

学習効果の高い環境を発見するための  
学習デザインの研究

筑波大学審査学位論文（博士）

2020年

國吉啓介

筑波大学大学院

人文社会ビジネス科学学術院 ビジネス科学研究群

経営学学位プログラム

# 目次

<b>1</b>	<b>序論</b>	<b>6</b>
1.1	背景	6
1.2	目的	8
1.3	構成	9
<b>2</b>	<b>関連研究</b>	<b>12</b>
2.1	はじめに	12
2.2	学習デザイン研究の進展	12
2.2.1	学習デザイン研究の系譜	12
2.2.2	学習課題デザイン研究	14
2.2.3	学習コミュニティデザイン研究	16
2.3	エージェント・ベース・モデルの進展	18
2.3.1	エージェント・ベース・モデル研究	18
2.3.2	複雑二重ネットワークモデル研究	20
2.4	本研究の位置づけ	21
2.5	まとめ	23
<b>3</b>	<b>レクチャー形式の授業における学習デザインの研究</b>	<b>25</b>
3.1	はじめに	25
3.2	モデリング概要	25
3.2.1	概要	25
3.2.2	利用データ及び用語の定義	28
3.2.3	内部ネットワーク定義	30
3.2.4	理解確率モデル	30
3.2.5	教材構造モデル	30
3.2.6	社会ネットワーク定義	35
3.2.7	複雑二重ネットワーク知識教授シミュレーションモデルの定義	36
3.3	実験と結果	40
3.3.1	リアル教室での教授方略の比較検証	40

3.3.2	リアル教室での学習者配置の比較検証 . . . . .	43
3.4	おわりに . . . . .	48
<b>4</b>	<b>グループ学習と習熟度別学習における学習デザインの研究</b>	<b>49</b>
4.1	はじめに . . . . .	49
4.2	モデリング概要 . . . . .	49
4.3	実験と結果 . . . . .	50
4.3.1	リアル教室でのグループ学習モデルによる効果検証 . . . . .	50
4.3.2	リアル教室での習熟度別学習モデルによる効果検証 . . . . .	55
4.4	おわりに . . . . .	59
<b>5</b>	<b>アダプティブラーニングにおける学習デザインの研究</b>	<b>60</b>
5.1	はじめに . . . . .	60
5.2	モデリング概要 . . . . .	60
5.3	実験と結果 . . . . .	69
5.3.1	リアル教室でのアダプティブモデルの検証 . . . . .	69
5.3.2	リアル教室でのコーチングモデルの検証 . . . . .	74
5.3.3	リアル教室でのアダプティブ協調学習モデルによる効果検証 . . . . .	77
5.3.4	オンライン教室でのマッチングモデルによる効果検証 . . . . .	85
5.4	おわりに . . . . .	89
<b>6</b>	<b>結論</b>	<b>90</b>
6.1	本研究の結論 . . . . .	90
6.2	今後の展開 . . . . .	93
6.3	むすび . . . . .	93
	<b>謝辞</b>	<b>95</b>
	<b>参考文献</b>	<b>96</b>

## 目次

1	1週間のうち、教室の授業でデジタル機器を利用する時間（出典：OECD生徒の学習到達度調査【PISA】～2018年調査補足資料～ 生徒の学校・学校外におけるICT利用【外国語】）	7
2	複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション概要	26
3	シミュレーションモデル概要	27
4	モデル推定用正答履歴データ	29
5	クラス内正答履歴データ	29
6	席・グループデータ（左右ペア協調学習の場合）	29
7	X1-X5のICC	31
8	項目反応理論による理解確率モデル	32
9	ベイジアンネットワークによる教材構造モデル	34
10	複雑二重ネットワーク知識教授シミュレーションモデルのアルゴリズム	38
11	教授方略ごとの達成度の推移	42
12	左右ペア協調学習化の概要	43
13	左右ペア協調学習の集中配置と分散配置の配置パターン	45
14	生徒の能力一覧	46
15	左右ペア協調学習モデルにおける教授方略1と4の達成度の平均推移	47
16	グループ化の概要	50
17	グループ協調学習モデルにおける教授方略毎の達成度の平均推移	52
18	グループ協調学習の集中配置と分散配置の配置パターン	54
19	習熟度別クラス配置パターン	57
20	アダプティブ化の概要	61
21	アダプティブ協調学習モデルのアルゴリズム	66
22	アダプティブマッチングモデルのアルゴリズム	67
23	アダプティブモデルの概要	70
24	アダプティブモデルの達成度の推移	71
25	内部ネットワークを実装しないモデルのアルゴリズム	72
26	内部ネットワークを実装しないモデルの達成度の推移	73

27	コーチングモデルの概要 . . . . .	75
28	アダプティブコーチモデルの達成度の推移 . . . . .	76
29	アダプティブ協調学習モデルの概要 . . . . .	79
30	アダプティブ協調学習モデルの配置パターン(上段：アダプティブ左右ペア 協調学習、下段：アダプティブグループ協調学習) . . . . .	80
31	アダプティブ左右ペア協調学習（分散）の達成度の推移 . . . . .	81
32	アダプティブ左右ペア協調学習（集中）の達成度の推移 . . . . .	82
33	アダプティブグループ協調学習（分散）の達成度の推移 . . . . .	83
34	アダプティブグループ協調学習（集中）の達成度の推移 . . . . .	84
35	オンライン化の概要 . . . . .	85
36	アダプティブマッチングモデルの概要 . . . . .	87
37	マッチングモデルの達成度の推移 . . . . .	88

## 表目次

1	先行研究と本研究の位置づけ . . . . .	21
2	複雑二重ネットワーク知識教授モデルの学習デザインのODDプロトコル . . .	39
3	教授方略による平均教授回数比較 . . . . .	40
4	協調学習モデルの平均教授回数の比較 . . . . .	51
5	協調学習モデルの集中配置と分散配置の平均教授回数 . . . . .	55
6	習熟度別クラスと混在クラスの平均教授回数比較 . . . . .	58
7	習熟度別クラスのクラス別平均教授回数比較 . . . . .	58
8	アダプティブラーニングにおける学習デザインのモデル概要 . . . . .	65
9	アダプティブラーニングにおける学習デザインのODDプロトコル . . . . .	68
10	アダプティブ協調学習と非アダプティブ協調学習モデルの平均教授回数比較	78

# 1 序論

## 1.1 背景

成長のかたちは、一人ひとり違う。情報時代が深化していくなかで、一人ひとりにあわせた成長支援ができる学習環境づくりの可能性が広がっている。教育とテクノロジーを組み合わせたEdTechが生まれ、教育領域におけるイノベーションが注目を集めている。膨大な学習履歴が蓄積されるようになり、その履歴を分析することで、それぞれの学習者に適応した学習を提供するアダプティブラーニングといった技術[DL12]も生み出されてきている。そういった流れのなかで、世界的に学習者中心の指導のパラダイム転換も求められている[RBM16]。学習者中心の教育パラダイムを通して、一人ひとりのもっている能力をうまく引き出し、支援し、最大の学習効果を生み出すことを実現しようと、様々な研究が行われ、レビューされている[BBC00]。

その実現を下支えする学校の教室におけるICT利活用も、Fig.1のように、一部の国で進んでいる。一方で、日本でのICT利活用は、OECDの平均を大きく下回っている。この状況に対して、日本では、GIGAスクール構想という、「1人1台端末と、高速大容量の通信ネットワークを一体的に整備をすることで、特別な支援を必要とする子供を含め、多様な子供たちを誰一人取り残すことなく、公正に個別最適化され、資質・能力が一層確実に育成できる教育ICT環境を実現する」「これまでの我が国の教育実践と最先端のICTのベストミックスを図ることにより、教師・児童生徒の力を最大限に引き出す」[文部A]という構想を掲げ、新しい教育ICT環境を実現するための検討が進んでいる。

GIGAスクール構想では、「一斉学習」「個別学習」「協同学習」といったこれまでの教育実践の蓄積に、ICT利活用を組み合わせることで、学習活動の一層の充実を実現しようとしている。これは、従来の一斉に全員に教える役割から、ICTを利活用しながら、一人ひとりを個別サポートしたり、協同学習がうまくいくようにコーディネートしたりと、多様な授業形式にあわせて、教員が様々な役割を担うシーンがさらに増えていくことを示唆している。学習者中心の教育パラダイムシフトがさらに加速する構想であり、今後教室のICT環境が整備されていくなかで、学習効果を高めるために、そのICT環境をいかに利活用して、学習者中心の学習デザインを生み出していくかが重要になってくると考えられる。

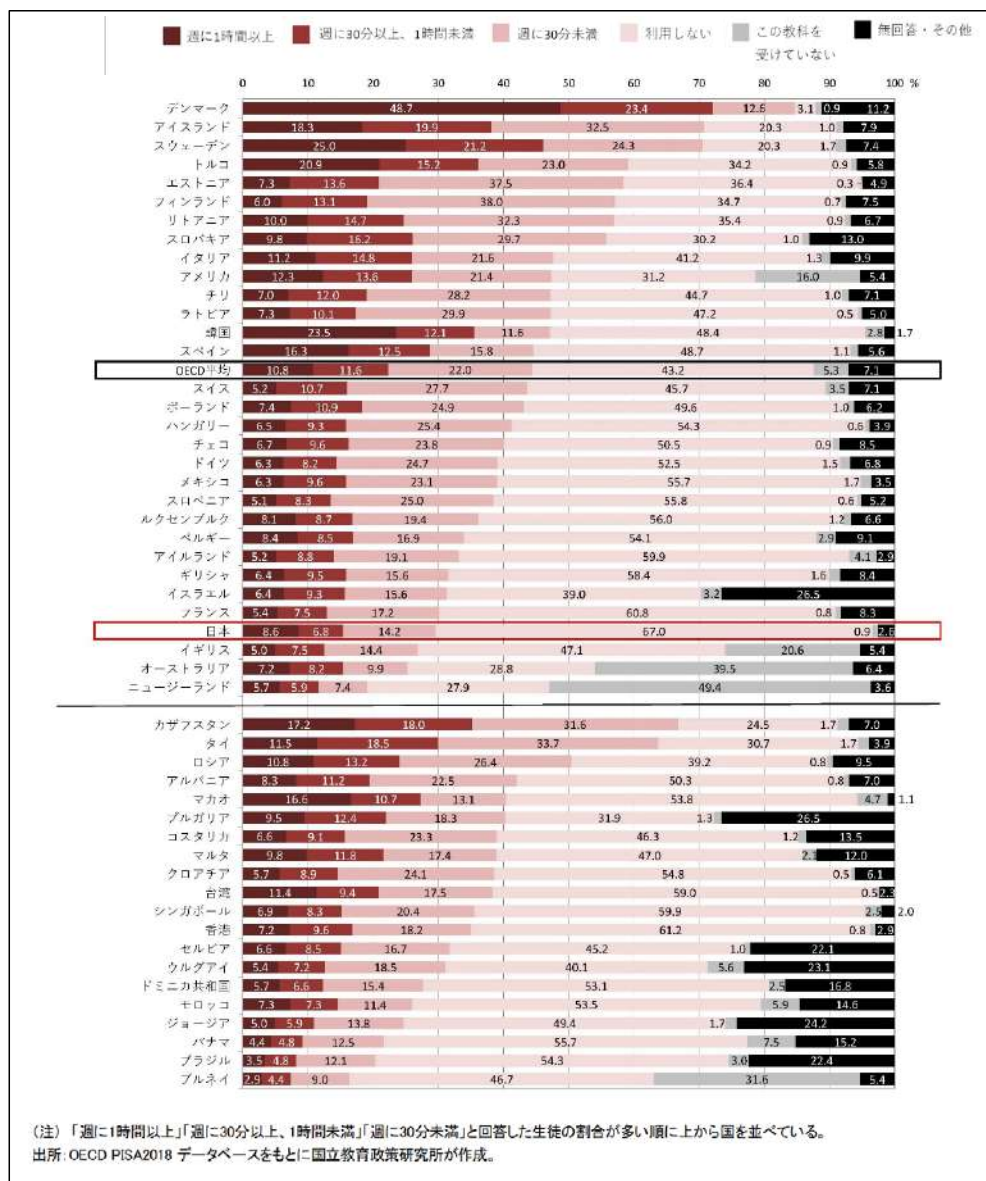


Fig. 1: 1週間のうち、教室の授業でデジタル機器を利用する時間（出典：OECD生徒の学習到達度調査【PISA】～2018年調査補足資料～ 生徒の学校・学校外におけるICT利用【外国語】）



## 1.2 目的

学習者中心の教育を実現するため、教室のICT環境を整備し、授業形式も多様化させていくなかで、それらの要素をいかに組み合わせて、学習効果の高い環境をつくるか、その問いに対する答えを探すうえで、学習デザインへの期待は高い。これまで、「実践現場の問題を拾い上げて理論的な検討を加えて実践をデザインし、改善を重ねながら徐々に実践を向上させ、その成果をデザイン原則にまとめていく」[鈴木19]といったデザイン研究が方法論として注目されてきた。そして、このような実践に基づくデザイン研究は非常に多く発表されている[AS12][鈴木13]。一方で、教育現場で学習デザインの効果検証を行う場合、「統制群との比較で厳密な研究成果をとりまとめることが困難であるばかりか、倫理的な問題にもなりかねない」[鈴木19]という課題があり、あえて教育効果の低い環境をつくり、実験することは、困難を伴う。

授業実践データの分析を通じたデザイン研究以外にも、「コンピュータ・シミュレーションによって学習という「複雑な (complex)」現象に迫る構成的アプローチ」[安武11]によるデザイン実験アプローチ研究も提案されている。本研究は、この構成的アプローチによる学習デザイン研究の系譜に沿うものであり、「一斉学習」「個別学習」「協同学習」といった授業において、学習デザインを変更することによる、学習効果に対する影響を、シミュレーションできる仕組みを提案する。新しくICT環境が整備され、新しい要素を組み合わせ、学習効果の高い環境を探索、発見していく重要性が高まるなかで、授業実践による学習デザイン研究と相互に補完し、学習者中心の学習環境づくりに資する仕組みをつくるのが目的である。

多層的な要素を統合したシミュレーションモデルを構築する手法としてエージェント・ベース・モデリング[Axe99][EA96][GT99][和泉17]がある。エージェント・ベース・モデルは、「エージェント」と呼ぶ内部状態と意思決定・問題解決能力と他エージェントとの通信能力とを備えた複数の主体によるボトムアップなモデル化を試みることができ、創発的な現象やシナリオを分析することができる[寺野04][寺野10][寺野13]。

近年、社会ネットワークと内部ネットワークという二つのネットワークからエージェント・シミュレーションを行う複雑二重ネットワークモデル[寺野08][國上09][KKYY+10]が提案されている。複雑二重ネットワークモデルは、内部ネットワークとして、ネットワーク構造で構造化された知識・概念を表現し、社会ネットワークとして、内部ネットワーク

を有するエージェント同士が、隣接相互作用により内部ネットワークの知識・概念を伝播・学習させる社会を表現し、マイクロ・マクロで異質なネットワークを統合的なモデルとして、表現することができる手法である。

