行われており、コンピュータや携帯端末を介した学習は時代を問わず行われている。このようなコンピュータや携帯端末を介した学習は、蓄積される学習ログを分析することにより、紙での学習からは得ることのできない解答時間や、解答に至るまでのプロセスなど学習者の傾向を把握することができる[2]。大学においては、学習管理システム (Learning Management System : LMS) の活用が盛んになり、それに伴って LMS における学習ログを解析し、教育の改善に役立てようとする試みが数多く行われている[3]。また COVID-19 の流行により、LMS を活用しながら対面授業を行う大学も増えており、大学での LMS を用いた授業は一般的な授業になりつつある。

明星大学では COVID-19 の流行前から LMS を導入している。現在は LMS を活用しながら対面授業を行っている。学生を対象とした授業アンケートや成績データの分析により学習者の傾向を把握しているが、LMS における学習ログを分析した学習者の傾向の把握は行っていない。そこで COVID-19 流行前後の明星大学全体での LMS の利用状況を把握するとともに、個別授業における LMS の学習ログの分析を行い、学習者の傾向を把握することを目的とする。

## 2. 関連研究

### 2. 1. 大学全体における LMS の分析

COVID-19 流行前の関連研究として、各大学における学部ごとや月ごと、教員・学生・事務ごとの利用状況の把握を行った研究[4][5][6]や、教員の利用状況について授業の受講人数別、講義タイプ別、利用年数別に把握を行った研究[7]がある。緒方ら(2016)[8]は、初回授業前に予習をしたか否かで二分し、それ以降の期末テスト、出席点やレポート点を含めた総合評価の成績状況の追跡の実施を行った。また受講者が7段階評価で自己調整学習を測るための回答をし、学習ログと自己調整学習の関係について相関分析し、学習方略を検討した。さらに出欠、予復習での e-Book の閲覧時間が 10 分以上かどうか、レポートの提出、小テストで 70%以上の得点を獲得したかどうかの 4 項目に基づき、各項目の正否の組み合わせによる 16 種類の状態のいずれかにあてはまるかを、各学生の毎回の授業 (14 回) について判定し、学習状態の推移と予測を行った。

COVID-19 流行後の関連研究として、各大学における COVID-19 流行前後の利用状況の把握を行った研究[9][10]がある。また沖野ら(2022)[11]は、新入生アンケートと LMS のアクセス解析を行い、学生の ICT 環境と ICT を利用した教育動向変容について報告し、アフターコロナ時代の ICT 教育について考察した。

### 2. 2. 個別授業における LMS の分析

個別授業における LMS の分析の関連研究を大きく 3 つに分類した。

1 つ目は、学習ログのみの分析を行った研究である。個別授業の 1 日ごとや曜日ごと、時間帯ごとのアクセス数の把握や分析を行った研究[12][13]、授業前後の資料の利用頻度を授業回ごとに比較した研究[14]、LMS 上で行われた小テストの結果と動画の再生数との相関関係を分析した研究[15]、LMS のアクセスログから成績不振者の早期発見手法の検討をした研究[16]、ドロップアウトの兆候予測に着目した研究[17]、学習履歴の分析により授業の見直しをした研究[18]、WebClass のログを使い、学生の順応過程と学習内容の理解度によるクラスタリングを行った研究[19]があげられる。

2 つ目は、学習ログに授業への出席回数等の対面で得るデータをあわせて分析を行った研究である。学習ログ (ページビュー、小テスト、レポート) と大学が導入している出席管理システムのデータに基づいた出席率、紙ベースで行う期末試験の相関関係を捉えた研究や、期末試験の点数を被説明変数とし、学習ログ (ページビュー、小テスト、レポート)、出席率の 4 つを説明変数とし重回帰分析を行った研究[20]、学習ログを用いて学習者を分類し、対面での学習行動等に特徴があるかを分析した研究[21]があげられる。

3 つ目は、学習ログに受講者へのアンケート調査やテキスト分析を組み合わせた研究である。アンケート調査では、学習スタイルと学習ログを組み合わせた研究[22]、学習者の自己調整学習意識と学習ログを組み合わせた研究[23]、学習者のモチベーションと学習ログを組み合わせた研究[24]、授業に対する学生評価、意識と学習ログを組み合わせた研究[25]があげられる。テキスト分析では、掲示板への書き込み内容の分析と学習ログを組み合わせた研究[26]があげられる。

### 3. 明星大学における LMS の利用状況

本章では明星大学における学習管理システムである明星 LMS の利用状況について述べる。

#### 3. 1. 明星 LMS の概要

本学では全学で利用する LMS として朝日ネット社の manaba を 2016 年度末に導入し、明星 LMS というサービス名で 2017 年度から正式に運用している。明星 LMS には学務システム「勉天」から科目と担当教員、履修生の情報を日次処理で連携しており、カリキュラムに組み込まれた科目であれば、教員と学生は特別な登録手続きをせずに授業で利用可能である。

明星 LMS では 1 つの授業に 1 つのコースを割り当てている。授業には学務システム上で時間割コードが設定されており、明星 LMS でコースを識別するコースコードに割り当てることで授業ごとのコースが生成される。コース内で、科目担当教員には教員ロールが、履修生には履修生ロールが設定される。履修登録を伴わない TA (Teaching Assistant) や SA (Student Assistant) は科目担当教員が学籍番号を指定することで追加できる。その際、授業補助者 1 から授業補助者 5 までの権限を選択することができ、資料等の閲覧のみに制限することも、課題の作成や提出物の確認ができるようにすることも可能である。

明星 LMS には正課外のコースも作成でき、部活や公開講座で利用するケースもある。特に、2020 年の COVID-19 以降は、履修ガイダンスや研究倫理教育といった資料配布を目的とするコースも多数利用されるようになった。これらのコースコードは、通常の授業では割り当てられない文字から始まるように設定し、運用する上で区別しやすくしている。

manaba は一般的な LMS が備える基本機能を有しており、履修生へのお知らせを掲載するコースニュース、授業資料を掲載するコースコンテンツ、課題を出題・回収するレポート、グループワークに利用できるプロジェクト、一定の形式であれば自動採点が可能な小テスト、掲示板といった機能が利用できる。また、個別指導コレクションという、いわゆるメッセージング機能もあり、コースの履修生（授業の履修生）と教員が一对一でメッセージを送り合うことができる。本学では授業担当教員がシラバスを作成する際、学生から連絡を受け付ける手段としてメールやオフィスアワーの他に、個別指導コレクションを指定することもできるようになっている。

manaba ではシステム管理者の権限で全コースの統計情報を取得することができ、作成したコンテンツや課題等の数、PV 数などの数値をコースごとに確認することができる。統計情報の中には「利用フラグ」と呼ばれる項目があり、当該コースが以下のいずれかに該当した場合は「1」に、該当しない場合は空欄になる。

- 学生が課題を 1 つ以上提出
- 掲示板のスレッドを 1 つ以上作成
- コンテンツを 1 つ以上作成
- コースニュースを 1 つ以上作成

#### 3. 2. 明星 LMS の利用状況

年度ごとにコース数がどのように変化したかを図 1 に示す。図中では利用フラグの有無で内訳を示した。正式に運用を開始した 2017 年度以降、利用フラグが付いているコースが徐々に増加している。情報科学研究センターでは明星 LMS の利用事例の広報を継続的に実施して

いたため、教員間の情報共有も含め、徐々に利用が広がっていったことがわかる。2020 年度には COVID-19 によるオンライン授業が前提となったため、授業運営や履修生との連絡は明星 LMS を利用するほかなく、必然的に利用フラグが付いたコースが急激に増えている。2022 年度にはほとんどの授業が対面形式に戻っており、コースニュースや個別指導コレクションによる連絡手段としての活用も含め、引き続き利用フラグが付いたコース数は多いものの、徐々に減少している傾向が見られる。