本研究では、この複雑二重ネットワークモデルをベースに、教育領域に応用した、学習者中心の学習デザインを考察するための仕組みを提案する。具体的には、学習者一人ひとりの知識理解状態、知識の構造を表現した内部ネットワークと、学習環境を表現した社会ネットワークからなる「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」であり、学習者一人ひとりの理解の状態、学ぶ知識の構造、協調効果といった、複数の要素を統合し、教室での学びに対するクラス全体の学習効果を比較することができる仕組みである。

そして本研究では、「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」により、一斉学習を表す「レクチャー形式」の授業のモデルから、協同学習を表す「左右ペア協調学習」「グループ協調学習」を取り入れたモデルや、習熟度別学習を取り入れたモデル、個別学習を表す「アダプティブラーニング」を取り入れたモデルを通して、学習デザインの違いによるクラス全体の学習効果の変化を考察する。

本研究を通し、学習内容、一人ひとりの成長の状態、人と人とのつながりといった、学習環境における様々な要素を統合的にデザインし、分析できる仕組みを考え、学習効果を高める個々の要素を探求するのではなく、学習効果を高められる複数の要素を組み合わせ、それらの組み合わせとしての学習デザイン効果を検証することで、学習デザイン研究の発展に寄与したい。

### 1.3 構成

以下に研究の構成を示す。

#### 【2章】関連研究

学習者中心の教育の実現を目指した、学習デザイン研究の系譜を、学習課題デザインに着眼するアプローチと、学習コミュニティデザインに着眼するアプローチを軸に俯瞰し、本研究の位置づけを説明する。また、課題解決のために利用した、本研究の土台となっている「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」を構築するために

参照した，エージェント・ベース・モデル研究を整理し，その有用性を説明する．

### 【3章】レクチャー形式の授業における学習デザインの研究

複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションという，「内部ネットワーク」「社会ネットワーク」の2つのネットワークにより，リアル教室におけるレクチャー形式の学習効果をシミュレーションする仕組みを構築する．そして，「教授方略が学習効果に与える影響」「学習者配置が学習効果に与える影響」を検証する．

「教授方略が学習効果に与える影響」については，教授方略を学習手順生成ルールと定義し，複数の教授方略による学習効果の違いを検証する．「学習者配置が学習効果に与える影響」については，左右ペア協調学習という席が左右の生徒同士で協調学習を行う学習環境をつくり，「集中配置」と「分散配置」という2つの席の配置パターンを準備し，比較検証する．

### 【4章】グループ学習と習熟度別学習における学習デザインの研究

複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションを拡張し，リアル教室におけるグループ学習，習熟度別学習の学習効果をシミュレーションする仕組みを構築する．そして，「グループ協調学習が学習効果に与える影響」「習熟度別学習が学習効果に与える影響」を検証する．

「グループ協調学習が学習効果に与える影響」については，6人ごとのグループで協調学習を行うケースを想定し，「集中配置」と「分散配置」という2つの席の配置パターンを準備し，比較検証する．また「習熟度別学習が学習効果に与える影響」については，学力に応じた3つの習熟度別クラスを準備して授業を行うケースと，学力層の異なる生徒を混在して授業を行うケースを準備し，比較検証する．

### 【5章】アダプティブラーニングにおける学習デザインの研究

複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションを拡張し，アダプティブラーニングの学習効果をシミュレーションする仕組みを構築する．「アダプティブモデル」というアダプティブラーニングシステムを利用した学習環境，「アダプティブコーチングモデル」というアダプティブモデルに学習者をサポートする教師による支援を加えた学習環境，「アダプティブ協調学習モデル」というアダプティブコーチングモデルに生徒同士

の協調学習を組み合わせた学習環境, 「アダプティブマッチングモデル」というオンライン教室を想定し, アダプティブラーニングモデルに生徒間の協調学習を活性化させるマッチングを行う教師による支援を加えた学習環境という, 4つの学習環境を検証する.

アダプティブ協調学習モデルについては, 左右ペアでの協調学習とグループでの協調学習といった協調学習のタイプ, 席の配置といった要素を変更し, 比較検証も行う. そして, リアル教室, オンライン教室における学習デザインの違いによる学習効果の変化を検証する.

## 【6章】 結論

本研究のまとめを行う.

## 2 関連研究

### 2.1 はじめに

本章では、本研究の関連研究として、現在の学習デザイン研究の系譜について俯瞰する。そして、「学習課題デザイン研究」と「学習コミュニティデザイン研究」を軸に、本研究の位置づけを定義する。そのうえで、本研究の土台となっている「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」を構築するために参照した、エージェント・ベース・モデル研究を整理しながら、その有用性を説明する。

### 2.2 学習デザイン研究の進展

#### 2.2.1 学習デザイン研究の系譜

学習者中心の教育の実現を志向し、一人ひとりに最適な学習デザインを目指した先駆的な活動として、デューイの進歩主義教育[Dew97][Dew99][Dew38]とキャロルとブルームの完全習得学習[Blo68][Car68]がある。

デューイの進歩主義教育では、経験を通して、その振り返りを通して、学習者は学ぶことに着目し、社会的相互作用のなかでその経験が積み上げられていくことを重要視する[RBM16]。①社会プロセスを通じた経験に基づく教育の重要性、②教師の役割を指導者から、学びのプロセスにおけるファシリテーターとすることの重要性、③学習者の能動的な参加とオーナーシップの重要性につながる、先駆的な活動である[RBM16]。

キャロルとブルームの完全習得学習では、学校教育において、一律で同じ時間で学習することによって、ついていけなくなる学習者が発生している点に着目し、一人ひとりの理解力を踏まえて、その個人差を考慮した学習デザインの重要性を提言している[RBM16]。

これらの先駆的研究を系譜に、「何を教えるか」「どのように評価するか」「どのように教えるか」という3つの視点で、学びの質を向上させるための研究は進展する。

「何を教えるか」という視点では、カリキュラム理論という形で研究が進んでいる。近年ではテクノロジーの進展や協調的な問題解決力の重視を背景に、21世紀型スキル[GMC12][白水14]といった拡張されたカリキュラムについても研究が進んでいる。

「どのように評価するか」という視点では、学習評価理論という形で研究が進んでいる。学習評価は、次の「行動主義」「認知主義」「構成主義」「社会的構成主義」という学習理

論の枠組みとともに、知識観の変遷を経ながら、発展してきた[植野10][加藤08][吉川10].

1. 行動主義：客観的に観察可能な刺激と反応との連合で行動を説明できるとする考えに基づく学習理論
2. 認知主義：人間の認知過程を情報処理システムに見立て、認知過程をコンピュータプログラムの形で表現しようとする学習理論
3. 構成主義：学習を認識の枠組みの発達と考え、一人ひとりが自ら知識を構築することと考える学習理論
4. 社会的構成主義：学習は社会的な営みにおいて共同体のなかで育まれるものと考え、他者との相互作用を重要視する学習理論

行動主義や認知主義が知識は普遍的に真なものであるという絶対的な知識観に基づいているのに対し、構成主義や社会的構成主義は現実的な文脈での課題を重要視し、課題解決を図る力を重要視している。そのため、この重要視することにあわせ、それぞれで評価対象や評価方法は研究されている。

行動主義や認知主義は、評価対象としてテストの点数を重視し、評価方法として能力測定などのテストが利用される。評価方法としてのテストは、近年eテストイング[赤倉16][植野09A][植野09B][植野10]というWeb上でテストを実施する仕組みの研究も進んでいる。特に適応型テスト（CAT）[植野10]の研究は、テスト理論における項目反応理論（IRT）の研究をもとに、テスト項目の回答履歴から、一人ひとりの能力を推定し、その能力に最適化する形で学習課題の順序を最適化することができ、注目されている。

構成主義や社会的構成主義は、評価対象として学習者のパフォーマンスやプロセスを重視し、評価方法としてポートフォリオなど、学習活動のプロセスを通じた学習成果物や記録を利用する。評価方法としてのポートフォリオは、近年eポートフォリオ[Gol07][植野10][森本08][森本11][森本18]という電子的な形式で扱う仕組みの研究も進んでいる。

「どのように教えるか」という視点では、教授理論という形で研究が進んでおり、学習課題デザインに着眼するアプローチ、学ぶ共同体としての学習コミュニティデザインに着眼するアプローチがある。学習課題デザインに着眼するアプローチでは教材構造や学習手

順について、学習コミュニティデザインに着眼するアプローチでは協調学習について、研究が進んでいる。

### 2.2.2 学習課題デザイン研究

学習課題デザインに着眼するアプローチは、複数の学習課題の順序関係に着目して、構造化するアプローチであり、教材の構造化法、学習課題の系列化法など教材構造を分析する形で、研究されている[松居10]。学習課題の順序関係に着目して構造化したものを教材構造グラフといい、構造化された教材構造グラフを一次元に配列するアルゴリズムを学習課題の系列化という。この教材構造分析は、教育評価のあり方[梶田01]、学習成果の種類や関係性を分類するブルームの教育目標分類学[Blo56]、インストラクショナルデザイン[Gag05][RBM16][鈴木19]におけるガニエの教授分析での学習階層図[Gag05]などを系譜として、発展してきた研究であり、熟達者の研究と結びつけて、知識構造化を研究したものもある[CFG81]。数理モデルを導入した研究も進んでおり、先駆的な手法として、コースアウトライン決定法[沼野76][沼野86]、項目関連構造分析（IRS分析）[竹谷91]がある。コースアウトライン決定法は、目標行動と下位目標行動からなる有向グラフに基づく学習課題について、系列化を行うことのできる手法である。また、IRS分析は、順序性係数という尺度を利用して教材構造グラフを推定する統計的な手法である。

コースアウトライン決定法による学習課題の系列化は、教員の持つ暗黙知を形式知として表出し、整理するといううえで有用な手法である。また項目関連構造分析は順序性係数という客観的な指標を導入した点で優れている。一方でこれらの手法は構造化を目的としており、知識間の依存関係を計量化することは困難である。この課題に対して、近年確率推論手法を取り入れ、構造化に加え、知識間の依存関係の計量化を行える手法の研究が進んでいる。

確率推論手法において、ベイズ・アプローチという理論的枠組みが考案されており、その理論的枠組みを応用したものとして、ベイジアンネットワークがある。ベイジアンネットワーク[JN07][KF09][Pea88][繁樹06][豊田08]は、事象間の依存関係を計量化し、不確実な事象を確率推論することができる計算モデルである。各事象を確率変数として取り扱い、複数の事象間の依存関係を確率変数どうしの確率的な依存関係として、各事象をノード、依存関係を示す矢印をアークとしたグラフの形で表現する。ベイジアンネットワークのモデルで用いるグラフは、非循環有向グラフと呼ばれ、アークは方向性を持ち、この方向

はノード間の因果の方向と解釈される。ベイジアンネットワークでは、確率分布を条件付き確率表で表現することができ、ノード間の関連性の影響を計量化することができる。また多変量データからベイジアンネットワークの構造推定を行う手法も研究されており、Greedyアルゴリズムを利用した欲ばり法という手法がよく利用される。

このフレームワークを教育分野に応用した研究として、グラフィカル・テスト理論[植野94][植野00]がある。グラフィカル・テスト理論は、学習項目をノード、学習項目間の依存関係を有向リンクとして、知識構造を表現する。さらに項目反応理論 (IRT) を拡張した項目関連構造分析[Uen02][橋本11A]やベイジアン・ネットワークIRT[HU11][橋本11B]も提案されており、この手法を活用することで学力と知識構造を包括的に分析することもできるようになってきている。

項目反応理論[Bir68][DH06][加藤14][豊田12][服部11]は、テスト理論という学習者の理解の状態の把握、つまり学力評価の研究のなかで、発展してきた理論である。項目反応理論は、項目への反応に基づいて、学習者の能力や項目の難易度・識別力を関数として表現したものである。

項目反応理論には、パラメータ数に応じて、1母数ロジスティック (1PL) モデル、2母数ロジスティック (2PL) モデル、3母数ロジスティック (3PL) モデルといった計算モデルがある。選択式問題等の当て推量があり得る場合は 3PLモデルを利用し、記述式問題等の当て推量が発生する可能性があまりない場合は、識別力 (Discrimination)、困難度 (Difficulty) を母数とした2PL モデルを利用する機会が多い。なお1PLモデルは、2PLモデルの識別力の値をすべての項目で等しいと仮定したモデルである。2PLモデルは式1のように表現できる。式1の各記号は、 $\theta = Ability$ 、 $a_j = Discrimination$ 、 $b_j = Difficulty$ 、 $D = 1.7$ 、 $P_j = Probability$ を表す。式1は、項目特性曲線 (ICC) として表現できる。ICCは、縦軸を項目への正答確率、横軸を学習者の能力としており、これを利用することで学習者の能力ごとの項目の正答確率を知ることができる。

$$P_j(\theta) = \frac{1}{1 + e^{(-Da_j(\theta - b_j))}} \quad (1)$$

識別力や困難度は項目母数、学習者の能力は能力母数と呼ぶ。項目母数と能力母数を推定する手法についても研究が進んでいる。項目母数の推定方法としては、EMアルゴリズム



ムを用いた周辺最尤推定法があり、能力母数の推定方法としては、最尤推定を利用する方法とベイズ推定を利用する方法がある。項目反応理論は局所独立の仮定を前提とするが、局所独立の仮定を課さないモデルも提案されている[WBW07]。

さらに学習課題デザインを、一人ひとりに最適化する試みも行われており、学習評価における適応型テスト（CAT）[植野10]や教授における個人化教授システム（PSI）として、研究が進んでおり、実用化も進んでいる。適応型テスト（CAT）は能力評価の仕組みとして、資格試験などで実用化が進んでいる。また、個人化教授システムは個人にあわせたインストラクションを行うシステムであり、先駆的なものとして、行動主義的アプローチを、プログラム学習の文脈で実行したケラーの研究[Kel68]があり、現在オンライン学習に適用されるケースが増えており、実用化が進んでいる[CKM06][Eyr07][FFPH14]。

さらに、個別化に必要な要素についての研究[Mil06]も進んでおり、「注意」「関連性」「自信」「満足感」「意思」といった点をポイントにモチベーションに着目したARCS-Vモデル[Kel16]、「学習課題」「支援情報」「手続き情報・フィードバック」「課題の部分練習」といった点をポイントにジャストインタイムティーチングといった能動的学習に着目した4C/IDモデル[MCC02]、「一般的な説明」「例示」「フィードバック付き練習」といった点をポイントにリアル世界から課題化したタスク中心アプローチに着目した3部構成スキル開発モデル[Mer02][Mer06][Mer07]といった教授モデルも提案されている。

今後はさらにこれらの研究をもとに、モチベーションを考慮した学習課題の個別最適化、フィードバックのあり方や教える方法を考慮した学習課題の個別最適化についても、実用化が進んでいくと考えられる。

### 2.2.3 学習コミュニティデザイン研究

学習コミュニティに着眼するアプローチとしては、協調学習の効果分析を通して学習コミュニティデザインを考察する研究が行われている。協調学習の価値は明らかにされており[JJH02][秋田10]、近年の学習科学[大島13][三宅06][三宅14]の進展とともに、研究が進んでいる。CSCLという協調学習支援環境を導入した環境における学習過程の分析に焦点をあてた質的研究や、協調学習など学習形態の違いによる学習効果を質問紙やログデータなどを利用して分析した研究、コミュニケーション活動の可視化や指標化や分析手法の研究がある。CSCLとは協調学習支援環境[大島02][大島09]であり、学習科学におけるコンピュータによるサポートを研究の中心にすえた分野を指すこともある。

協調学習支援環境を導入した環境における学習過程の分析は世界的に行われており[SB93][SBMS+89], 国内でも例えば質的研究として, CSCLシステムを導入した協調学習環境における, メンタリング活動を通じた, 学習環境の形成的評価の研究[大島05]がある.

協調学習など学習形態の違いによる学習効果を質問紙やログデータなどを利用して分析した研究としては, 例えば, 実証授業を通して, 最終レポートの評定値の結果で考察した研究[大島02], 掲示板協調型実習とチャット協調型実習を小テストと実習課題による成績評価で比較した研究[筧05]がある. また, 遠隔地間でインターネットを利用した分散協調学習と対面による集合協調学習をそれぞれ実施し, テスト成績を比較した実証研究[中山06]もある.

コミュニケーション活動における可視化研究としては, 例えば電子掲示板の議論内容と個々の学習者との関係をコレスポネンス分析を用いて可視化する研究[望月04]があり, 指標化研究としては, 例えば電子掲示板上の各学習者の参加状態や, 発言の傾向を把握するのに適した指標を検討した研究[松河04]がある. また, 協調学習の分析手法について考察した研究もあり, 例えば, 協調学習研究が階層的データを取り扱うことが多い点に着目し, その分析手法の整理を行った研究[北村10]や複雑ネットワークの解析手法を応用して, コミュニケーション・ネットワークの構造的な特性を分析した研究[安武07]がある.

さらに構成的なアプローチとして, シミュレーションを取り入れたコミュニティデザイン研究も行われている. 構成的アプローチとは, 「ある論理のもとで構成された人工世界をつくり, それと現実世界との対応を探る」[金子98]アプローチと定義する. スピン系の力学モデルを応用し, 学習環境の分析モデルへ拡張した研究[BA01][BA03][Yau06]をもとに, 協調学習空間におけるネットワーク構造を考慮して, 複数の異なるネットワーク・トポロジーを与え, ネットワークのトポロジーが学習効果に対して与える影響についてシミュレーションによる分析を行った研究[安武11]がある. 2次元Ising Modelにネットワーク構造を組み込み, シミュレーション分析を行うことで, 学習効果に対する学習環境としてのネットワーク構造の重要性を明らかにしている.

また, シミュレーションと実証検証を組み合わせた研究もはじまっている. ボットエージェントを社会的ネットワークに埋め込み, ボットのランダムな振る舞いの度合いをシミュレーションし, 変化させることで, オンライン上での協調行動ゲームにおける集団の協調行動がどのように変化するかを検証した研究[SC17]も行われている. ボットのシミュレ

ーションを通して、社会的ネットワークにおける、集団の協調行動に対する個人の振る舞いの影響を検証しており、シミュレーションを取り入れつつ、実社会空間での実証検証まで行った研究で、コミュニティに対する影響を考察している。

## 2.3 エージェント・ベース・モデルの進展

### 2.3.1 エージェント・ベース・モデル研究

多層的な要素を統合したシミュレーションモデルを構築する手法としてエージェント・ベース・モデリング[Axe99][EA96][GT99][和泉17]がある。エージェント・ベース・モデルは、「エージェント」と呼ぶ内部状態と意思決定・問題解決能力と他エージェントとの通信能力とを備えた複数の主体によるボトムアップなモデル化を試みることができ、創発的な現象やシナリオを分析することができ[寺野04][寺野10][寺野13]、下記の特徴を持っている[寺野10]。

1. 「ミクロ的な観点においてエージェントが（個別の）内部状態を持ち、自律的に行動・適応し、情報交換と問題解決に携わる点」
2. 「その結果として対象システムのマクロ的な性質が創発する点」
3. 「エージェントとエージェントを囲む環境とがミクロ・マクロリンクを形成し、互いに影響を及ぼしあいながら、システムの状態が変化していく点」

エージェント・ベース・モデルは、「エージェント間のミクロレベルのインタラクションで創発するマクロな現象，ならびに，それがトップダウンにエージェントに影響を与えるというミクロマクロ・リンクの現象の分析に有用である」[寺野10]。

またエージェント・ベース・モデルによる研究において，現実社会の再現度の評価・検証方法についての研究も進んでいる[RR11][倉橋99][倉橋13][高橋13]。そして，オペレーションズ・リサーチの視点との比較[出口04]なども進んでいる。検証方法についての研究のなかに，パターン指向モデリングという手法[GRBJ+05][RH02][倉橋13]がある。「モデルを現実を写しとるためのフィルターと考え，フィルターを通して抽出された観測データをパターンと呼ぶ。パターンは，現実の現象よりもシンプルでわかりやすい質的な情報」

[倉橋13]を指し、パターン指向モデリングでは、特徴的なパターンを適切に生成する特性を探索する。またODDプロトコル[GBBE+06][GBDP+06]が、エージェント・ベース・モデルの実装において、使うことが推奨されており、モデル構成要素や状態変数の設計を行う際に有用である[倉橋13]。

エージェント・ベース・シミュレーションの教育領域での研究としては、「学級集団構造の変化を解析するために、学級集団のマルチエージェントモデルを提案」[鳥海07]した研究がある。教師が介入することで、学級集団の関係性にどのような影響があるかを考察した研究であり、エージェント・ベース・シミュレーションでいじめ問題を考察する研究[田中10]へと展開されている。一方で、エージェント・ベース・シミュレーションで、学級集団における学習効果を考察した研究はまだない。

そこで本研究は、エージェント・ベース・モデルの特徴をおさえ、手法を活かして、「個別の内部状態」は「生徒一人ひとりの学習進捗」、「創発するマクロ的な性質」は「教室全体の学習進捗」、「システム状態の変化」は「学習環境の変化」と当てはめることで、学習効果の高い環境を発見するための仕組み化を行う。エージェント・ベース・モデリングを取り入れた理由は3つある。

1. 学習効果の低い学習を実践現場で提供することは、倫理的な問題になり得るが、エージェント・ベース・モデリングなどシミュレーション上で比較検証できるアプローチは、そういった環境も問題なく検証できる。
2. 学習内容、生徒の状態、学習環境といった、複数の要素を組み合わせる学習デザインは、その変数の組み合わせパターンが膨大になる。授業実践で、その膨大なすべての組み合わせパターンを試すことは難しい。エージェント・ベース・モデリングなどシミュレーション上で比較検証できるアプローチは、条件を変更することで組み合わせパターンを試すことができ、たくさんのパターンを試すことができる。
3. 学習者中心のパラダイムにおいては、教室内の一人ひとりの学習者の挙動と、教室にいる教師、学習者間で創発されるインタラクションが大切になる。エージェントの振る舞いと、エージェント間の相互作用から、創発的に起こる現象をモデル化し、シミュレーションすることができるエージェント・ベース・モデリングは、一人ひとりに着眼している点で特に親和性が高く、有用である。

これらのメリットを踏まえて、本研究ではエージェント・ベース・モデリングを取り入れる。

### 2.3.2 複雑二重ネットワークモデル研究

モデリングにおいてネットワークモデルを組み込んだ研究も進んでおり、社会ネットワークと内部ネットワークという二つのネットワークからエージェント・シミュレーションを行う複雑二重ネットワークモデル[KKYY+10][國上09][寺野08]が提案されている。複雑二重ネットワークモデルは、内部ネットワークとして、ネットワーク構造で構造化された知識・概念を表現し、社会ネットワークとして、内部ネットワークを有するエージェント同士が、隣接相互作用により内部ネットワークの知識・概念を伝播・学習させる社会を表現し、ミクロ・マクロで異質なネットワークを統合的なモデルとして、表現することができる手法である。この手法を利用することで、学習者一人ひとりの知識理解状態、知識の構造、学習環境を組みあわせて考察することができるため、学習効果の高い環境を発見するための仕組みをつくることができると考えた。

複雑二重ネットワークモデルを利用する理由は3つある。

1. 学ぶ対象である知識について、知識間の関係性をネットワークの形で扱うことができ、知識構造を表現できる。
2. 教室内の生徒間の関係性をネットワークの形で扱うことができ、協調関係を表現できる。
3. 学習者一人ひとりを表すエージェントに、一人ひとり異なる特徴を持たせることができ、エージェント間で相互作用し、ミクロ・マクロで異質なネットワークを統合的に表現できる。

これらの理由を背景に、複雑二重ネットワークモデルを応用し、学習者一人ひとりの知識理解状態、知識の構造を表現する内部ネットワークと、教室内の学習環境で発生する相互作用を表現する社会ネットワークを統合した複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションとしてモデル構築を実現する。そして、学習者一人ひとりの理解の状態、学ぶ知識の構造、協調効果といった、複数の要素を統合し、教室での学びに対するクラス全体の学習効果を検証する。

Table 1: 先行研究と本研究の位置づけ

		実践的アプローチ	構成的アプローチ	
学習デザイン研究	学習課題デザイン	・教材構造分析による学習課題デザイン研究	・本研究 (教授方略モデル)	・本研究 (統合的モデル)
	学習コミュニティデザイン	・協調学習の分析を通じたコミュニティデザイン研究	・シミュレーションを取り入れたコミュニティデザイン研究	

## 2.4 本研究の位置づけ

本研究の先行研究に対する位置づけはTable.1のとおりである。まず、教授方略モデルとして、エージェント・ベース・シミュレーションにより、学習課題デザインに着眼するアプローチでの学習デザイン研究を進める。次に、統合的モデルとして、エージェント・ベース・シミュレーションにより、学習課題デザインに着眼するアプローチと、学習コミュニティに着眼するアプローチを組み合わせた学習デザイン研究を進める。

学習デザイン研究において、先行研究として、学習課題デザインに着眼するアプローチと、学習コミュニティデザインに着眼するアプローチがある。学習課題デザインに着眼するアプローチとしては、教材構造分析がある。ブルームの教育目標分類学[Blo56]から、ガニエのインストラクショナルデザインにおける教授分析による学習課題の分類[Gag05]を系譜とした、学習課題の系列化手法についての研究であり、コースアウトライン決定法[沼野76][沼野86]、IRS分析[竹谷91]、ベイズアプローチによるグラフィカル・テスト理論[植野94][植野00]がある。また、適応型テスト[植野10]や個人化教授システム[Kel68]といった、学習課題を、一人ひとりに最適な形にデザインする研究も行われている。一方で、従来の研究においては、協調学習やその座席配置の違いなど、学習環境を変化させた場合に、学習課題デザインがどう変化するかという視点では、研究が進んでいなかった。

学習コミュニティデザインに着眼するアプローチとしては、協調学習の効果分析を通して学習コミュニティデザインを考察する研究が行われており、CSCLという協調学習支

援環境を導入した環境における学習過程の分析に焦点をあてた質的研究[大島05]や、協調学習など学習形態の違いによる学習効果を質問紙やログデータなどを利用して分析した研究[大島02][笈05][中山06]、コミュニケーション活動の可視化[望月04]や指標化[松河04]や分析手法[北村10]の研究が行われている。さらに学習コミュニティに着眼するアプローチでは、構成的なアプローチとして、シミュレーションを取り入れたコミュニティデザイン研究も行われている。ネットワークのトポロジーが学習効果に対して与える影響についてシミュレーションによる分析を行った研究[安武11]がある。ここでの構成的アプローチとは、「ある論理のもとで構成された人工世界をつくり、それと現実世界との対応を探る」[金子98]という分析手法と定義する。これは、「対象をまずコンピュータ・シミュレーションによって構成し、その上で現象の解明に迫ろうという研究アプローチを意味する」[安武11]。なお知識観の説明であげた、認知科学や教育工学の領域で議論されている「構成主義」「社会的構成主義」とは無関係である。このように学習コミュニティに着眼するアプローチによって、一斉学習と協調学習の学習効果の違いが明らかにされ、研究が進んでいる。一方で、従来の研究においては、授業実践を通す、実践的アプローチでは、検証比較用の統制群として学習効果の低い学習を行う必要があるが、学習効果の低い学習をあえて行うことは倫理面で問題になりえるため、そういった倫理面を配慮しながら設計を組み立てる必要があり、学習内容の変数と、協調関係や学習環境の変数を組み合わせた、重層的な設計は難しく、シミュレーションによる研究手法も、協調関係の変数を変更して検証する手法に、とどまっていた。

そこで、本研究では、エージェント・ベース・モデル研究において提案されている「複雑二重ネットワークモデル」を、教育領域に応用し、学習の順序といった学習内容の変数と、協調関係や学習環境の変数を組み合わせて、学習効果をシミュレーションできる仕組みを提案する。これにより、学習課題デザインと学習コミュニティデザインを統合した学習デザインの研究を実現する。具体的には、学習者一人ひとりの知識理解状態、知識の構造を表現した内部ネットワークと、学習環境を表現した社会ネットワークからなる「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」であり、学習者一人ひとりの理解の状態、学ぶ知識の構造、協調効果といった、複数の要素を統合し、教室での学びに対するクラス全体の学習効果を比較することができる仕組みを提案する。

そして本研究では、複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションにより、一斉学習を表すレクチャー形式の授業のモデルから、協同学習を表す「左右ペア協調

学習」や「グループ協調学習」を取り入れたモデル，習熟度別学習を取り入れたモデル，個別学習を表す「アダプティブラーニング」を取り入れたモデルを通して，学習デザインの違いによるクラス全体の学習効果の変化を考察する。

本研究の位置づけから，先行研究に対しての本研究の付加価値は3点ある。

1. 学習課題デザイン研究において，教授方略を学習手順生成ルールと定義し，複数の教授方略による学習効果を，構成的アプローチで，比較検証できる仕組みをつくり，考察する【3章】
2. 学習課題デザインに着眼するアプローチと学習コミュニティデザインに着眼するアプローチを統合し，学習デザインの違いによる学習効果の変化を比較検証できる仕組みに拡張し，考察する【3章, 4章】
3. 「アダプティブラーニングシステムというシステム」，「コーチング，マッチングという教師の役割」という要素を加え，学習デザインの違いによる学習効果の変化を比較検証できる仕組みに拡張し，リアル授業に加え，オンライン授業についても，考察する【5章】

本研究を通して，授業実践の研究だけでは考察しにくかった様々な学習環境を比較検証する。本研究で提案する手法を通し，学習デザイン研究における，アプローチの選択肢を増やし，さらなる研究の発展に貢献したいと考えている。