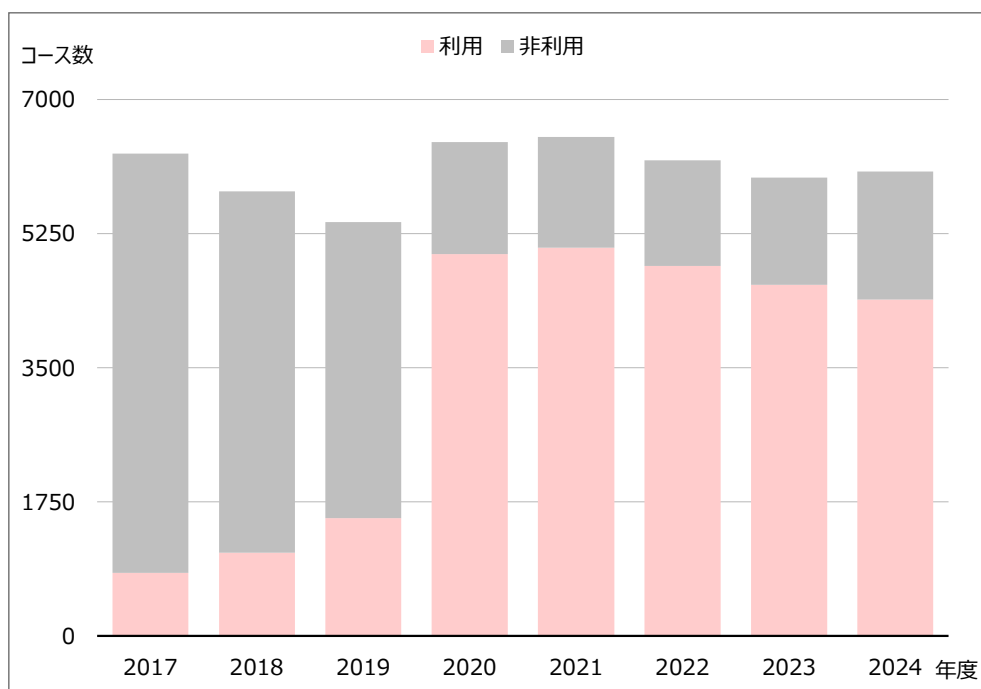


図 1 年度ごとのコース数（利用フラグによる内訳）

学部の授業における明星 LMS の利用実態を明らかにするため、大学院のコースや正課外のコースを除外した上で、学部ごとの内訳を集計した。明星 LMS の全コースの統計情報には授業を所管する学部の情報が含まれないが、コースコード（時間割コード）は先頭 1 文字に授業を所管する学部の文字が示されることから、これを利用した。集計結果を図 2 に示す。これらはカリキュラム上の科目数に対応するため、カリキュラムの改定と年次進行により若干の変化はあるが、学務システムにおける各学部の科目数に対応していると言える。なお、明星 LMS 上の正課外のコースの中には、コースコードの先頭 1 文字が学部の文字と一致してしまうものが例外的に存在している。これらはコースコードの運用ルールが十分に確立していない頃に作成したコースであり、例えば 2020 年春に遠隔授業の情報共有を目的として作成したコースなどが該当する。図 2 の集計にはこうした例外的なコースが含まれているが、授業の数に対して十分に少ないため無視することとする。

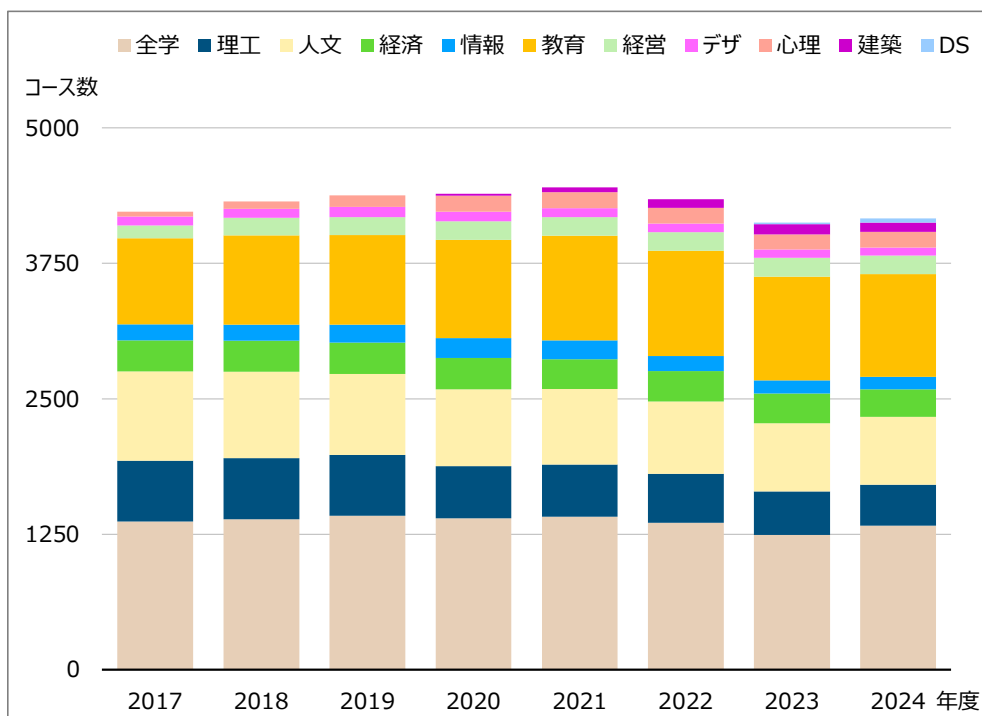


図2 部局別のコース数

部局別のコース数のうち、利用フラグが付いたものに限定した結果を図3に示す。2020年度に激増した後、対面形式に戻ってから徐々に減少している傾向は変わらない。各部局の利用フラグが付いたコース数を、2020年度の数をもとに1として、2021年度以降の各年度の割合を集計したものを表1に示す。どの部局も徐々に減少していることがわかるが、経営学部では2020年度とあまり変わらないコース数が利用されている。また、建築学部はコース数が増えているが、2020年度に新設された学部のため、年次進行で開講科目数が増加していることが要因である。なお、データサイエンス学環（図表におけるDS）は2023年度に新設されたため、集計から除外した。

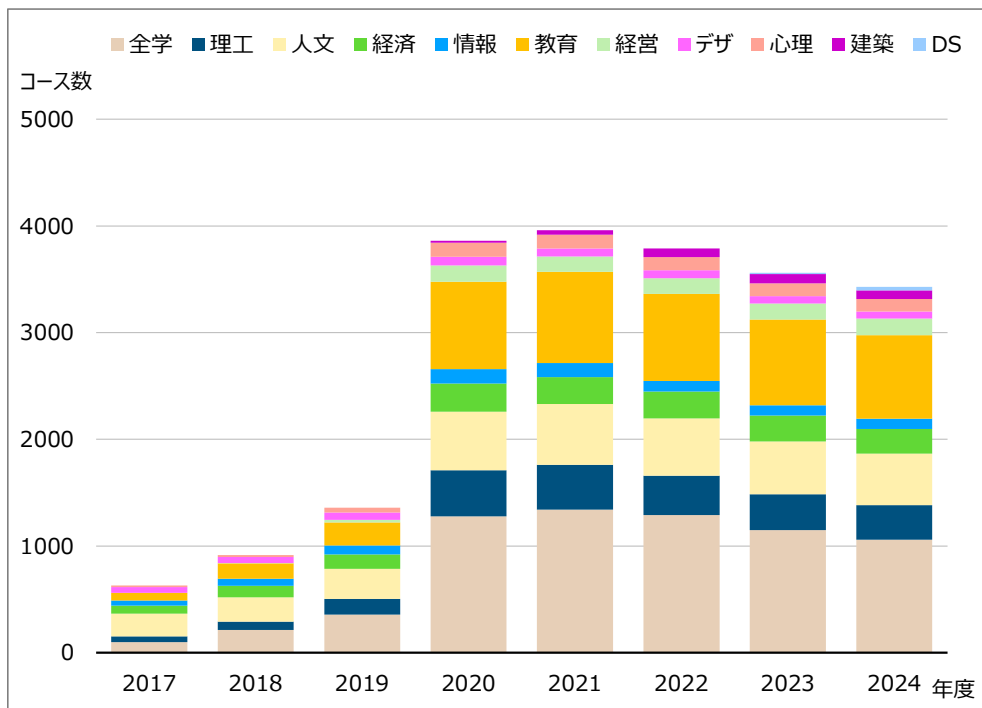


図3 部局別のコース数 (利用フラグありに限定)

表1 利用フラグありのコース数の割合 (2020年を1とした場合)

年度	全学	理工	人文	経済	情報	教育	経営	デザ	心理	建築
2020	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2021	1.05	0.97	1.04	0.97	0.96	1.04	0.95	0.91	1.00	2.10
2022	1.01	0.85	0.97	0.97	0.74	0.99	0.97	0.91	0.96	3.85
2023	0.90	0.78	0.90	0.92	0.70	0.98	0.99	0.89	0.89	4.45
2024	0.83	0.75	0.88	0.88	0.71	0.96	1.01	0.84	0.89	4.00

利用フラグだけでは履修生がどの程度利用しているかを判断しにくいので、manabaの全コースの統計情報に含まれる「履修生PV数」と「履修生数」を利用して、履修生一人当たりのPV数を算出した。年度ごとの各部局のコースのうち、利用フラグが付いている全てのコースについて「履修生PV数」と「履修生数」を合算し、これらを割ることで得られた履修生一人当たりのPV数を図4に示す。例えば全学共通教育(図表における全学)が所管する科目のコースは、図3では利用しているコースが2022年度から徐々に減少しているように見えるが、図4では2022年度に激減して以降、余り変わらず推移していることがわかる。履修生一人当たりのPV数についても、2020年度を1として、2021年度以降の各年度の割合を表2に集計した。PV数で比較するとほとんどの部局で2022年度から大きく減少していることがわかるが、理工学部は比較的高い値が継続している。