## 2.5 まとめ

本章では関連研究として，学習デザイン研究の系譜を俯瞰した。そのうえで，学習課題デザインに着眼するアプローチとして，教材構造分析による学習課題デザインの研究をサーベイした。また，学習コミュニティデザインに着眼するアプローチとして，協調学習の分析を通したコミュニティデザイン研究，シミュレーションを取り入れたコミュニティデザインの研究をサーベイした。本研究では，学習課題デザインと学習コミュニティデザインを統合した，新しい構成的な学習デザイン研究アプローチとして，エージェント・ベース・モデルによるシミュレーション手法を提案する。そのために，エージェント・ベース・モデル研究のサーベイを行い，特に本研究のベースになる複雑二重ネットワークモデルの研究について，サーベイを行った。



本研究では、これらの先行研究のサーベイを踏まえ、学習課題デザインと学習コミュニティデザインを統合した、学習者中心の学習デザインを考察するための仕組みを提案する。具体的には、学習者一人ひとりの知識理解状態、知識の構造を表現した内部ネットワークと、学習環境を表現した社会ネットワークからなる「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」であり、学習者一人ひとりの理解の状態、学ぶ知識の構造、協調効果といった、複数の要素を統合し、教室での学びに対するクラス全体の学習効果を比較することができる仕組みを提案する。

以降、3章では、本研究のベースとなる複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションモデルを説明し、レクチャー形式の授業における学習デザインの効果検証を行う。そして、モデル拡張を行い、4章ではグループ学習と習熟度別学習における学習デザインの効果検証を行い、5章ではアダプティブラーニングにおける学習デザインの効果検証を行う。

## 3 レクチャー形式の授業における学習デザインの研究

### 3.1 はじめに

本章では、レクチャー形式の授業における学習デザインと効果検証の仕組みを構築する。リアル教室において、1人の教師が、30人の生徒に一斉授業を行うケースを想定し、モデルを構築する。そして、「教授方略が学習効果に与える影響」「学習者配置が学習効果に与える影響」を検証する。「教授方略が学習効果に与える影響」では、教師の学習内容を教える手順の違いによって、リアル教室におけるクラス全体の学習効果がどのように変化するかを検証する。また、「学習者配置が学習効果に与える影響」では、席が左右の生徒同士で、協調学習を促す学習環境において、学力が高い人と学力が低い人の席の配置の違いによって、リアル教室におけるクラス全体の学習効果がどのように変化するかを検証する。

### 3.2 モデリング概要

#### 3.2.1 概要

本研究で提案する「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションモデル」の概要はFig.2である。内部ネットワークに各学習者の学力に応じた知識の理解確率モデルと教材構造モデルを持たせ、社会ネットワークに教師との関係、席の配置や生徒同士の協調関係といった学習環境モデルを持たせ、両者を統合したモデルとして構築した。本研究では、30名の学習者で構成されたクラスにおいて、X1からX5までの5つの問題に対する学習を教授すると仮定して、クラスの学習者全員が全問正答するまでに、どの問題に対する学習を、どの順番で、何回学習する必要があるかを推定するシミュレーションを構築する。

本シミュレーションでは、「達成度」と「平均教授回数」という尺度を利用する。達成度とは、クラスの学習者全員が全知識を正答する状態を1とした場合の正答状態比率を表し、平均教授回数とは、達成度が1になるまでの教授回数の平均を表す。本シミュレーションは確率的に変動する要素があるため、それぞれ10回のシミュレーションを行っており、その平均を指す。

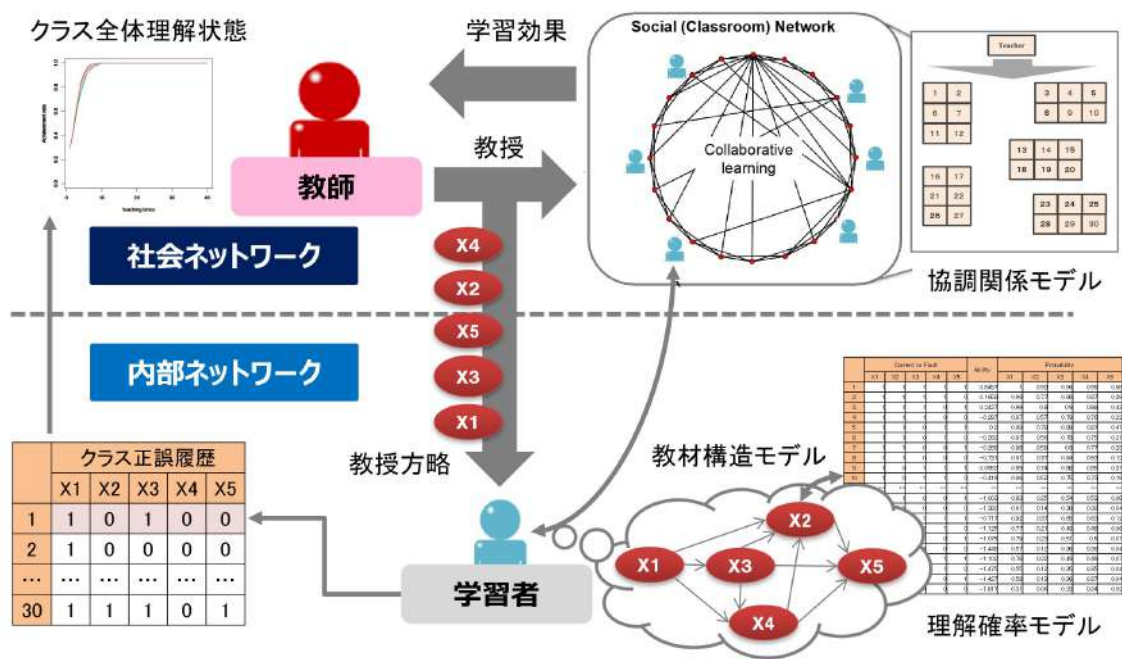


Fig. 2: 複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション概要

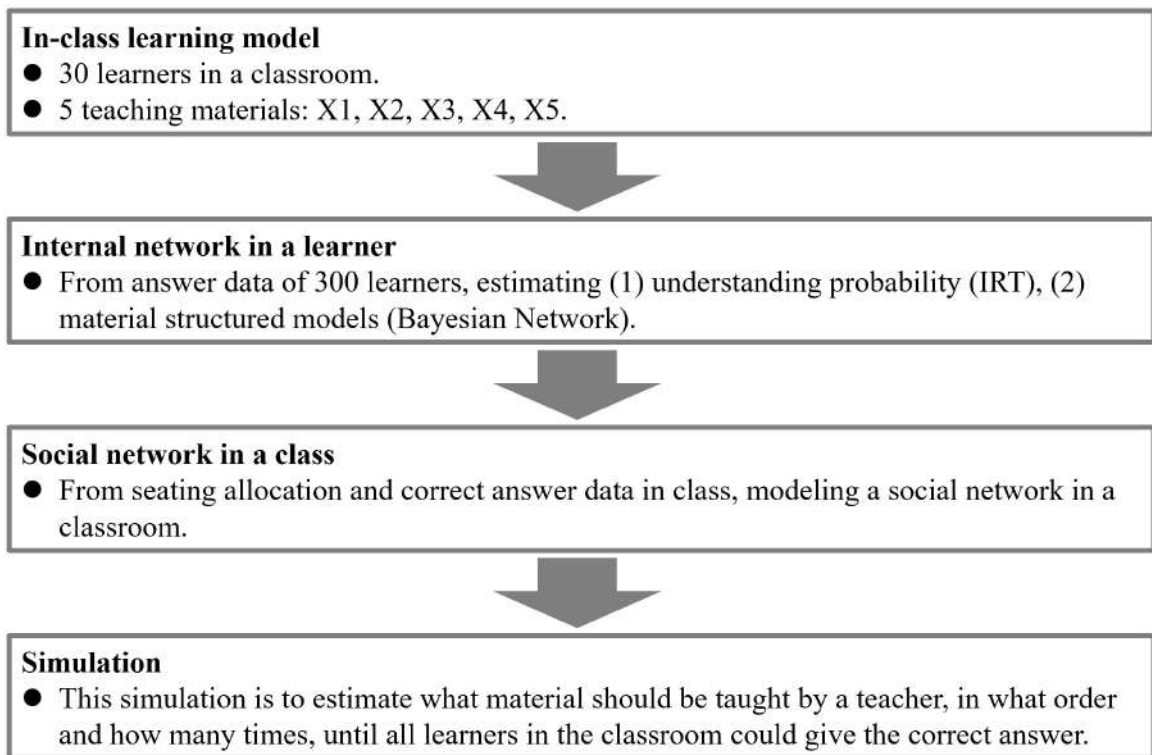


Fig. 3: シミュレーションモデル概要

### 3.2.2 利用データ及び用語の定義

本シミュレーションを構築するにあたり、「モデル推定用正答履歴データ」「クラス内正答履歴データ」「席・グループデータ」を利用する。「モデル推定用正答履歴データ」とは、Fig.4の形式からなる、X1からX5までの問題に対する、学習者300名分の「正解」「不正解」の2値の実データである。本シミュレーションでは、このモデル推定用正答履歴データを利用して、各学習者の学力に応じた各問題に対する理解確率のモデル化、教材構造のモデル化を行い、内部ネットワークに適用する。またこのデータから、各問題の平均点を「モデル問題毎平均正答率」として算出し、シミュレーション内で利用する。モデル問題毎平均正答率は各問題の難易度を表すものである。

「クラス内正答履歴データ」とは、Fig.5の形式からなる、学習者30名分の学習履歴データであり、シミュレーション用の人工データである。既習の学習内容の振り返りを行いつつ、新しい学習内容を習う想定とし、クラスに属する学習者が平均して5問中何問できるかを表す「クラス平均正答数」が1.47問で、正答が2問以下の学習者で構成されたクラスパターンを用意した。本シミュレーションでは、この学習者30名に対する学習効果を比較検証する。

「席・グループデータ」とは、Fig.6の形式からなる、学習者間の配置を設定し、学習者間の協調関係を定義するシミュレーション用の人工データである。Fig.6は、左右ペア協調学習の場合のデータであり、「Right No」「Left No」で左右に誰が配置されているか、「Right Relation」「left Relation」で、1を協調関係有、0を協調関係無として、協調関係が発生するかを定義している。本データを利用することで、左右の隣に教えてくれる人がいない場合は、協調学習は発生させない形としている。

本研究では、これらのデータを活用し、ソフトウェアRを利用し、内部ネットワークと社会ネットワークの複雑二重ネットワークモデルの形でシミュレーションを構築している。シミュレーションモデルの概要は、Fig.3である。

	X1	X2	X3	X4	X5
1	1	0	1	1	0
2	1	1	1	1	1
3	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1
5	0	0	0	1	0
6	1	0	0	0	0
7	1	0	1	1	1
8	1	1	1	1	0
9	1	1	1	1	1
10	1	1	1	1	1
...	...	...	...	...	...
300	0	0	0	0	0

Fig. 4: モデル推定用正答履歴データ

	X1	X2	X3	X4	X5
1	0	0	0	1	0
2	1	0	0	0	0
3	1	0	1	0	0
4	1	0	0	1	0
5	1	0	1	0	0
6	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	1
8	1	0	0	1	0
9	1	0	0	1	0
10	0	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...
30	0	0	0	1	0

Fig. 5: クラス内正答履歴データ

	Right No.	Right Relation	Left No.	Left Relation
1	2	1	0	0
2	3	1	1	1
3	4	1	2	1
4	5	1	3	1
5	0	0	4	1
6	7	1	0	0
7	8	1	6	1
8	9	1	7	1
9	10	1	8	1
10	0	0	9	1
...	...	...	...	...
30	0	0	29	1

Fig. 6: 席・グループデータ（左右ペア協調学習の場合）

### 3.2.3 内部ネットワーク定義

内部ネットワークについては、各学習者の学力に応じた各問題の「理解確率モデル」,「教材構造モデル」を多層的に組み合わせて構成している。ある問題に対する学習が教授されると、理解確率モデルに基づき、学習者のX1~X5の現在の正誤パターンに対応する、教授された問題に対する理解確率を当てはめ、更新する処理を行い、さらに教授された問題に、教材構造モデルにおいて、親ノードがある場合、親ノードに理解確率を伝播して更新する処理を行う形になっている。

### 3.2.4 理解確率モデル

理解確率モデルについては、Fig.4の学習者300名分の「正解」「不正解」の2値の実データであるモデル推定用正答履歴データを利用し、項目母数と能力母数を推定し、それらの推定値を利用して構築している。推定にはltmパッケージ[Riz18]を使用し、モデル推定用正答履歴データが記述式問題の正答履歴のため、式1の2PLモデルを適用している。

項目母数の推定結果である各問題のICCは、Fig.7であり、能力母数の推定結果は、Fig.8のAbilityである。Fig.8のCorrect or Faultは問題X1からX5に対する理解・未理解の取り得る全ての理解パターンを表し、Probabilityは理解パターンに対応するAbilityとFig.7の項目母数を式1に代入して算定することで求めた、問題X1からX5を教授された際のAbility毎の理解確率を表す。全問題の正答状況におけるAbilityとAbility毎の各問題の理解確率についてモデル化したものがFig.8であり、問題X1からX5の正誤履歴の組み合わせによる32パターンに基づいた形になっている。これをシミュレーションに組み込むことで、教授時にそのタイミングでの各学習者の学力に応じた各問題に対する理解確率を付与できるようにしている。

### 3.2.5 教材構造モデル

教材構造モデルについては、ベイジアンネットワークでの構造推定を利用して、構築している。モデル推定は、Fig.4の学習者300名分の「正解」「不正解」の2値の実データであるモデル推定用正答履歴データを利用し、dealパッケージ[BD18]を使用し、欲ばり法により、式2と推定した。

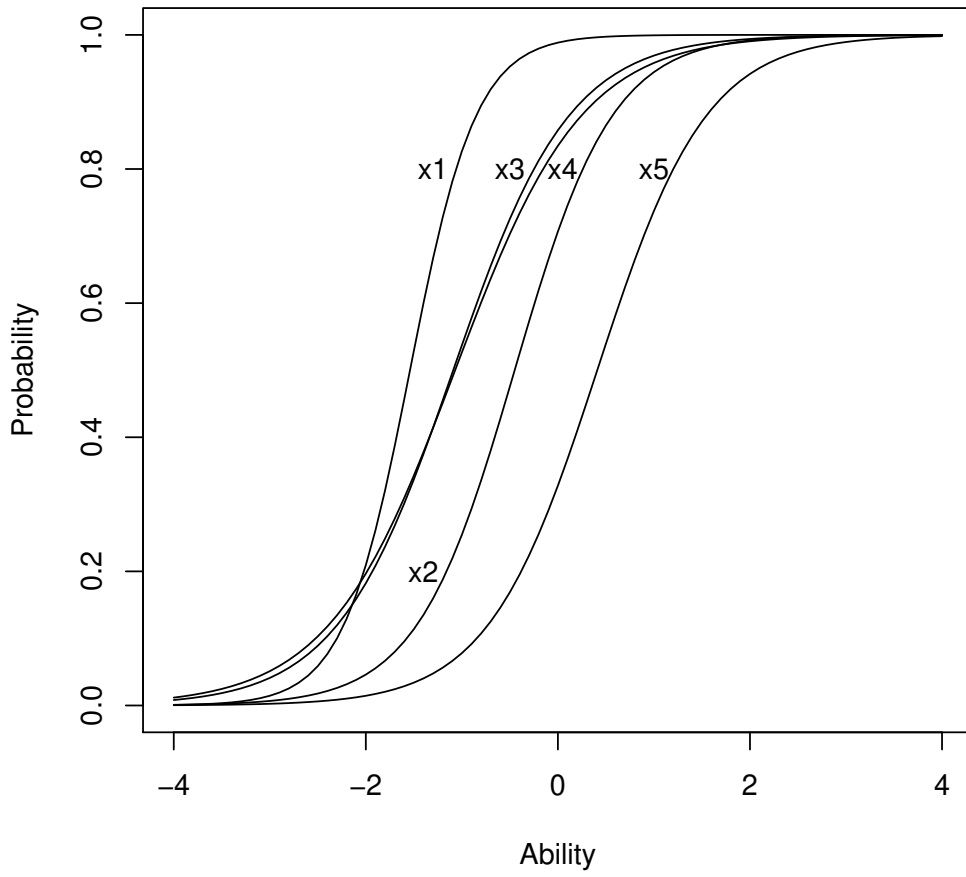


Fig. 7: X1-X5のICC



	Correct or Fault					Ability	Probability				
	X1	X2	X3	X4	X5		X1	X2	X3	X4	X5
1	1	1	1	1	1	0.8457	1	0.93	0.96	0.95	0.68
2	1	1	1	1	0	0.1658	0.99	0.77	0.89	0.87	0.39
3	1	1	1	0	1	0.2427	0.99	0.8	0.9	0.88	0.43
4	1	1	1	0	0	-0.2970	0.97	0.57	0.79	0.76	0.22
5	1	1	0	1	1	0.2000	0.99	0.78	0.89	0.87	0.41
6	1	1	0	1	0	-0.3320	0.97	0.56	0.78	0.75	0.21
7	1	1	0	0	1	-0.2682	0.98	0.59	0.8	0.77	0.23
8	1	1	0	0	0	-0.7306	0.91	0.37	0.64	0.63	0.12
9	1	0	1	1	1	0.0953	0.99	0.74	0.88	0.85	0.37
10	1	0	1	1	0	-0.4190	0.96	0.52	0.75	0.73	0.19
11	1	0	1	0	1	-0.3569	0.97	0.55	0.77	0.75	0.21
12	1	0	1	0	0	-0.8081	0.89	0.33	0.61	0.60	0.11
13	1	0	0	1	1	-0.3912	0.97	0.53	0.76	0.74	0.20
14	1	0	0	1	0	-0.8382	0.88	0.32	0.60	0.59	0.10
15	1	0	0	0	1	-0.7834	0.90	0.34	0.62	0.61	0.11
16	1	0	0	0	0	-1.1833	0.74	0.19	0.46	0.46	0.06
17	0	1	1	1	1	-0.1908	0.98	0.62	0.81	0.79	0.26
18	0	1	1	1	0	-0.6633	0.93	0.40	0.67	0.65	0.13
19	0	1	1	0	1	-0.6055	0.94	0.42	0.69	0.67	0.14
20	0	1	1	0	0	-1.0264	0.82	0.24	0.53	0.52	0.07
21	0	1	0	1	1	-0.6374	0.93	0.41	0.68	0.66	0.14
22	0	1	0	1	0	-1.0545	0.80	0.23	0.51	0.51	0.07
23	0	1	0	0	1	-1.0033	0.83	0.25	0.54	0.53	0.08
24	0	1	0	0	0	-1.3816	0.61	0.14	0.38	0.38	0.04
25	0	0	1	1	1	-0.7171	0.92	0.37	0.65	0.63	0.12
26	0	0	1	1	0	-1.1247	0.77	0.21	0.49	0.48	0.06
27	0	0	1	0	1	-1.0745	0.79	0.23	0.51	0.5	0.07
28	0	0	1	0	0	-1.4482	0.57	0.12	0.36	0.36	0.04
29	0	0	0	1	1	-1.1022	0.78	0.22	0.49	0.49	0.07
30	0	0	0	1	0	-1.4747	0.55	0.12	0.35	0.35	0.04
31	0	0	0	0	1	-1.4268	0.58	0.13	0.36	0.37	0.04
32	0	0	0	0	0	-1.8173	0.31	0.06	0.23	0.24	0.02

Fig. 8: 項目反応理論による理解確率モデル

$$\begin{aligned}
P(X1, X2, X3, X4, X5) &= \\
P(X1) P(X3|X1) P(X4|X1, X3) & \\
\times P(X2|X1, X3, X4) P(X5|X3, X4, X2) & \quad (2)
\end{aligned}$$

式2を図にしたものがFig.9である。ある問題について学習をすると、Fig.8の各問題の「正解」「不正解」の32パターンから、学習者毎に各学習者の現在の状態と適合するパターンに対応する、学習した問題の理解確率を設定する。そしてFig.9の教材構造モデルに基づいて、関連する問題に対して理解確率の伝播を行う形になっている。理解確率の伝播は、有向グラフの向きに順方向で伝播すると仮定し、親ノードと関連する子ノードの理解確率と条件付き確率の積を求めることで、算出する形をとっている。ここでの条件付き確率は、学習者300名分の「正解」「不正解」の2値の実データであるモデル推定用正答履歴データから算出しており、教材構造として関連する子ノードの問題が正解である場合に、親ノードの問題が正解である割合を示し、教材間の一般的な関連性として、ある問題ができた場合に、関連する問題ができるようになる確率を表している。本シミュレーションでは、ある問題について学習を行い、理解確率が増加したとき、条件付き確率を利用して、その親ノードにも理解確率の伝播を行う形をとっている。条件付き確率については、具体的には式2のモデルで、式3から式6に基づき、bnlearnパッケージ[Scu19]も利用して、算出した。

$$\begin{aligned}
P(X2|X1, X3, X4) &= \\
= \frac{P(X1 = 1, X3 = 1, X4 = 1, X2 = 1)}{P(X1 = 1, X3 = 1, X4 = 1)} & \\
= 0.749 & \quad (3)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P(X3|X1) &= \frac{P(X1 = 1, X3 = 1)}{P(X1 = 1)} \\
= 0.824 & \quad (4)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P(X4|X1, X3) &= \frac{P(X1 = 1, X3 = 1, X4 = 1)}{P(X1 = 1, X3 = 1)} \\
= 0.835 & \quad (5)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
P(X5|X3, X4, X2) &= \\
= \frac{P(X3 = 1, X4 = 1, X2 = 1, X5 = 1)}{P(X3 = 1, X4 = 1, X2 = 1)} & \\
= 0.613 & \quad (6)
\end{aligned}$$

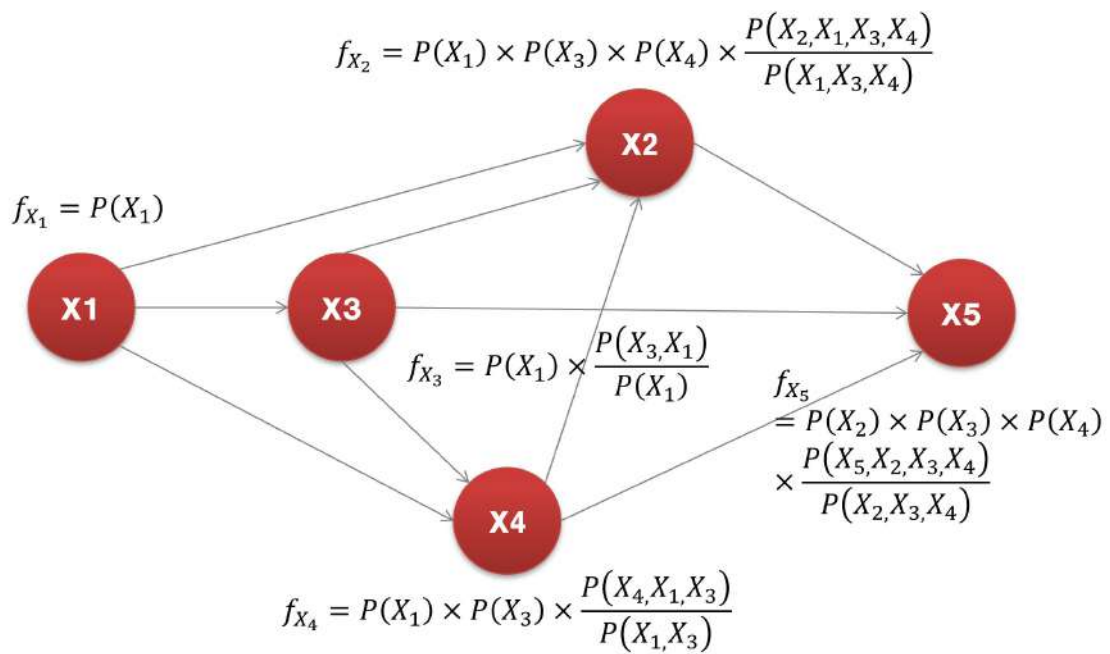


Fig. 9: ベイジアンネットワークによる教材構造モデル

また理解確率の伝播については、具体的には式3から式6で算出した条件付き確率を利用し、式7から式11の形で実装している。  $f_{X1}$  は  $x1$  の理解確率の変化を定義しており、  $f_{X2}$ 、  $f_{X3}$ 、  $f_{X4}$ 、  $f_{X5}$  は、  $x2$ 、  $x3$ 、  $x4$ 、  $x5$  のそれぞれを親ノードとして、それらの子ノードの問題の理解確率が変化した場合の、親ノードの理解確率を定義している。

$$f_{X1} = P(X1) \quad (7)$$

$$f_{X3} = P(X1) \times P(X3|X1) \quad (8)$$

$$f_{X4} = P(X1) \times P(X3) \times P(X4|X1, X3) \quad (9)$$

$$f_{X2} = P(X1) \times P(X3) \times P(X4) \\ \times P(X2|X1, X3, X4) \quad (10)$$

$$f_{X5} = P(X3) \times P(X4) \times P(X2) \\ \times P(X5|X3, X4, X2) \quad (11)$$

### 3.2.6 社会ネットワーク定義

社会ネットワークについては、教員（1名）と学習者（30名）からなるクラスを想定し、2つのパターンを用意した。

1. レクチャーモデル
2. 左右ペア協調学習モデル

レクチャーモデルとは、一斉授業形式であり、教員からの一方的な教授で、協調学習が発生しないモデルである。

左右ペア協調学習モデルとは、座学での一斉授業を想定し、「わからない人は隣のわかる人にわかるまで教えてもらいながら学習してください」という教員の指示のもと、指示に対応した協調学習が発生するという仮定に基づいたモデルである。学習者は、席・グループデータにより配置し、席が左右の学習者のいずれかが、対象の知識を理解している場合、教員からの教授時に、ペアで協調学習を行い、理解していない隣の学習者に対象の知識を理解させる形となっており、協調学習が発生した場合は、理解確率を1としている。

本研究では、協調学習の学習効果を、教えられた学習者側だけで発生させる形としてい

る。協調学習は教える側にも、より理解が深まるといった学習効果があると考えられるが、本研究では、「理解 (1)」「未理解 (0)」という2値で理解の状態を単純化しており、教える側は理解している学習者としているため、教える側に対する学習効果は発生させない形で設計を行っている。

### 3.2.7 複雑二重ネットワーク知識教授シミュレーションモデルの定義

本モデルでは、学習から理解に至る道筋を「学習」「理解・未理解」という2ステップで捉え、モデル化を行っている。学習を教員が授業した問題に対する学習内容を学習するという手続きの遂行と定義し、理解を対象の学習内容を問う問題に学習者が正解することと定義し、未理解は対象の学習内容を問う問題に学習者が不正解することと定義する。学習に対しては確率付与、理解・未理解に対しては付与した確率に基づいて「理解 (1)」「未理解 (0)」の2値に変換という操作を行うことで表現している。複雑二重ネットワークモデルのアルゴリズムは、次の手順になっている。なお、親ノードとはFig.9で矢印の先にあるノード、子ノードとはFig.9で矢印の後ろにあるノードを指し、例えば、X2にとっては、X5が親ノードであり、X1, X3, X4が子ノードである。

1. Fig.10のアルゴリズムで、X1～X5のそれぞれの問題について、教授した際の、理解確率のクラス全体の合計を計算する。
2. 最も理解確率の伸びる問題を選び、1に基づき、理解確率を更新し、理解確率に応じて、1, 0の2値に変換する。
3. 達成度が1になるまで、1, 2の処理を繰り返す。

Fig.10のアルゴリズムの詳細は、次の手順になっている。

1. X1～X5から問題を選び、2へ進む。すべての問題について計算したら、処理を終了する。
2. 学習者を選び、3へ進む。すべての学習者について計算したら、1に戻る。
3. 学習者が対象の問題ができていないか確認し、4へ進む。すでにできていたら、2に戻る。

4. 協調学習モデルの場合で、Fig.6の席・グループデータに基づき、協調学習できる人がいる場合、対象の問題の理解確率を1に更新し、そうでなければFig.8の理解確率モデルに基づき、選択している学習者のX1～X5の現在の正誤パターンの対象の問題の理解確率に更新し、5へ進む。
5. Fig.9の教材構造モデルに沿って、対象の問題に、親ノードがある場合、親ノードの理解確率を、式7から式11で更新し、2に戻る。

全問題に対してアルゴリズムで計算し、理解確率の合計増加量が最大となる知識を推定するアルゴリズムを「複雑二重ネットワーク知識教授モデルに基づく手順」と定義する。また「Overview」「Design concepts」「Details」の3つの軸とそれを支える要素でエージェント・ベース・シミュレーションの設計をまとめる手法であるODDプロトコルで定義したシミュレーション実装の詳細がTable.2である。

```
For each knowledge Xn {
  For each learner {
    IF a learner's Xn == 0 {
      If ( a collaborative relationship == true on the social network ) and
      ( a student on the relationship already understand the knowledge ) {
        P(Xn) <- 1
      } else {
        P(Xn) <- probability
      }
      Select subsequent knowledge Xj connected Xn on the internal
      network.
      P(Xj) is calculated as multiplication of the probability of all
      precedent knowledge X connected Xj and the conditional
      probability.
    }
  }
}
```