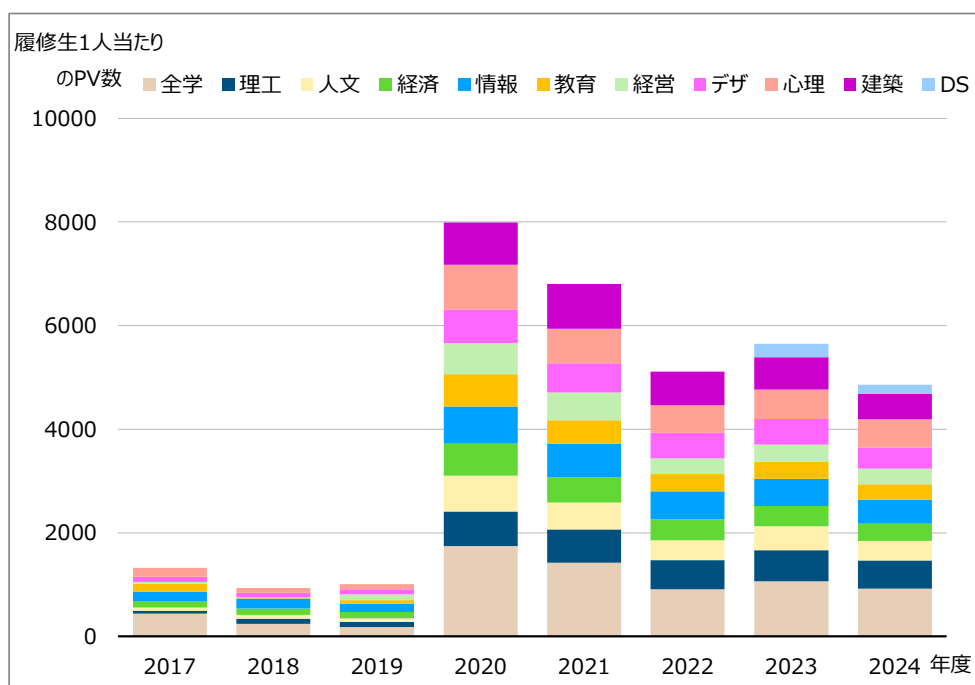


図4 部局別の履修生1人当たりのPV数（利用フラグありに限定）

表2 履修生1人当たりのPV数の割合（2020年を1とした場合）

年度	全学	理工	人文	経済	情報	教育	経営	デザ	心理	建築
2020	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2021	0.81	0.96	0.75	0.80	0.90	0.73	0.89	0.86	0.78	1.05
2022	0.52	0.84	0.56	0.65	0.76	0.53	0.50	0.76	0.62	0.79
2023	0.61	0.89	0.67	0.64	0.73	0.53	0.54	0.77	0.66	0.76
2024	0.53	0.81	0.54	0.54	0.65	0.48	0.50	0.62	0.63	0.61

#### 4. 個別授業「先端情報学研究」における LMS の分析

本章では明星大学の授業の1つである「先端情報学研究」で出題された課題・レポートの概要と分析について述べる。

##### 4. 1. 授業および課題・レポートの概要

「先端情報学研究」は情報学部2年生を対象とした科目である。授業内容は、①各教員が自身の研究や研究室について講義する内容（1コマあたり2～3人の教員が担当）と、②ゲストスピーカーとして外部の教員が情報学および周辺諸分野への応用に関する最近の話題・動向について講義する内容がある。課題・レポートは、①のそれぞれの教員が出題する課題と、②の講義内容に関するレポート、まとめレポートの3種類がある。

本研究の分析は、2024年後期に開講された「先端情報学研究」で出題された25の課題・レポートを対象としている。各課題・レポートの提出締切の期限日数と曜日・時間帯は表3の通りである。提出締切が同じ日の課題・レポートはラベルを同じ色にしている。

分析対象者は、25の課題・レポートのうち1つでも提出している155名である。なお提出締切の期間延長を行った課題・レポートについては、期間延長後に提出した学習者を分析対象外にしている。

表3 各課題・レポートの提出締切の期限日数と曜日・時間帯

1：期限日数71日、水曜日23時台締切	15：期限日数8日、水曜日16時台締切
2：期限日数64日、水曜日23時台締切	16：期限日数8日、水曜日16時台締切
3：期限日数8日、水曜日16時台締切	17：期限日数8日、水曜日16時台締切
4：期限日数8日、水曜日16時台締切	18：期限日数43日、水曜日23時台締切
5：期限日数8日、水曜日16時台締切	19：期限日数8日、水曜日16時台締切
6：期限日数8日、水曜日16時台締切	20：期限日数13日、月曜日9時台締切
7：期限日数8日、水曜日23時台締切	21：期限日数9日、火曜日18時台締切
8：期限日数8日、水曜日16時台締切	22：期限日数6日、月曜日18時台締切
9：期限日数8日、水曜日16時台締切	23：期限日数8日、水曜日16時台締切
10：期限日数8日、水曜日16時台締切	24：期限日数14日、水曜日23時台締切
11：期限日数29日、水曜日23時台締切	25：期限日数14日、水曜日23時台締切
12：期限日数29日、水曜日23時台締切	
13：期限日数8日、水曜日16時台締切	
14：期限日数8日、水曜日16時台締切	

##### 4. 2. 課題・レポート全体の分析

###### 4. 2. 1. 各課題・レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数

各課題・レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数の相関係数を求めた(表4)。結果、課題・レポートが提出可能になってから提出までの日数は正の相関がある課題・レポートが多く確認された。このことから、課題・レポートが提出可能になってから提出までの日数が課題ごとに近いと考えられる。また提出締切が同じ日の課題・レポートでかつ、相関関係がある課題・レポートは一緒に提出している可能性が高い(表の赤枠)。



表 4 各課題・レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数の関連

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	1.00													
2	0.75**	1.00												
3	0.27**	0.32**	1.00											
4	0.26**	0.30**	0.44**	1.00										
5	0.31**	0.38**	0.70**	0.36**	1.00									
6	0.46**	0.46**	0.59**	0.43**	0.74**	1.00								
7	0.32**	0.37**	0.45**	0.43**	0.40**	0.61**	1.00							
8	0.33**	0.39**	0.58**	0.38**	0.56**	0.70**	0.76**	1.00						
9	0.42**	0.47**	0.41**	0.44**	0.46**	0.56**	0.59**	0.57**	1.00					
10	0.38**	0.37**	0.45**	0.34**	0.35**	0.53**	0.45**	0.55**	0.59**	1.00				
11	0.27**	0.28**	0.21*	0.16	0.32**	0.38**	0.35**	0.41**	0.28**	0.31**	1.00			
12	0.28**	0.28**	0.27**	0.16	0.39**	0.43**	0.32**	0.40**	0.33**	0.30**	0.82**	1.00		
13	0.41**	0.40**	0.52**	0.37**	0.48**	0.49**	0.48**	0.60**	0.58**	0.42**	0.35**	0.39**	1.00	
14	0.47**	0.45**	0.45**	0.33**	0.54**	0.58**	0.46**	0.61**	0.55**	0.26**	0.32**	0.37**	0.83**	1.00
15	0.24**	0.20*	0.35**	0.28**	0.35**	0.22*	0.33**	0.29**	0.43**	0.24**	0.29**	0.27**	0.48**	0.45**
16	0.27**	0.25**	0.33**	0.23**	0.33**	0.32**	0.42**	0.42**	0.53**	0.34**	0.34**	0.28**	0.58**	0.53**
17	0.31**	0.34**	0.34**	0.27**	0.29**	0.26**	0.43**	0.46**	0.53**	0.30**	0.22*	0.19*	0.55**	0.48**
18	0.41**	0.42**	0.32**	0.21*	0.31**	0.36**	0.39**	0.43**	0.35**	0.33**	0.28**	0.31**	0.34**	0.42**
19	0.44**	0.35**	0.44**	0.34**	0.42**	0.51**	0.44**	0.55**	0.64**	0.45**	0.46**	0.44**	0.63**	0.58**
20	0.40**	0.33**	0.26*	0.33**	0.31**	0.45**	0.46**	0.35**	0.43**	0.44**	0.17	0.08	0.38**	0.34**
21	0.46**	0.40**	0.28**	0.32**	0.32**	0.42**	0.42**	0.46**	0.51**	0.44**	0.32**	0.33**	0.42**	0.45**
22	0.26**	0.31**	0.17	0.21*	0.31**	0.36**	0.26**	0.24*	0.20*	0.01	0.19*	0.20*	0.26**	0.25**
23	0.25**	0.21*	0.22*	0.20*	0.32**	0.31**	0.29**	0.34**	0.40**	0.24**	0.21*	0.25**	0.60**	0.51**
24	0.20*	0.20*	0.12	0.05	0.12	0.30**	0.17	0.19*	0.19*	0.17	0.12	0.05	0.34**	0.33**
25	0.10	0.01	0.05	-0.05	0.00	0.08	0.05	0.06	0.08	0.04	0.15	0.10	0.33**	0.27**

	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1											
2											
3											
4											
5											
6											
7											
8											
9											
10											
11											
12											
13											
14											
15	1.00										
16	0.73**	1.00									
17	0.50**	0.65**	1.00								
18	0.24**	0.24**	0.29**	1.00							
19	0.40**	0.50**	0.45**	0.44**	1.00						
20	0.27**	0.34**	0.28**	0.33**	0.41**	1.00					
21	0.22*	0.20*	0.28**	0.49**	0.39**	0.59**	1.00				
22	0.12	0.17	0.16	0.32**	0.34**	0.43**	0.45**	1.00			
23	0.32**	0.39**	0.34**	0.24**	0.40**	0.40**	0.32**	0.35**	1.00		
24	0.18*	0.33**	0.24*	0.22*	0.23*	0.22*	0.20*	0.21*	0.39**	1.00	
25	0.23**	0.26**	0.26**	0.02	0.09	0.05	0.21*	0.03	0.34**	0.64**	1.00

Pearsonの相関係数

\*p<0.05 \*\*p<0.01

0.4~0.6

0.7~0.9

課題・レポートの提出状況による学習者の傾向を把握するために、課題・レポートの提出回数が1回から19回の学習者を「8割未満の学習者」、20回から22回の学習者を「約8割の学習者」、23回から24回の学習者を「約9割の学習者」、25回の学習者を「全て提出した学習者」とし4つに分類した。この分類ごとの各課題・レポートがLMS上で提出可能になってから提出までの日数の平均値をグラフにした(図5)。また課題・レポートの提出回数による分類(「8割未満の学習者」、「約8割の学習者」、「約9割の学習者」、「全て提出した学習者」)について、一元配置分散分析、TukeyのHSD検定による多重比較を行った(表5)。結果、学園祭による休講後に行われた授業の課題・レポート(13~14、15~17)において、「8割未満の学習者」または「約8割の学習者」と「全て提出した学習者」の間に有意な差が確認される傾向にある。課題・レポート24においても、「約8割の学習者」と「全て提出した学習者」の間に有意な差が確認された。このことは、課題・レポート24が、課題13~17を出題した授業のまとめレポートであることが理由であると考えられる。

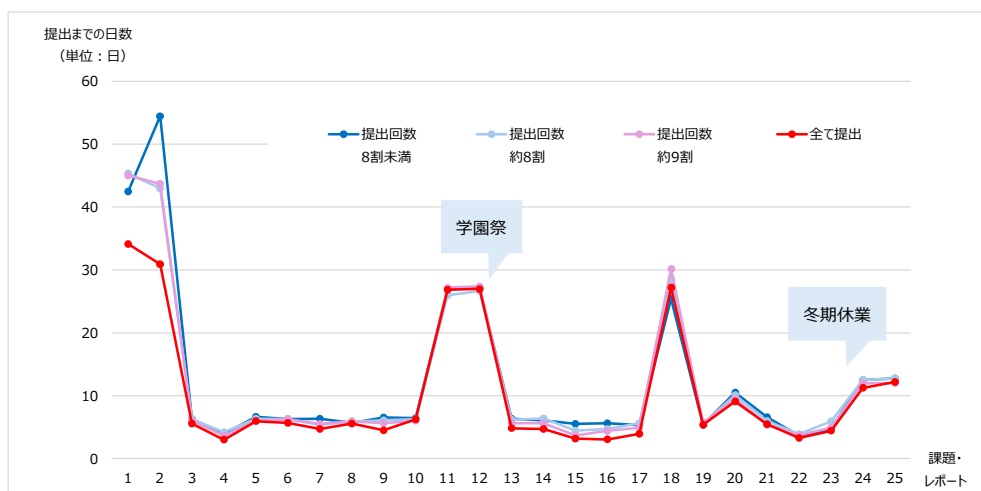


図5 課題・レポートの提出回数による分類別

各課題・レポートがLMS上で提出可能になってから提出までの日数の平均の比較

表 5 課題・レポートの提出回数による分類と  
各課題・レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数の関連

提出回数	1		2		3		4		5		6		7		8		9		10					
	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均				
提出回数	19	42.47	15	54.47	}	11	6.27	18	3.89	16	6.63	14	6.29	20	6.35	13	5.69	18	6.56	}	18	6.44		
8割未満						37	6.30	40	4.20	36	6.33	31	6.29	42	5.36	40	5.90	40	6.08		38	6.29		
提出回数	40	45.35	37	42.97		*	39	6.05	38	3.63	40	6.03	34	6.24	39	5.51	34	5.94	39		5.64	**	38	6.05
約8割						41	5.56	41	3.00	41	5.95	41	5.68	41	4.71	41	5.56	41	4.49		**	41	6.22	
提出回数	40	45.00	39	43.69		39	6.05	38	3.63	40	6.03	34	6.24	39	5.51	34	5.94	39	5.64		38	6.05		
約9割						41	5.56	41	3.00	41	5.95	41	5.68	41	4.71	41	5.56	41	4.49		41	6.22		
全て提出	41	34.12	41	30.93		41	5.56	41	3.00	41	5.95	41	5.68	41	4.71	41	5.56	41	4.49	**	41	6.22		

提出回数	11		12		13		14		15		16		17		
	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	
提出回数	16	27.00	13	27.08	15	6.33	11	6.09	19	5.53	18	5.61	12	5.33	
8割未満															
提出回数	38	25.97	37	26.62	41	6.17	37	6.38	44	4.45	42	4.71	34	5.62	
約8割										**		**			
提出回数	40	27.18	39	27.38	40	5.63	39	5.62	40	3.68	40	4.40	37	4.95	
約9割									*		*				
全て提出	41	26.85	41	26.98	41	4.83	*	41	4.71	**	41	3.17	41	3.95	*

提出回数	18		19		20		21		22		23		24		25		
	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	
提出回数	12	25.42	16	5.38	4	10.50	5	6.60	9	3.67	12	4.75	12	12.50	12	12.75	
8割未満																	
提出回数	36	28.61	43	5.56	24	10.08	30	5.97	30	3.90	39	5.92	38	12.53	38	12.76	
約8割																	
提出回数	39	30.15	37	5.73	25	9.52	35	5.37	37	3.76	36	4.94	37	11.97	36	12.00	
約9割																	
全て提出	41	27.20	41	5.37	41	9.10	41	5.46	41	3.29	41	4.41	41	11.24	*	41	12.17

一元配置分散分析、Tukey の HSD 検定による多重比較 \* $p < 0.05$  \*\* $p < 0.01$

#### 4. 2. 2. 各課題・レポートが提出された時間帯

各課題・レポートが提出された時間帯の相関係数を求めた（表 6）。結果、提出された時間帯は相関関係がある課題・レポートが少なく、提出する時間帯は異なることが考えられる。また提出締切が同じ日の課題・レポートでかつ、相関関係がある課題・レポートは一緒に提出している可能性が高い（表の赤枠）。

表 6 各課題・レポートが提出された時間帯の関連

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
1	1.00													
2	0.26**	1.00												
3	0.11	-0.10	1.00											
4	0.04	0.09	0.06	1.00										
5	-0.04	-0.11	0.16	-0.02	1.00									
6	-0.05	0.08	0.13	0.20*	0.21*	1.00								
7	0.18*	0.07	-0.01	0.29**	-0.09	0.10	1.00							
8	0.06	0.08	0.13	0.13	0.16	0.24*	0.38**	1.00						
9	0.09	-0.04	0.09	0.13	-0.2*	-0.01	0.24**	0.26**	1.00					
10	0.00	-0.11	0.10	0.06	0.24**	-0.07	0.11	0.01	0.31**	1.00				
11	0.05	0.00	0.31**	-0.03	0.06	0.07	-0.02	0.06	0.15	0.11	1.00			
12	-0.04	0.03	0.37**	-0.04	0.02	0.01	-0.04	0.06	0.20*	0.06	0.65**	1.00		
13	0.21*	0.04	0.05	0.06	-0.19*	0.00	0.16	0.18*	0.07	-0.25**	0.05	0.06	1.00	
14	0.06	-0.17	0.18	0.05	0.03	0.10	-0.08	-0.03	-0.07	-0.08	0.14	0.13	0.53**	1.00
15	0.01	0.15	0.00	0.09	0.18*	0.18*	0.16	0.43**	-0.17*	-0.10	0.02	-0.06	0.09	0.02
16	0.11	0.11	0.01	0.08	0.15	0.10	0.12	0.34**	-0.01	0.00	0.01	0.04	0.14	-0.06
17	0.00	0.02	-0.06	-0.13	0.09	0.00	-0.16	0.08	-0.17	-0.11	0.00	-0.05	0.01	0.00
18	0.14	-0.08	0.25**	0.00	0.03	0.01	0.12	0.08	0.26**	0.14	0.29**	0.33**	0.25**	0.26**
19	0.15	0.22*	0.16	0.11	0.00	-0.10	0.09	0.16	0.08	0.15	0.12	0.07	0.08	0.10
20	0.07	-0.02	0.01	-0.03	0.10	0.13	-0.10	0.05	0.01	0.15	-0.11	-0.30**	0.10	0.10
21	0.14	-0.02	0.11	0.08	0.11	0.12	0.12	0.13	0.17	0.32**	0.27**	0.26**	0.00	0.00
22	0.20*	0.00	0.05	0.00	0.07	-0.06	0.01	0.07	0.04	-0.12	0.02	-0.04	0.03	-0.07
23	0.03	0.09	0.15	0.01	0.23*	0.09	0.07	0.06	0.02	0.16	0.21*	0.10	0.02	0.27**
24	0.08	-0.08	-0.05	0.06	0.06	0.07	-0.19*	-0.04	0.00	0.12	0.19*	0.11	-0.16	-0.02
25	0.05	0.09	0.10	0.09	0.01	0.04	-0.03	-0.11	0.08	0.15	0.25**	0.27**	0.03	0.16