Fig. 10: 複雑二重ネットワーク知識教授シミュレーションモデルのアルゴリズム

Table 2: 複雑二重ネットワーク知識教授モデルの学習デザインのODDプロトコル

Overview	Purpose	To investigate how the learners' understanding will be changed by teaching styles in a classroom
	Entities	A teacher, students, sheets, relationships, classrooms
	State valuables	Understanding status, knowledge, ability, understanding probability, answer, sheeting position
	Scales	A teacher, students, sheets, relationships, classrooms
Design concepts	Basic principles	Item Response Theory, Probabilistic Reasoning Methods, and Complex doubly structural model
	Emergence	Understanding status of learners through collaboration
	Adaptation	Indirect objective-seeking of knowledge with neighbors
	Objectives	Average understanding status of learners and teaching time
	Learning	Learning knowledge from a teacher and neighbors
	Prediction	No prediction
	Sensing	Relationships on a sheeting arrangement knowledge given by a teacher
	Interaction	Collaborative learning through transmitting knowledge between neighbors on a sheeting arrangement
	Stochasticity	A conditional probability chart between learning items based on Bayesian network approach, Understanding status (correct or fault) based on the understanding probability
	Collectives	Collaboration between students in a classroom
Observation	Understanding status of students in a classroom	
Details	Initialization	The number of students, students' ability level of a classroom
	Input Data	Understanding probabilities of each knowledge based on test data
	Sub models	Test theory model, Probabilistic reasoning model, Complex doubly structured model, Agent-based collaborative learning model



### 3.3 実験と結果

#### 3.3.1 リアル教室での教授方略の比較検証

本実験では、教授方略が学習効果にどのような影響を与えるかという問題について、考察を行う。本研究における教授方略とは、学習手順生成ルールを司るロジックと定義し、教室空間で教員が取り得る、次の4つの教授方略を当てはめて、考察を行う。

- 教授方略1：複雑二重ネットワーク知識教授モデルに基づく手順を利用し、教材構造・学力・社会ネットワークを考慮した教授。
- 教授方略2：ランダムにX1～X5の問題を教授。
- 教授方略3：間違えている人の多いX1～X5の問題を選択して教授。
- 教授方略4：簡単な問題（モデル問題毎平均正答率が高いX1～X5の問題）から順番に全員が理解したら次に進む教授。

本実験では、社会ネットワークをレクチャーモデルとし、各教授方略の提案する知識の学習手順に沿って学習した場合の、それぞれの平均教授回数と達成度を本シミュレーションにより算定し、これらを比較することで考察を行う。レクチャーモデルとは、一斉授業形式であり、教員からの一方的な教授で、協調学習が発生しないモデルである。

Table 3: 教授方略による平均教授回数比較

Teaching strategy	Teaching times
Teaching strategy 1	22.5
Teaching strategy 2	41.4
Teaching strategy 3	32.3
Teaching strategy 4	23.4

10回のシミュレーションを行った結果、平均教授回数は、Table3であった。この結果から、教授方略が異なると、学習効果も異なってくるのがわかった。次に教授回数における達成度の推移の結果がFig.11である。Fig.11の各ラインは1回1回のシミュレーションに

における達成度の推移を示す。

教授方略1と教授方略4は平均教授回数という観点で見ると、両者とも教授回数が25回以下となっており、学習効果が他の教授方略よりも高いと言える。

Fig.11により達成度という観点から見ると、教授方略1は他の教授方略よりも初期の伸びが高い傾向がある。例えば、Fig.11における5回目の学習後の達成度を各教授方略毎の平均値と比較すると、教授方略1が0.70、教授方略2が0.59、教授方略3が0.42、教授方略4が0.49であり、教授方略1が最も達成度が高いことがわかる。教授方略1はそれぞれの教授タイミングで、最も達成度が高くなる問題を教授する形となっているため、初期の達成度の伸びが大きく、ばらつきも小さくなっていると考えられる。

また教授方略1, 2, 3, 4のどれも、5回の学習で達成度が1になることはなかったため、今回のクラスにおいては、どの教授方略でも5回では全学習者が全知識を習得することは困難であることがわかる。つまりこれは、1知識につき1回の学習で授業を進めると、積み残しを抱えた学習者が発生してしまうことを示し、クラス内での知識の定着を図るためには、復習を繰り返し行う必要があることを示唆している。

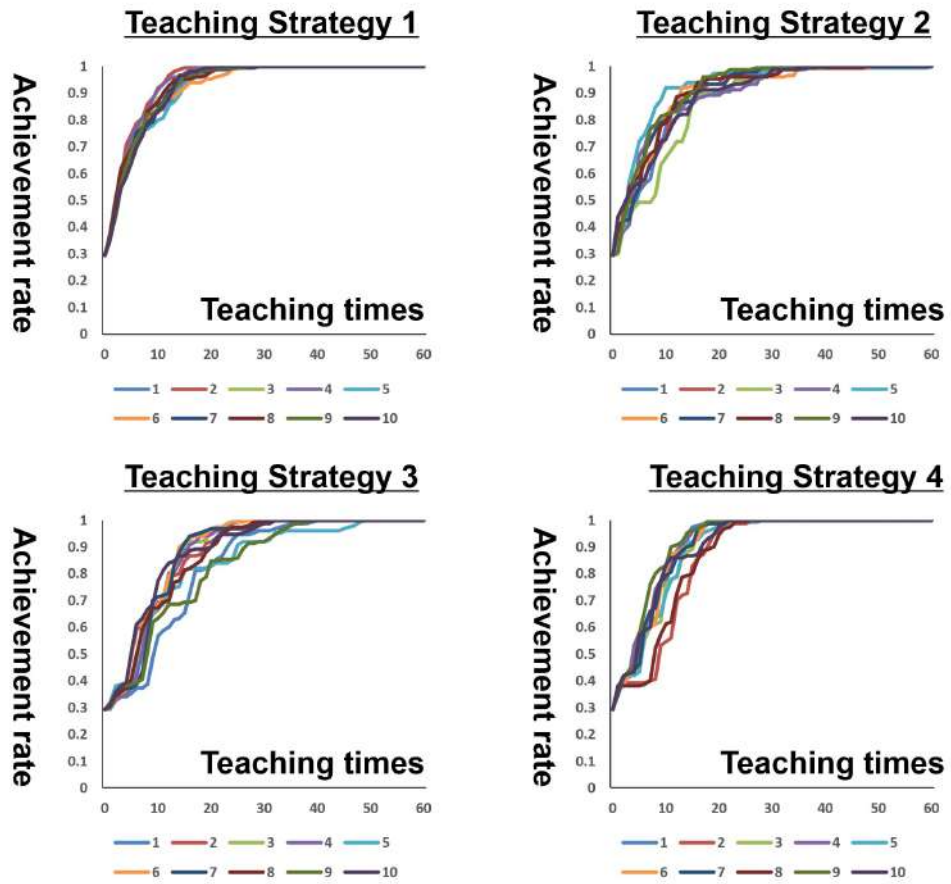


Fig. 11: 教授方略ごとの達成度の推移

### 3.3.2 リアル教室での学習者配置の比較検証

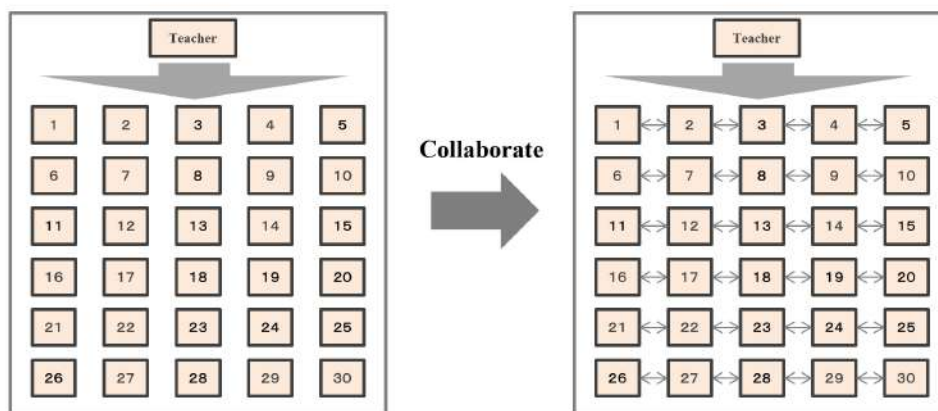


Fig. 12: 左右ペア協調学習化の概要

リアル教室での学習者配置の比較検証では、生徒同士の協調学習を取り入れ、社会ネットワークを左右ペア協調学習モデルとして、実験を行う。左右ペア協調学習モデルとは、Fig.12のように、座学での一斉授業を想定し、「わからない人は隣のわかる人にわかるまで教えてもらいながら学習してください」という教員の指示のもと、席が左右の生徒間で協調学習が発生する形にしたモデルである。学習者の席の配置により、協調学習の効果が異なるか検証するため、Fig.13のように「集中配置」と「分散配置」の2種類の環境を用意して、各10回のシミュレーションを行い、結果を比較して考察を行った。集中配置とは学力の高い学習者を1箇所に固めて配置するモデルであり、分散配置とは学力の高い学習者が学力の低い学習者の隣にくるように分散させて配置するモデルである。本実験では、クラス内の各学習者について、Fig.8の理解確率に基づき、学力を推定し、Fig.14で整理した。そして、Fig.14で整理した学力の高低により、学力が一定以上の学習者を学力が高い学習者とし、その学習者の配置を変更することで、集中配置、分散配置を構成した。

最初に教授方略1で実験を行い、平均教授回数は、集中配置が9.5回、分散配置が7.7回であった。配置変更前の平均教授回数は8.2回であり、集中配置では平均教授回数の増加、分散配置では平均教授回数の減少が見られ、学習者の配置を変更することで、教授効果に変化し、分散配置することが教授効果の向上を促すことが確認できた。

次に、教授方略の比較検証で教授方略1とともに学習効果の高かった教授方略4で実験を行った。平均教授回数は、集中配置が9.8回、分散配置が7.0回であった。配置変更前の平均教授回数は9.3回であり、教授方略1と同様で、集中配置では平均教授回数の増加、分散配置では平均教授回数の減少が見られ、学習者の配置を変更することで、教授効果に変化し、分散配置することが教授効果の向上を促すことが確認できた。

左右ペア協調学習の分散配置については、教授方略1より、教授方略4の方が平均教授回数が少なくなる傾向がみられた。そこで、Fig.15で、(1)教授方略1の左右ペア協調学習の集中配置、(2)教授方略1の左右ペア協調学習の分散配置、(3)教授方略4の左右ペア協調学習の集中配置、(4)教授方略4の左右ペア協調学習の分散配置として、教授回数における達成度の平均推移を比較し、2つの理由を確認した。

1つめは、教授方略4の学習効率改善要因である。教授方略4は簡単な問題から順番に全員が理解したら次に進む教授になっているため、Fig.15の(3)のように、全員ができるまで同じ問題を教えるために、伸びが鈍化するポイントが、問題ごとに発生し、平均教授回数を増やす傾向がある。一方、(4)のように、左右ペア協調学習において、分散配置を行い、協調学習の効果が高まり、簡単な問題において、1回の教授で全員が理解できるようになった場合、初期の伸びが教授方略1と同レベルに改善することがわかった。この教授方略4の改善が、教授方略1より教授方略4の教授回数が少なくなった背景にある、1つめの要因であると考えられる。

2つめは、教授方略1の終盤の鈍化要因である。教授方略1は教授毎に達成度が最も高まる問題を選択するため、初期から中盤まで達成度の伸びが高い。一方で、終盤に達成度がわずかしか動かない教授が発生する傾向があり、いずれかの問題でつまづいている数名の生徒への教授により、教授回数を増やしてしまう傾向がある。この教授方略1の終盤の鈍化が、教授方略1より教授方略4の教授回数が少なくなった背景にある、2つめの要因であると考えられる。

以上から、左右ペア協調学習においては、教授方略1は、限定された回数しか学習機会がない場合や、1回の教授で全員ができるようにならない問題が多い場合に特に有用であり、そうでない場合は教授方略4も有用であると言える。

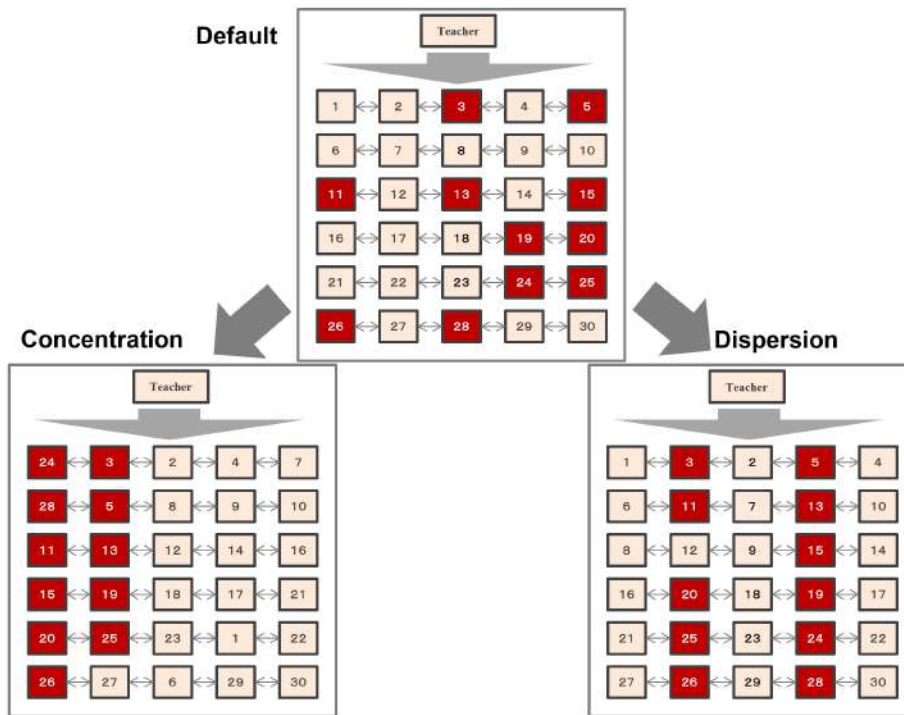


Fig. 13: 左右ペア協調学習の集中配置と分散配置の配置パターン

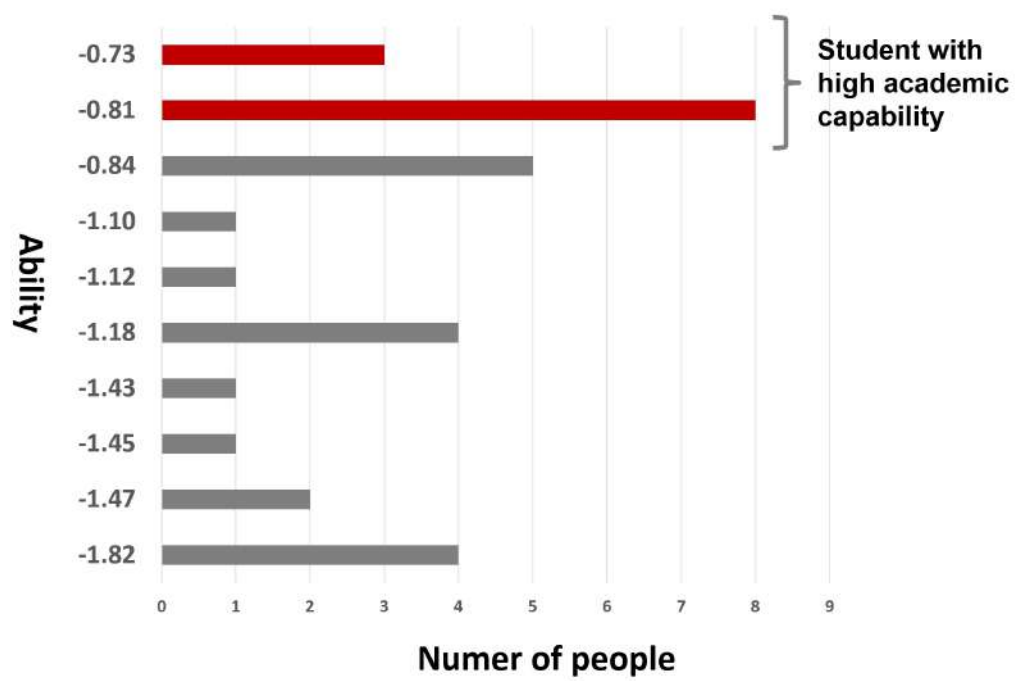


Fig. 14: 生徒の能力一覧

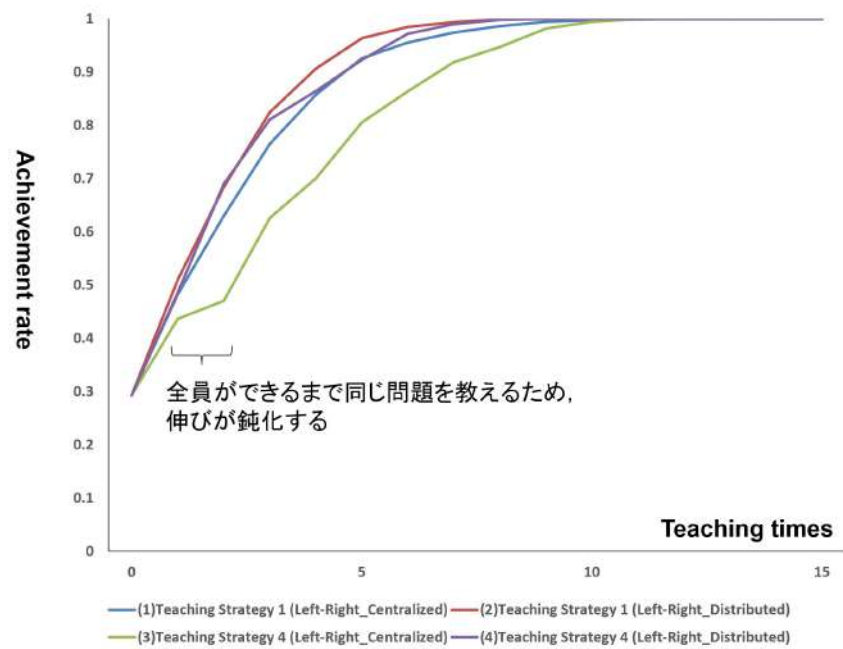


Fig. 15: 左右ペア協調学習モデルにおける教授方略1と4の達成度の平均推移



### 3.4 おわりに

本章では、「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションモデル」を構築し、「教授方略が学習効果に与える影響」「学習者配置が学習効果に与える影響」について、検証した。「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションモデル」は、内部ネットワークに各学習者の学力に応じた知識の理解確率モデルと教材構造モデルを持たせ、社会ネットワークに教師との関係、席の配置や生徒同士の協調関係といった学習環境モデルを持たせ、両者を統合したモデルとして構築した。そして、「教授方略が学習効果に与える影響」については、教授方略が異なると、学習効果も異なる傾向があることを明らかにした。また、「学習者配置が学習効果に与える影響」については、リアル教室での左右ペア協調学習モデルにおいて、配置が異なると、学習効果も異なり、集中配置するより、分散配置した方が、学習が効果的に作用する傾向があることを明らかにした。

## 4 グループ学習と習熟度別学習における学習デザインの研究

### 4.1 はじめに

本章では、グループ学習、習熟度別学習の学習デザインと効果検証の仕組みを構築する。グループ学習では、リアル教室において、30人の生徒を6人ごとの5グループにわけ、グループで協調学習を行うケースを想定し、モデルを構築する。また、習熟度別学習では、リアル教室において、学力に応じた3つの習熟度別クラスを準備して授業を行うケースと、学力層の異なる生徒を混在して授業を行うケースを準備し、比較検証する。

### 4.2 モデリング概要

本章では、グループ学習、習熟度別学習の学習デザインと効果検証の仕組みを構築する。内部ネットワークについては、3章を踏襲し、社会ネットワークについては、学習者(30名)からなるクラスを想定し、グループ学習と習熟度別学習で、それぞれ次の拡張を行う。

グループ学習では、リアル教室において、Fig.16のように、30人の生徒を6人ごとの5グループにわけ、グループで協調学習を行うケースを想定し、モデルを構築する。座学での一斉授業を想定し、「わからない人はグループ内で隣のわかる人にわかるまで教えてもらいながら学習してください」という教員の指示のもと、指示に対応した協調学習が発生するという仮定に基づいたモデルである。学習者は、席・グループデータにより配置し、グループ内で席が前後左右の学習者のいずれかが、対象の知識を理解している場合、教員からの教授時に、グループで協調学習を行い、理解していない隣の学習者に対象の知識を理解させる形となっている。さらに「集中配置」と「分散配置」の2種類の環境を用意し、学習者の配置が学習効果にどのような影響を与えるかという問題についても、考察を行う。

習熟度別学習では、リアル教室において、習熟度別学習を取り入れた場合の効果を考察する。習熟度別学習とは、学力に応じてクラス分けを行うことを意味している。

本研究では、学力の異なる生徒を混在した「混在クラス」と、習熟度を考慮して学力に応じてクラス分けした「習熟度別クラス」をそれぞれ3クラス用意し、レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルのそれぞれで、学習効果を比較検証する。

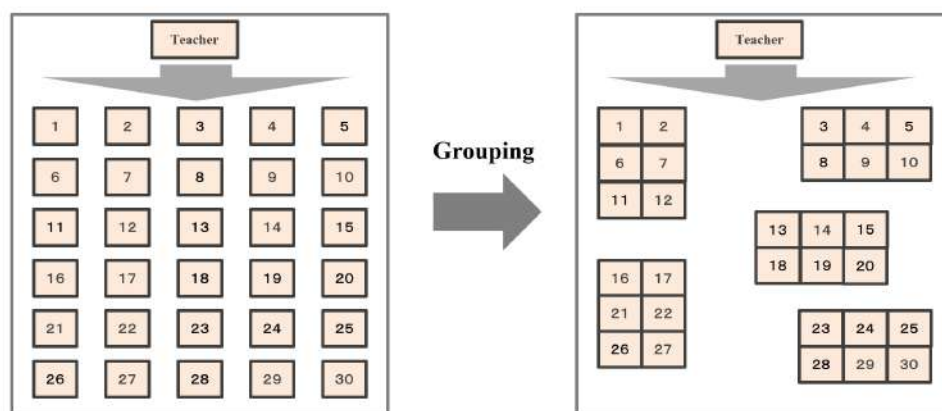


Fig. 16: グループ化の概要

習熟度別クラスについては、具体的には、各学習者の正答履歴から項目反応理論により各学習者の学力を推定し、その推定値の高低により、学習者の習熟度を判断し、推定値が近い学習者を、10名ずつのクラスに分け、クラス1、クラス2、クラス3をつくり、それぞれのクラスの10名と同じ学力の人が3人いると仮定して、30名のクラスにしている。そして、クラス1が学力が高い人が集まるクラス、クラス2が中間ぐらいの学力の人が集まるクラス、クラス3が学力が低い人が集まるクラスとなっている。また混在クラスは、学力に応じてクラス分けを行っていないクラスであり、同じ学習者構成のクラスが3つあると仮定して、クラス1、クラス2、クラス3としている。

また習熟度別クラスと混在クラスのどのクラスにおいても、X1からX5までの同じ問題に対する学習を行う形としている。

## 4.3 実験と結果

### 4.3.1 リアル教室でのグループ学習モデルによる効果検証

本実験では、グループ協調学習が学習効果にどのような影響を与えるかという問題について、考察を行う。グループ協調学習モデルでは、座学での一斉授業を想定し、「わからない人はグループ内で隣のわかる人にわかるまで教えてもらいながら学習してください」という教員の指示のもと、指示に対応した協調学習が発生するという仮定に基づいたモデ

ルである。学習者は、席・グループデータにより配置し、グループ内で席が前後左右の学習者のいずれかが、対象の内容を理解している場合、教員からの教授時に、グループで協調学習を行い、理解していない隣の学習者に対象の内容を理解させる形となっている。

10回のシミュレーション結果による平均教授回数を、グループ協調学習モデルと左右ペア協調学習モデルとレクチャーモデルで、教授方略毎にまとめたものが、Table4である。

Table 4: 協調学習モデルの平均教授回数の比較

Teaching strategy	Lecture	Left-Right	Group
Teaching strategy 1	22.5	8.2	6
Teaching strategy 2	41.4	17.7	13.6
Teaching strategy 3	32.3	11.8	8.3
Teaching strategy 4	23.4	9.3	6

Table4の結果を社会ネットワーク間で比較すると、どの教授方略でも、レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルの順で平均教授回数が減少していることから、一斉授業よりも協調学習の方が学習が効果的に作用し、協調範囲が広がると、全般に学習効果も高くなることがわかった。一方でグループ協調学習モデルでは、教授方略1, 2, 3, 4のどれも、5回の学習で達成度が1になることはなかった。そのため、グループ協調学習モデルにおいても、今回のクラスにおいては、どの教授方略でも1知識につき1回の学習では全学習者が全知識を習得することは困難であることがわかった。

Table4の結果を教授方略間で比較すると、どの社会ネットワークでも、教授方略1と教授方略4の平均教授回数が少なく、学習が効果的に作用する傾向が見られた。さらにレクチャーモデルと左右ペア協調学習モデルでは、教授方略1の平均教授回数は教授方略4よりも若干低い傾向が見られたが、グループ協調学習モデルでは教授方略1と教授方略4は同等の効果である傾向が見られた。そこでさらにグループ協調学習モデルにおける教授方略毎の教授回数における達成度の平均推移を比較した結果はFig.17であった。なお、Fig.17の(1)は教授方略1, (2)は教授方略2, (3)は教授方略3, (4)は教授方略4を表す。

グループ協調学習モデルにおいて、平均教授回数では教授方略1と教授方略4は同じであったが、教授回数における達成度の平均推移を比較すると初期の伸びは、教授方略1の

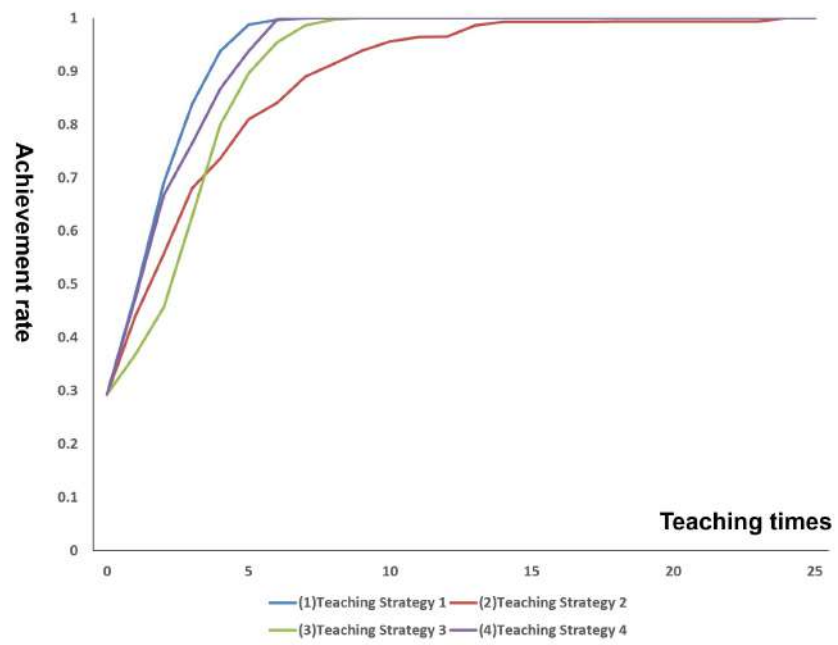


Fig. 17: グループ協調学習モデルにおける教授方略毎の達成度の平均推移

方が、教授方略4よりも高い傾向があった。グループ協調学習においては、限定された回数しか、学習機会がない場合は教授方略1がよいが、学習機会が十分ある場合は、教授方略4でも学習効果は変わらないため、ベテラン教師のように知識構造・学力・協調関係を把握しながら授業を進めることが困難な新任教師などの場合、簡単な知識から順番に全員が理解したら次に進む形で授業を進行し、協調範囲が広がるよう意識して、授業を進めるとよいことがわかる。

さらにグループ協調学習において、学習者の配置が学習効果にどのような影響を与えるかという問題についても、考察を行う。「集中配置」と「分散配置」の2種類の環境を用意して、教授方略1での結果を比較して考察を行った。集中配置とは学力の高い学習者を一箇所に固めて配置するモデルであり、分散配置とは学力の高い学習者が学力の低い学習者の隣にくるように分散させて配置するモデルである。なお、各学習者の正答履歴から項目反応理論により各学習者の学力を推定し、その推定値の高低により、学力の高い学習者を判断し、その学習者の配置を変更することで、集中配置、分散配置を構成している。

グループ協調学習モデルについて、学習者の配置をFig.18のように変更し、集中配置と分散配置の状況を作り出し、集中配置と分散配置の結果を比較することで考察を行った。また左右ペア協調学習モデルとグループ協調学習モデルのそれぞれの集中配置と分散配置の結果についても、比較し、考察した。

10回のシミュレーション結果による平均教授回数を、グループ協調学習モデルと左右ペア協調学習モデルで比較した結果は、Table5であった。グループ協調学習においても、学習者の配置を変更することで、学習効果が変化し、集中配置するより分散配置する方が学習効果の向上を促すことが確認できた。また左右ペア協調学習の分散配置よりもグループ協調学習の分散配置、左右ペア協調学習の集中配置よりもグループ協調学習の集中配置の方が、学習効果の向上を促すことも確認できた。

この結果から、学力の高い学習者を分散配置し、学習環境を戦略的に整えることが学習効果の向上につながると考えられるため、学習者が自由にグループをつくるよりも、教員が学習者の学力の多様性を鑑みて、戦略的に配置を考える方がよいと言える。