	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
1											
2											
3											
4											
5											
6											
7											
8											
9											
10											
11											
12											
13											
14											
15	1.00										
16	0.53**	1.00									
17	0.35**	0.17	1.00								
18	-0.13	0.03	0.02	1.00							
19	0.05	0.06	-0.05	0.20*	1.00						
20	0.23*	0.12	0.15	-0.16	-0.04	1.00					
21	-0.10	0.01	-0.02	0.31**	0.01	0.06	1.00				
22	0.10	0.17	0.06	0.01	-0.04	0.25*	0.09	1.00			
23	0.03	0.15	-0.07	0.11	0.08	0.03	0.22*	0.02	1.00		
24	-0.18*	-0.20*	-0.01	-0.07	-0.05	0.06	0.11	0.15	0.04	1.00	
25	-0.05	-0.05	-0.02	0.17	0.05	-0.08	0.11	0.02	0.10	0.47**	1.00

Pearsonの相関係数

\*p<0.05

\*\*p<0.01

0.4~0.6

0.7~0.9

課題・レポートの提出状況による学習者の傾向を把握するために、課題・レポートの提出回数による分類（「8割未満の学習者」、「約8割の学習者」、「約9割の学習者」、「全て提出した学習者」）別に、提出された時間帯の平均値をグラフにした（図6）。また課題・レポートの提出回数による分類（「8割未満の学習者」、「約8割の学習者」、「約9割の学習者」、「全て提出した学習者」）について、一元配置分散分析を行った。結果、有意な差は確認されなかった（表7）。

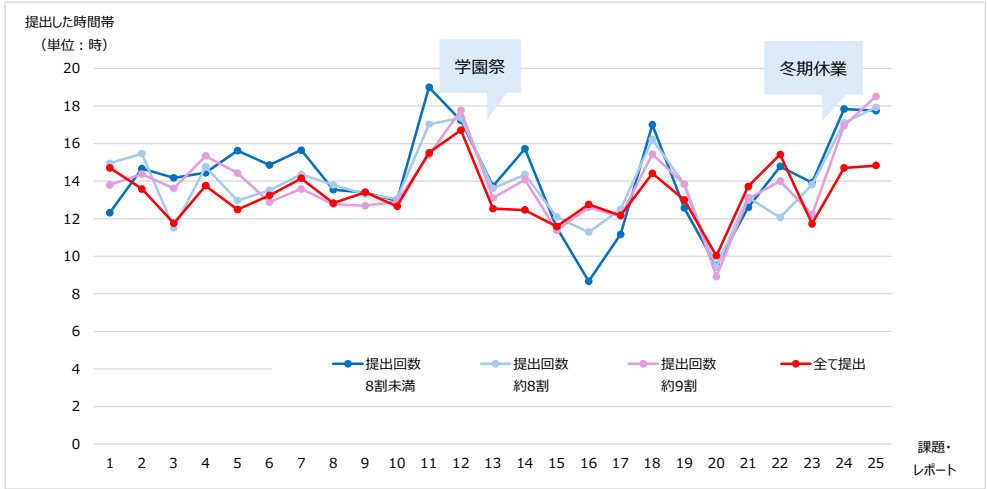


図6 課題・レポートの提出回数による分類別  
各課題・レポートが提出された時間帯の平均の比較

表7 課題・レポートの提出回数による分類と各課題・レポートが提出された時間帯の関連

提出回数	1		2		3		4		5		6		7		8		9		10	
	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均
提出回数 8割未満	19	12.32	15	14.67	11	14.18	18	14.44	16	15.63	14	14.86	20	15.65	13	13.54	18	13.39	18	12.94
提出回数 約8割	40	14.95	37	15.46	37	11.51	40	14.75	36	12.97	31	13.52	42	14.36	40	13.80	40	13.30	38	13.05
提出回数 約9割	40	13.80	39	14.38	39	13.62	38	15.34	40	14.43	34	12.88	39	13.59	34	12.76	39	12.69	38	12.92
全て提出	41	14.71	41	13.59	41	11.76	41	13.76	41	12.49	41	13.24	41	14.15	41	12.83	41	13.41	41	12.66

提出回数	11		12		13		14		15		16		17	
	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均
提出回数 8割未満	16	19.00	13	17.23	15	13.73	11	15.73	19	11.53	18	8.67	12	11.17
提出回数 約8割	38	17.03	37	17.38	41	13.61	37	14.35	44	12.09	42	11.29	34	12.50
提出回数 約9割	40	15.40	39	17.77	40	13.10	39	14.08	40	11.38	40	12.60	37	12.14
全て提出	41	15.51	41	16.71	41	12.54	41	12.46	41	11.59	41	12.76	41	12.17

提出回数	18		19		20		21		22		23		24		25	
	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均	n	平均
提出回数 8割未満	12	17.00	16	12.56	4	9.50	5	12.60	9	14.78	12	13.92	12	17.83	12	17.75
提出回数 約8割	36	16.22	43	13.84	24	9.42	30	13.13	30	12.07	39	13.82	38	17.11	38	17.92
提出回数 約9割	39	15.44	37	13.84	25	8.92	35	13.06	37	14.00	36	12.22	37	16.95	36	18.50
全て提出	41	14.41	41	13.00	41	10.02	41	13.71	41	15.41	41	11.73	41	14.71	41	14.83

一元配置分散分析 \*p<0.05 \*\*p<0.01

#### 4. 3. 個別課題の分析

##### 4. 3. 1. 個別授業および課題の概要

「先端情報学研究」のうち、著者が2024年11月20日に担当した課題（課題・レポート15）について分析を行った。この回の授業は3人の教員が自身の研究や研究室について講義を行った。著者は、研究紹介と研究テーマの1つである教育DXの動向、教育データ利活用のメリットやデメリット、学習ログの分析事例を紹介したのち、課題を出題した。課題の内容は「あなたは、自分がデジタル機器で学習した履歴や成績等を活用して、学習の効率をはかったり、将来の進路や学びに役立てたりすることについて、どのように思いますか。思うことをご自由にお書きください。（300字程度）」で、LMS上から提出する形式である。提出締切は2024年11月27日（水）16:25に設定した（提出締切の期限日数8日）。分析対象者は、本課題を提出した144名である。

##### 4. 3. 2. 個別授業および課題の分析

提出された課題の文字数の統計量を確認したところ、最小値が147字、中央値が318字、最大値が659字、平均値が327字であった。文字数をカテゴリ別でみると、前後1割の文字数（270～330字）が55.6%で最も多く、1.1倍以上1.2倍未満の文字数（331～359字）が16.9%、1.2倍以上の文字数（360字以上）が20.8%である（図7）。

課題がLMS上で提出可能になってから提出までの日数は「7日後（最終日）」が最も多く28.5%、次が「1日後」の20.8%である（図8）。課題が提出された時間帯は、9時台から16時台までが62.5%で日中の提出が多い（図9）。課題の提出日別300字からの乖離は、課題が公開されてから5日目以降において、300字から離れる学習者が出てきている（図10）。

課題の文字数、課題がLMS上で提出可能になってから提出までの日数、課題の提出時間帯の間の相関係数を求めた。結果、相関関係は確認されなかった（表8）。

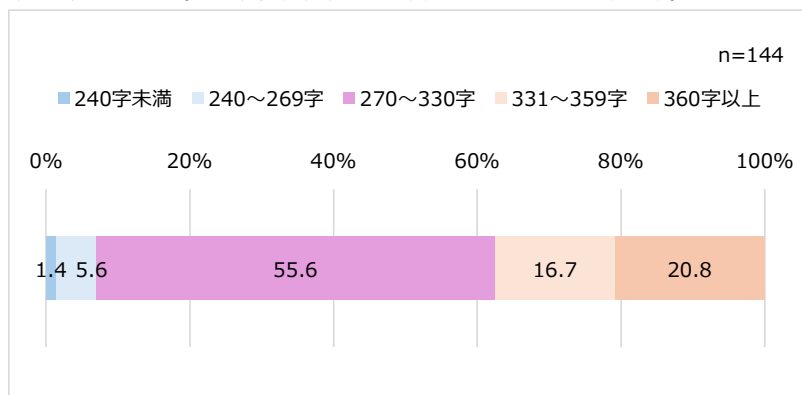


図7 提出された課題の文字数の割合（課題・レポート15）

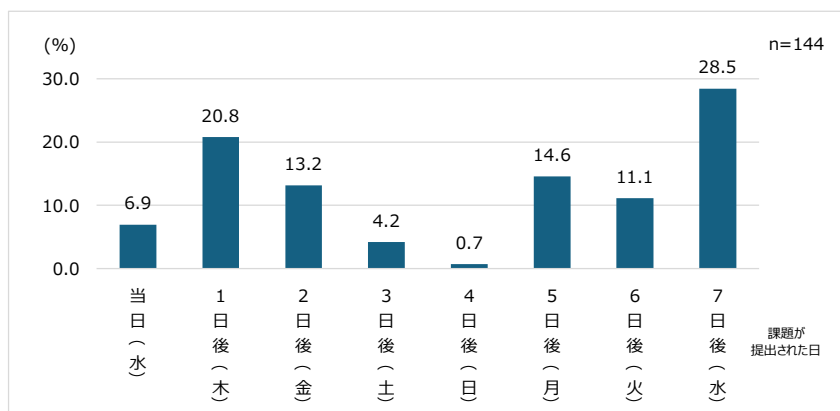


図8 課題がLMS上で提出可能になってから提出までの日数（課題・レポート15）

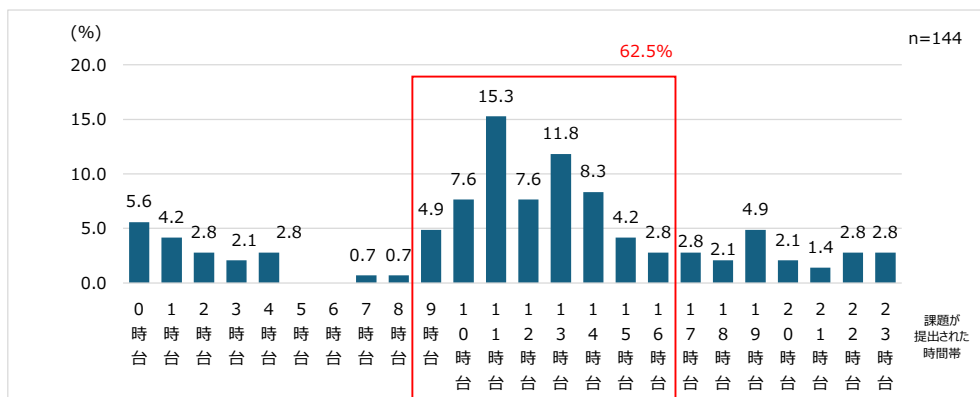


図9 課題が提出された時間帯（課題・レポート15）

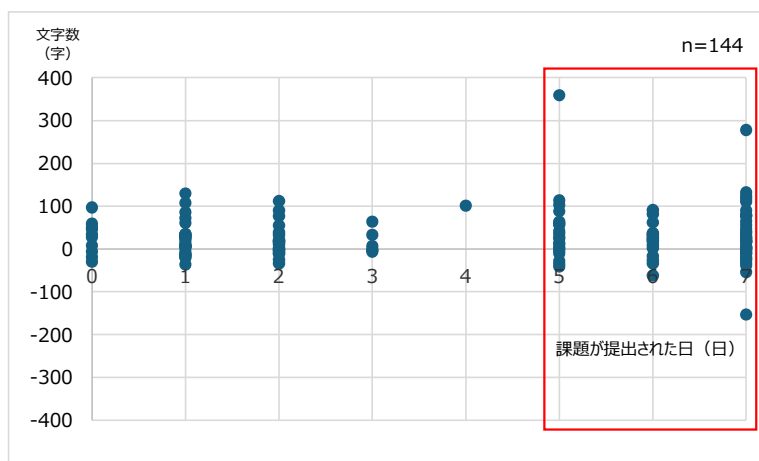


図10 課題の提出日別300字からの乖離（課題・レポート15）

表 8 課題の文字数と課題が LMS 上で提出可能になってから提出までの日数と  
課題の提出時間帯の関連 (課題・レポート 15)

	①	②	③
①課題の文字数	1.00		
②課題がLMS上で提出可能になってから提出までの日数	0.06	1.00	
③課題の提出時間帯	0.08	-0.27**	1.00

Pearson の相関係数 \*p<0.05 \*\*p<0.01

課題の内容について、KHCoder3 を使用して共起ネットワークを作成した (図 11)。共起ネットワークとは、よく一緒に使われている語同士を、線で結んだネットワークである。線でつながったグループを見ると、文章中の主な話題 (トピック) を読み取ることができる [27]。

自分がデジタル機器で学習した履歴や成績等を学習の効率化や将来の進路や学びに役立てることについての考えは、「デジタル機器を活用して学習の履歴を効率的に行うことができる」「自分の得意分野や苦手分野を客観的に把握できる」「進捗を可視化することでモチベーションがあがる」「将来の進路選択や学びに役立てる」という考えを読み取ることができる。情報学部を学生を対象にしており、課題という性質もあるかもしれないが、ポジティブな意見が多い傾向である。

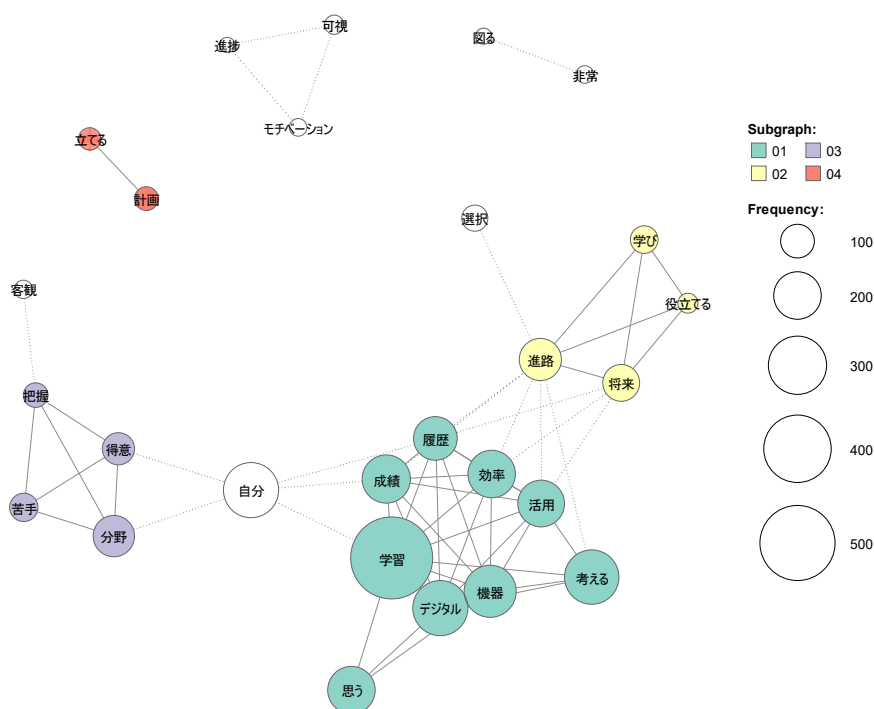


図 11 提出内容の共起ネットワーク



## 5. 考察

### 5. 1. 大学全体における LMS の分析の考察

明星 LMS 全体の傾向として、COVID-19 を契機に急激に利用が増え、対面授業への回帰に応じて利用の減少が認められた。

利用フラグに基づく集計では設置科目数が多い全学共通教育や教育学部の割合が多くなっているが、履修者1人当たりのPV数では他部局との差は小さくなっている。このことから、コースニュースや資料の掲出は行うものの、1 学期を通じて新規の掲出を続けることや、課題の回収を行うことが少ないというコースが多い可能性がある。出席率が高い授業や、履修生同士が密に連絡を取れる授業であれば、アナウンスは対面で行えば十分というケースや、グループワークで手書きした成果物を提出するというケースでは、明星 LMS が不要、もしくは活用しにくいという事情も考えられる。manaba では提出するファイルの大きさが 50MB までに制限されているため、このことが影響している可能性もある。

今回の分析では PV 数による集計と比較を行ったが、コースニュースや個別指導コレクションによる連絡手段として活用している場合にも一定の利用数が検出されてしまうため、コースニュースの数を考慮した分析も必要である。

4 章で述べたようなコース内の個別の課題等に関する分析は、manaba では各コースの教員ロールを持つユーザであれば履修生のアクセスログを取得することができる。コース横断的な分析を行うには、システム管理者による日次集計されたデータのダウンロードを利用することになる。これは CSV 形式で 1 日ごとに分割されたファイルを取得する形式であるため、集計用のデータベース等を構築した上で、ダウンロードとデータベースへの投入を日次バッチとして動作させる運用が必要になると考えられる。ただし、課題の提出状況や成績情報の日次集計データは生成まで 1 ヶ月以上のタイムラグがあり、活用がやや困難とみられる。また、リアルタイムの集計データは手動操作によるダウンロードが想定されていることから、バッチ的に処理するには RPA (Robotic Process Automation) を組み合わせる必要があると考えられる。

### 5. 2. 個別授業「先端情報学研究」における LMS の分析の考察

#### 5. 2. 1. 個別授業「先端情報学研究」からみる学習者の傾向

4.2.1 の結果から、各課題・レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数の間には、正の相関関係がある課題・レポートが多く、課題・レポートが提出可能になってから提出までの日数が課題ごとに近いと考えられる。また課題・レポートの提出割合が低い学習者は、学園祭等のイベントまたはイベントによる休講の影響を受けやすく、全て提出している学習者と比べて、提出までの日数が遅くなることが考えられる。このことから、イベント等による休講の前には、学習者に提出が遅くならないよう早めに課題に着手するアナウンスをする等の工夫をすることが、時間切れによる課題・レポートの未提出を防ぐことにつながると考える。

4.3.2 の結果から、締切時間帯が 16 時台の課題の提出は、9 時台から 16 時台までが 62.5% で日中の提出が多いことがわかった。そこで、締切の時間帯が 23 時台の課題においても、日中の提出が多いのかを確認するために、締切時間帯が 23 時台のレポート（課題・レポート

24) について、レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数と提出された時間帯をグラフにした (図 12: 提出までの日数、図 13: 提出された時間帯)。結果、提出された日は、締切時間帯が 16 時台の課題と同様に最終日の提出が最も多く、全体の約 6 割を占めている。締切時間帯が 16 時台の課題の最終日での提出は約 3 割であった。最終日の提出割合が高くなった理由は、レポートの分量が A4 用紙で 5 ページ程度に収まる程度と締切時間帯が 16 時台の課題よりも量が多いことが考えられる。また提出された時間帯は、16 時台～23 時台の提出が 66.4%であり、夕方・夜間の提出が多い。学習者は、締切時間のぎりぎりまで課題・レポートに取り組んでいることが考えられる。このことから、課題・レポートの締切時間を夜ではなく日中にとすると、日中に課題に取り組む生活になり、生活が昼型になる可能性がある。課題・レポートの締切時間は、学習者の生活時間に影響する可能性があると考えられる。

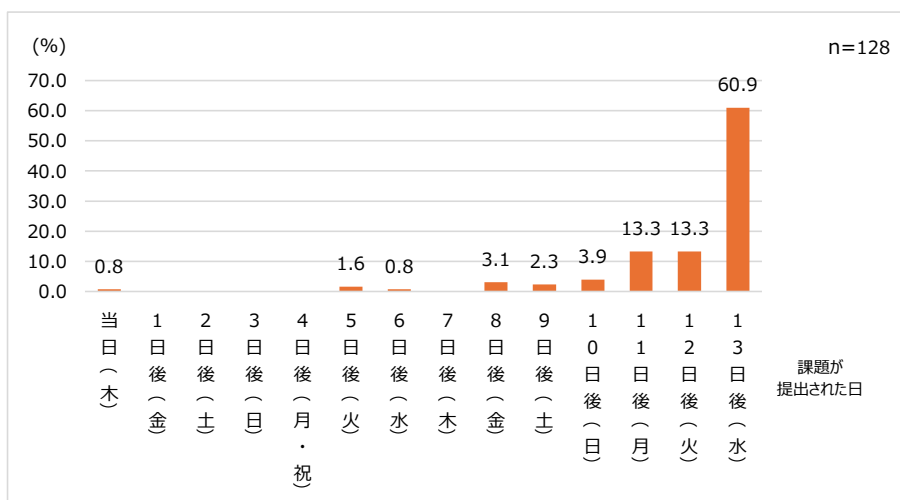


図 12 課題が LMS 上で提出可能になってから提出までの日数 (課題・レポート 24)

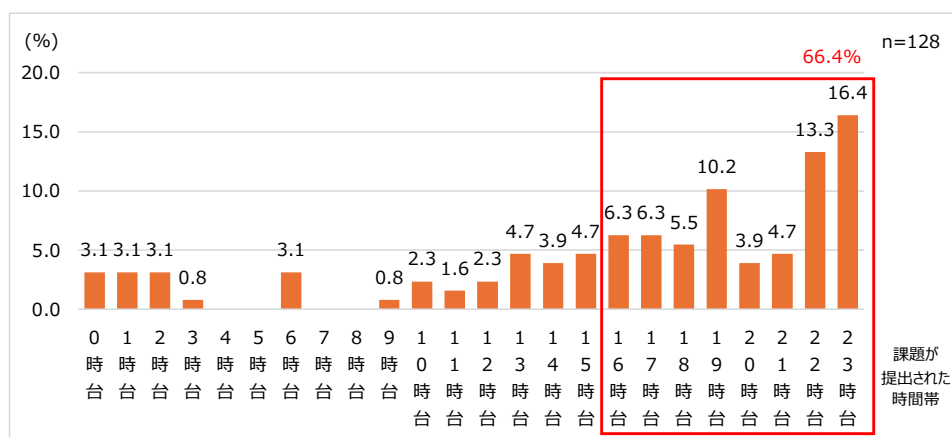


図 13 課題が提出された時間帯 (課題・レポート 24)

また 4.3.2 の結果から、自分がデジタル機器で学習した履歴や成績等を学習の効率化や将来の進路や学びに役立てることについての考えは、「デジタル機器を活用して学習の履歴を効率的に行うことができる」「自分の得意分野や苦手分野を客観的に把握できる」「進捗を可視化することでモチベーションがあがる」「将来の進路選択や学びに役立てる」といったメリットを挙げる意見が多いことがわかった。宮代ら(2025a)[28](2025b)[29]は、小中高校生の子どもと親を対象に「教育データを共有する場合に気になる程度」について各項目で質問した。その結果、「リスクを避けようとする人が多いために、データが集まらず、恩恵が得られなくなる」といったメリットよりも「個人が特定されること」「友だちにデータが知られてしまうこと」等といった、まずは教育データが適切に取り扱われるかどうかを気にしている様子がかがえた。このことから課題という性質や授業の受講有無等もあるが、一般の人と比較すると、情報学部 of 学習者は、教育データの利活用に対してポジティブな考えをもっていると考ええる。

## 5. 2. 2. 学習ログの分析におけるアンケート調査の役割

2 章では、学習ログのみの分析をする関連研究や、学習ログに授業への出席回数等の対面で得るデータをあわせて分析した関連研究の他に、学習ログに受講者へのアンケート調査を組み合わせた関連研究があった。そこで、学習ログの分析におけるアンケート調査の役割について考察した。

星野ら(2018)[30]によると、マーケティング・リサーチ領域では、データの種類を「集めるデータ」「集まるデータ」と分類している。「集めるデータ」は、調査等を活用して計画的に取得されたデータで、例えばアンケート調査、インタビュー調査等で収集するデータ等である。これらは、「理由」「気持ち」を明らかにして事実を解釈することに役に立つ。一方、「集まるデータ」は、業務上発生するログデータ等で、例えば、購買履歴データ、顧客の位置情報、SNS 等の書き込み等がある。これらは、「実態」を正確につかむことができ大量のデータをもとに深堀することができる。「集めるデータ」「集まるデータ」は相互補完的に有効活用する必要があると述べている。学習ログは、調査等を活用して計画的に取得したデータではなく、学習をすることで発生する「集まるデータ」に分類され则认为。そこで、学習ログと「集めるデータ」であるアンケート調査を合わせて分析することで、得られるメリットについて考察した。まず学習ログには、アクセス頻度、ページビュー等があり、これらは量的データであるので、1 変数でデータを分析する場合は、平均値、中央値、最頻値、標準偏差、四分位数、箱ひげ図等を用いる。また対面で得るデータであるテストの点数、授業の出席回数・率等も量的データであり、1 変数でデータを分析する場合は、同じようになる。これらの量的データ同士の分析では、散布図や相関係数、回帰分析、平均値の検定等が用いられる。そこに、アンケート調査が加わると、例えば性別・学年等の回答者属性、学習意識・行動の回答を聴取することが可能になる。これらは質的データになるため、クロス集計やクラスター分析・潜在クラス分析、CHAID 分析、因子分析等が可能になる。このように、アンケート調査の結果を加えることで、意識や行動によって、学習者を分類して結果を把握することが可能になると考える。また学習ログで分析した結果において、どうしてそのような結果になったのか等の理由を補完する役割を果たすと考える(図 14)。

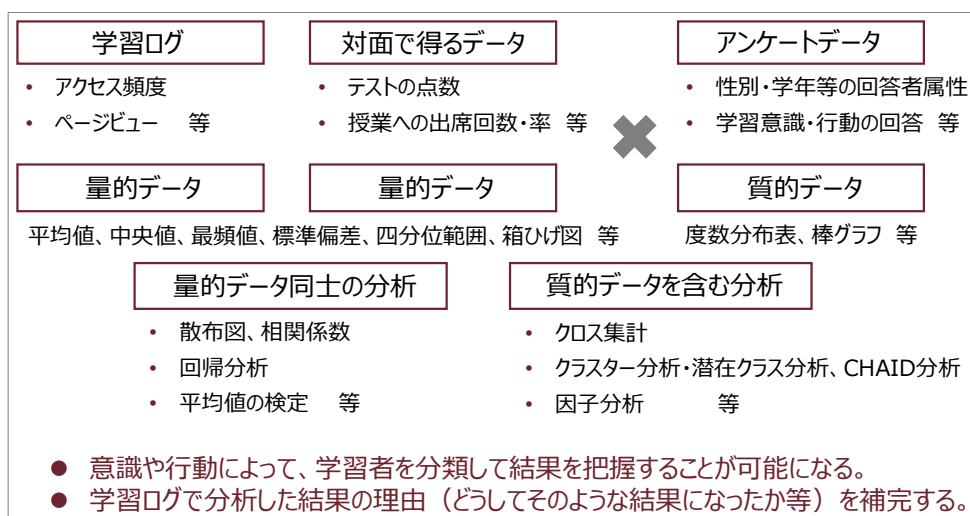


図 14 学習ログの分析におけるアンケート調査の役割

## 6. 結論

本研究では、COVID-19 流行前後の明星大学全体での LMS の利用状況を把握するとともに、個別授業における LMS の学習ログの分析を行い、学習者の傾向を把握することを目的に行った。

その結果、COVID-19 流行と同時に明星 LMS の利用が急激に増え、対面授業への回帰に伴って利用が徐々に減少していることがわかった。manaba が提供する利用フラグを用いた集計に加えて履修者 1 人当たりの PV 数を用いることで、利用の実態を一定程度明らかにすることができた。

個別授業における LMS の学習ログの分析から把握した学習者の傾向は、次の 3 つの通りである。1 つ目は、各課題・レポートが LMS 上で提出可能になってから提出までの日数の間には、正の相関関係がある課題・レポートが多く、課題・レポートが提出可能になってから提出までの日数が課題ごとに近いことを明らかにした。また課題・レポートの提出割合が低い学習者は、学園祭等のイベントまたはイベントによる休講の影響を受けやすく、全て提出している学習者と比べて、提出までの日数が遅くなる可能性を示唆した。2 つ目は、学習者は締切時間のぎりぎりまで課題・レポートに取り組んでいる可能性を明らかにした。また、課題の締切時間の設定が、学習者の生活時間に影響を与える可能性を示唆した。3 つ目は、情報学部の学習者は、自分がデジタル機器で学習した履歴や成績等を学習の効率化や将来の進路や学びに役立てることについてポジティブな考えを持っていることを示唆した。

## 7. 今後の課題

明星大学全体の LMS の分析の今後の課題は、2 つある。1 つ目は、入学時アンケートや在学時アンケート等の全学で実施するアンケートの結果や、学園祭等の大学のイベントを組み合わせた分析を行い、特徴を把握することである。2 つ目は、課題の利用状況等を踏まえた部局別の利用の特徴を把握することである。

個別授業における LMS の学習ログの分析の今後の課題は、2 つある。1 つ目は、本研究は情報学部 of 2 年生を対象とした授業の LMS の分析を行ったが、他の学年の授業の LMS の分析を行い、学習者の傾向を把握することである。2 つ目は、生活スタイル（学習に関する内容、アルバイトやサークル・部活動に関する内容、就職活動に関する内容等）に着目したアンケート調査と学習ログとを組み合わせることで、生活スタイルによる学習者の傾向の把握を行い、学習者のドロップアウトを防ぐ方法の施策を提案することである。このことにより、学習を支援することができるとよいと考える。

## 参考文献

- [1] 稲垣忠, 佐藤和紀: ICT 活用の理論と実践 DX 時代の教師をめざして, (株)北大路書房, pp. 18-19. (2024)
- [2] 村上正行: 中学校でのタブレット活用による学習ログの取得と解析～京都 ICT 教育モデル構築プロジェクト～  
[https://www.nii.ac.jp/csi/openforum2016/track/pdf/20160526\\_LA3\\_1\\_murakami.pdf](https://www.nii.ac.jp/csi/openforum2016/track/pdf/20160526_LA3_1_murakami.pdf)  
(2025 年 2 月 22 日現在)
- [3] 小林雄志: LMS を活用した授業科目における学習ログ分析 - 教養教育科目『インストラクションデザイン入門』の事例 -, 岡山大学全学教育・学生支援機構教育研究紀要第 2 号, pp. 57-64 (2017)
- [4] 西谷滋人, 内田啓太郎, 武田俊之, 角所孝: 関西学院大学における LMS の全学導入と活用状況, AXIES(大学 ICT 推進協議会) 2012 年度 年次大会 (2012)
- [5] 興度律子, 加藤直樹, 村瀬康一郎, 伊藤宗親: 全学的教育基盤システムとしての LMS の活用支援と普及過程モデルの分析ー平成 22・23 年度の活用状況分析ー, 日本教育情報学会第 28 回年会, pp. 286-287 (2012)
- [6] 興度律子, 加藤直樹, 村瀬康一郎, 伊藤宗親: 全学的教育基盤システムとしての LMS の活用支援と普及過程モデルの分析 (2)ー6 年間の利用状況及び普及の問題点ー, 日本教育情報学会第 29 回年会, pp. 132-133 (2013)
- [7] 興度律子, 加藤直樹, 村瀬康一郎, 伊藤宗親: 全学的教育基盤システムとしての LMS の活用支援と普及過程モデルの分析 (3)ー教員の利用率、授業形態による利用状況および普及の問題点ー, 日本教育情報学会第 30 回年会, pp. 124-125 (2014)
- [8] 緒方広明, 殷成久, 毛利孝佑, 大井京, 島田敬士, 大久保文哉, 山田政寛, 小島健太郎: 教育ビッグデータの利活用に向けた学習ログの蓄積と分析, 教育システム情報学会誌, Vol.33, No.2, pp. 124-125 (2016)
- [9] 長谷川旭, 平林泰, 本多一彦, 杉江晶子, 山住富也: 新型コロナ禍における名古屋文理大学の ICT 利活用について, 名古屋文理大学紀要 第 21 号 (2021)
- [10] 浅田義和: コロナ禍における Learning Management System の活用, 機械工学会誌 Vol. 88, No.1 (2022)
- [11] 沖野浩二, 山下和成, 遠山和大, 上木佐季子, 柴田啓司: 富山大学におけるアフターコロナ時代の ICT 利用状況に関する調査, 学術情報処理研究, No. 26, pp. 97-106 (2022)
- [12] 小林雄志: LMS を活用した授業科目における学習ログ分析ー教養教育科目『インストラクショナルデザイン入門』の事例ー, 岡山大学全学教育・学生支援機構教育研究紀要第 2 号, pp. 57-64 (2017)
- [13] 井田志乃: オンデマンド型授業におけるアクセスログ分析, 宮崎公立大学人文学部紀要 第 29 巻 第 1 号, pp. 19-38 (2021)
- [14] 安井浩之: LMS ログを用いたオンデマンド授業の Learning Analytics, 東京都市大学共通教育学部紀要, pp. 115-130 (2021)
- [15] 小林直人, 柏木将宏, 鎌田光宣, 坂田哲人, 細江哲志, 宮田大輔: オンデマンド授業における LMS 履歴を利用した学習行動分析, 情報処理学会第 84 回全国大会 (2022)

- [16] 長谷川理, 新村正明, 鈴木彦文, 小松川浩, 不破泰: 学習行動の特徴分析による成績不振者の早期発見の検討, 教育システム情報学会 JSiSE2013 第 38 回全国大会, pp. 23-24 (2013)
- [17] 田中絵里子, 大川内隆朗: LMS のログを用いたドロップアウト兆候の予測, 第 11 回大学情報・機関調査研究集会, pp. 46-51 (2022)
- [18] 中川雅人: Model を用いた情報処理教育の実践と学修履歴の分析, 中部学院大学・中部学院大学短期大学部 教育実践研究第 2 巻, pp. 185-191 (2017)
- [19] 吉岡卓: LMS のログから見える学生の学習行動分析, 都留文科大学研究紀要 第 94 条, pp. 37-48 (2021)
- [20] 笹山茂: 経済学教育と LMS: 活用と効果分析, 熊本学園大学経済論集第 24 巻第 1-4 合併号, pp. 215-232 (2018)
- [21] 山川修: LMS と対面における学習者の行動特性の比較研究, 情報処理学会研究報告, pp. 1-4 (2013)
- [22] 久保田真一郎: LMS における学習ログと学習スタイルとの関係性の検討, 情報処理学会研究報告, pp. 1-6 (2015)
- [23] 緒方広明, 殷成久, 大井京, 大久保文哉, 島田敬士, 小島健太郎, : デジタル教材の閲覧ログを利用したアクティブラーナーの学習行動の分析, 基幹教育紀要 (Vol. 2), pp. 48-60 (2016)
- [24] 土肥紳一, 今野紀子: LMS を活用したプログラミング教育のモチベーションへの影響, 公益社団法人日本工学教育協会 2019 年度 工学教育研究講演会講演論文集, pp. 215-232 (2019)
- [25] 栗原律子: e-Learning システムを活用した授業の学習効果と学修行動および授業に対する意識との関連—Moodle の学習履歴による分析, 旭川大学保健福祉学部紀要, pp. 44-52 (2023)
- [26] 富田英司, 沖林洋平, 田村恭久: Model 上の活動と学習成績の関係, 愛媛大学教育学部紀要 第 59 巻, pp. 91-97 (2012)
- [27] 樋口耕一, 中村康則, 周景龍: KH Coder OFFICIAL BOOK II 動かして学ぶ! はじめてのテキストマイニング —フリー・ソフトウェアを用いた自由回答の計量テキスト分析—, 株式会社ナカニシヤ出版 (2023)
- [28] 宮代菜美絵, 諏訪博彦, 小川祐樹: 教育 DX と教育データの利活用に関する小中高生を対象とした調査, 第 31 回社会情報システム学シンポジウム (2025a)
- [29] 宮代菜美絵, 諏訪博彦, 小川祐樹: 教育 DX と教育データの利活用に関する小中高生の親を対象とした調査, 第 31 回社会情報システム学シンポジウム (2025b)
- [30] 星野崇宏, 上田雅夫: マーケティング・リサーチ入門, 有斐閣アルマ (2018)