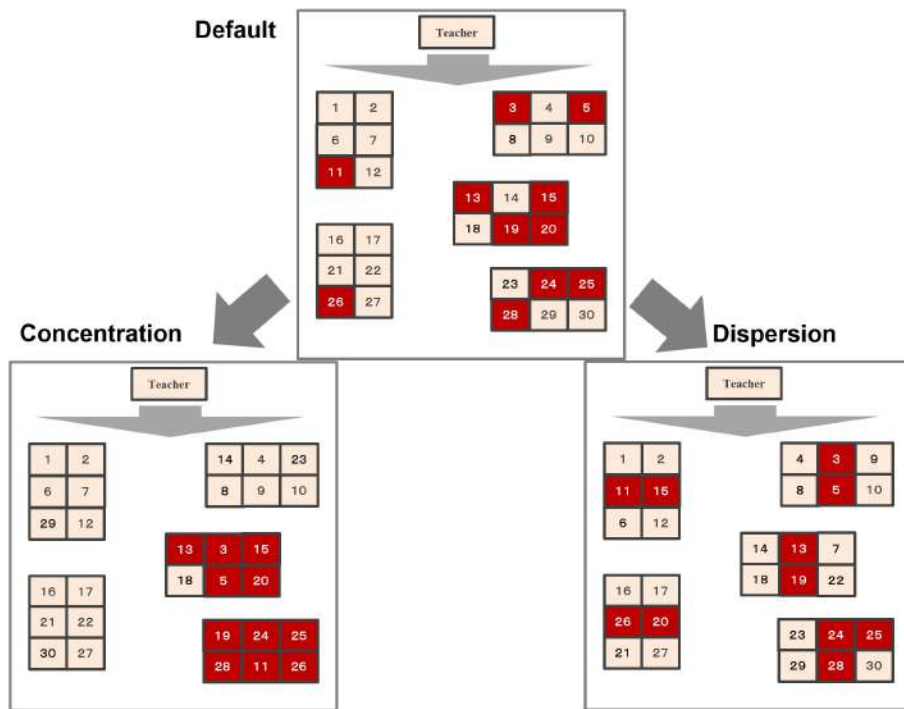


Fig. 18: グループ協調学習の集中配置と分散配置の配置パターン

Table 5: 協調学習モデルの集中配置と分散配置の平均教授回数

	Centralized	Distributed	Default
Left and Right	9.5	7.7	8.2
Group	8.4	5.6	6.0

#### 4.3.2 リアル教室での習熟度別学習モデルによる効果検証

本実験では、リアル教室で習熟度別学習を取り入れた場合の効果を考察する。学力の異なる生徒を混在した「混在クラス」と、習熟度を考慮して学力に応じてクラス分けした「習熟度別クラス」をそれぞれ3クラス用意し、レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルのそれぞれ(Fig.19)で、教授方略1で、両者を平均教授回数で比較して考察を行っている。なお配置が学習効果に影響のある左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルは分散配置としている。

習熟度別クラスとは、学力に応じてクラス分けを行うことを意味している。各学習者の正答履歴から項目反応理論により各学習者の学力を推定し、その推定値の高低により、学習者の習熟度を判断し、推定値に近い学習者を、10名ずつのクラスに分け、クラス1、クラス2、クラス3をつくり、それぞれのクラスの10名と同じ学力の人が3人いると仮定して、30名のクラスにしている。なお習熟度を考慮したクラスにおいては、クラス1が学力が高い人が集まるクラス、クラス2が中間ぐらゐの学力の人が集まるクラス、クラス3が学力が低い人が集まるクラスとなっている。

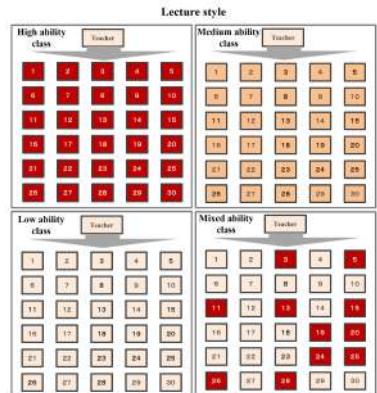
「混在クラス」とは、学力に応じてクラス分けを行っていないクラスであり、同じ学習者構成のクラスが3つあると仮定して、クラス1、クラス2、クラス3としている。レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルの3つのモデルで、習熟度別クラスと混在クラスのそれぞれ3クラスの合計の平均教授回数を比較した結果がTable6である。

また習熟度別クラスにおける、クラス毎の平均教授回数の詳細結果がTable7である。協調学習が発生しないレクチャーモデルでは、混在クラスより習熟度別クラスの方が平均教授回数が減少しており、習熟度別クラスが学習効果に好影響を与えていることがわかる。一方、協調学習である左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルでは、混在クラ

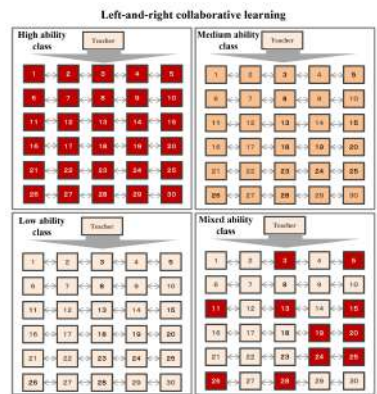


スより習熟度別クラスの方が、平均教授回数が増加しており、習熟度別クラスが学習効果に悪影響を与えていることがわかる。

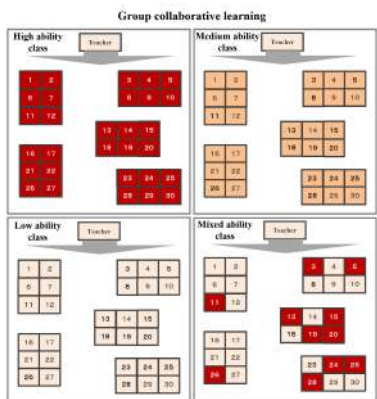
この結果から、習熟度別クラスの学習効果については、習熟度別クラスは、一斉授業の場合は学習効果を高めるが、協調学習の場合は学習効果を低める傾向があると言える。



レクチャーモデル



左右ペア協調学習モデル



グループ協調学習モデル

Fig. 19: 習熟度別クラス配置パターン

Table 6: 習熟度別クラスと混在クラスの平均教授回数比較

Type	Mixed-ability class	Ability class
Lecture	67.5	60.7
Left-Right	24.6	25.5
Group	18.0	19.9

Table 7: 習熟度別クラスのクラス別平均教授回数比較

Type	Mixed-ability class	Ability class		
		High	Medium	Low
Lecture	22.5	17	20	23.7
Lert-Right	8.2	7.8	8.4	9.3
Group	6.0	6.0	6.9	7.0

#### 4.4 おわりに

本章では、グループ学習と習熟度別学習について、それぞれが学習効果に与える影響について、検証した。リアル教室におけるグループ学習が学習効果に与える影響についての検証については、レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルを比較し、グループ協調学習モデルが、学習効果が最も高いことを明らかにした。そして、リアル教室のグループ協調学習モデルにおいて、学力が高い人を集中配置するより、分散配置した方が、学習が効果的に作用する傾向があることを明らかにした。また、リアル教室における習熟度別学習が学習効果に与える影響についての検証については、習熟度別クラスは、学力の異なる生徒を混在した混在クラスに対し、レクチャー形式の授業の場合は学習効果を高めるが、協調学習形式の授業の場合は学習効果を低める傾向があることを明らかにした。

## 5 アダプティブラーニングにおける学習デザインの研究

### 5.1 はじめに

本章では、アダプティブラーニングの学習デザインと効果検証の仕組みを構築する。大きく4つの観点から、検証を行う。まず、リアル教室における、アダプティブモデルと、アダプティブコーチングモデルの実験を行う。

アダプティブモデルは、個別に最適化された学習ができるデジタル教材を利用する学習環境である。一人ひとりの学習履歴をもとに、アダプティブラーニングシステムが、学習内容を最適化して、学習を進めていく。一方、コーチングモデルは、それぞれの生徒がアダプティブラーニングシステムで学習を進めていくことに加えて、クラスのなかで、そのときどきで、最も学習が遅れている生徒に、教員がサポートをする、学習環境である。教員がサポートをすることで、クラス全体の進捗の下支えをする。

次に、アダプティブ協調学習モデルで、リアル教室において、アダプティブラーニングシステムを取り入れたうえで、協調学習を行うケースでの検証を行う。席の左右の生徒と協調学習を促すペア協調学習と、グループ学習のスタイルをとり、グループ内の生徒と協調学習を促すグループ協調学習について、比較検証する。最後に、オンライン教室におけるアダプティブラーニングシステムを取り入れたアダプティブマッチングモデルについて、効果検証を行う。

### 5.2 モデリング概要

本章では、複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーションモデルを進化し、学習者一人ひとりに適した学習教材をリコメンドするアダプティブラーニングを導入した学習環境の学習効果検証ができる仕組みへと拡張する。また、場の教室だけでなく、オンライン教室にも拡張し、学習デザインを考察する。

内部ネットワークについては、3章を踏襲し、社会ネットワークについては、学習者(30名)からなるクラスを想定し、次の4つの学習環境を準備し、拡張する。それぞれのモデルの概要はTable.8である。

1. アダプティブモデル
2. アダプティブコーチングモデル

- 3. アダプティブ協調学習モデル
- 4. アダプティブマッチングモデル

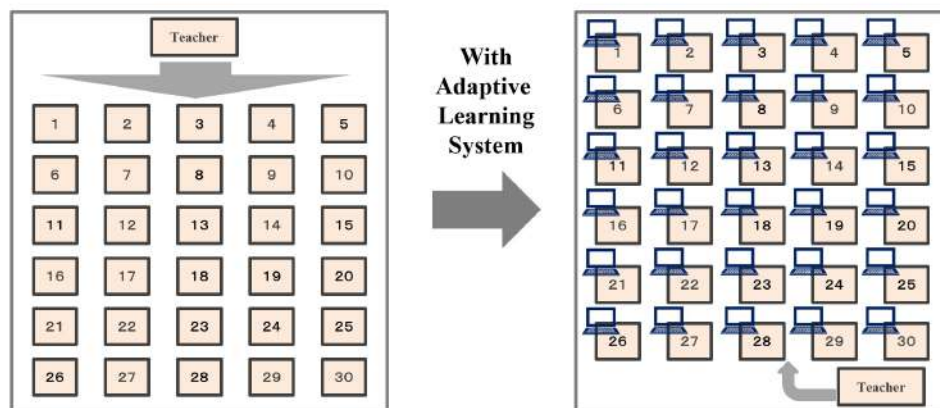


Fig. 20: アダプティブ化の概要

アダプティブモデルは、Fig.20のように、個別に最適化された学習ができるデジタル教材を利用する学習環境である。一人ひとりの学習履歴をもとに、アダプティブラーニングシステムが、学習内容を最適化していくモデルである。なおアダプティブラーニングシステムは3章の教授方略1のロジックに基づき、一人ひとりに最適な学習を提案する形で実装している。

アダプティブコーチングモデルは、それぞれの生徒がアダプティブラーニングシステムで学習を進めていくことに加えて、クラスのなかで、そのときどきで、最も学習が遅れている生徒に、教員がサポートをする、学習環境である。教員がサポートをすることで、クラス全体の進捗の下支えをする。

アダプティブ協調学習モデルは、それぞれの生徒がアダプティブラーニングシステムで学習を進めていくなかで、教員がサポートした際、サポートされた生徒を起点に協調学習を行うモデルである。今回は、「左右ペア協調学習モデル」と「グループ協調学習モデル」の2種類の協調学習モデルを準備する。

左右ペア協調学習モデルとは、席の左右の生徒に、教えてもらったことを伝えるという形で、協調学習を行う学習環境である。教員は、サポートした生徒に、「隣の人も同じ問

題がわからなかったら、教えてあげてください」と指示を行いながら、授業を進めていくことを想定したモデルである。また、グループ協調学習モデルとは、グループ内で席が前後左右の生徒に、教えてもらったことを伝えるという形で、協調学習を行う環境である。教員は、サポートした生徒に、「グループ内の周りの人も同じ問題がわからなかったら、教えてあげてください」と指示を行いながら、授業を進めていくことを想定したモデルである。

具体的なアルゴリズムは、次の手順になっている。

1. Fig.21のアルゴリズムで、それぞれの学習者に対して、X1～X5の合計理解確率が最も高くなるX1～X5の問題を選び、理解確率を更新し、教員によるコーチングの処理、協調学習の処理を行い、さらに理解確率を更新する。
2. 理解確率に応じて、1, 0の2値に変換する。
3. 達成度が1になるまで、1, 2の処理を繰り返す。

Fig.21のアルゴリズムの詳細は、次の手順になっている。

1. 学習者を選び、2へ進む。すべての学習者について計算したら、6へ進む。
2. X1～X5から問題を選び、3へ進む。すべての問題について計算したら、5へ進む。
3. Fig.8の理解確率モデルに基づき、選択している学習者のX1～X5の現在の正誤パターンの対象の問題の理解確率に更新し、4へ進む。
4. Fig.9の教材構造モデルに沿って、対象の問題に、親ノードがある場合、親ノードの理解確率を、式7から式11で更新し、2へ戻る。
5. X1～X5の合計理解確率が最も高くなるX1～X5の問題を選び、3, 4に基づき、理解確率を更新し、1へ戻る。
6. コーチングの処理として、クラス内で、X1～X5の合計理解確率が最も低い生徒を選び、対象としていた問題の理解確率を1に更新し、7へ進む。
7. Fig.9の教材構造モデルに沿って、6で対象の問題に、親ノードがある場合、親ノードの理解確率を、式7から式11で更新し、8へ進む。

8. コーチングの処理を行った生徒と、Fig.6の席・グループデータにより協調関係にあり、同じ問題に取り組んでいた生徒がいた場合、対象としていた問題の理解確率を1に更新し、9へ進む。
9. Fig.9の教材構造モデルに沿って、8で対象の問題に、親ノードがある場合、親ノードの理解確率を、式7から式11で更新し、終了する。

以上の3つのモデルは、リアルの場での授業を想定したモデルである。一方でCOVID-19の影響もあり、オンラインでの授業も広まっている。オンライン授業でも、学習者同士が学びあうことができ、協調学習もできる。そこで、オンライン教室に対応したマッチングモデルをつくり、検証する。

マッチングモデルとは、アダプティブラーニングシステムで学習しつつ、全問正解者が、学習が遅れている生徒に、学習内容を教える形での、協調学習を取り入れたモデルである。このモデルでは、教員は全問正解者と学習が遅れている生徒をマッチする役割を担う。教員は、オンライン上で、生徒の学習状況を確認し、全問正解者になった人を見つけ、学習が遅れている生徒とペアを組ませる。そして、全問正解者に「ペアになった人に教えてあげてください」と指示を行い、協調学習を促すことを想定したモデルである。オンライン授業では、はじめは会話が弾みにくく、生徒同士で自由に協調関係をつくるのも難しいという課題がある。教師はマッチングという役割をもつことで、この課題を解決することに注力する。

「Overview」「Design」「concepts Details」の3つの軸とそれを支える要素でエージェント・ベース・シミュレーションの設計をまとめる手法であるODDプロトコルで定義したシミュレーション実装の詳細がTable.9であり、アルゴリズムは次の手順になっている。

1. Fig.22のアルゴリズムで、それぞれの学習者に対して、X1～X5の合計理解確率が最も高くなるX1～X5の問題を選び、理解確率を更新し、マッチングの処理を行い、さらに理解確率を更新する。
2. 理解確率に応じて、1, 0の2値に変換する。
3. 達成度が1になるまで、1, 2の処理を繰り返す。

Fig.22のアルゴリズムの詳細は、次の手順になっている。



1. 学習者を選び、2へ進む。すべての学習者について計算したら、6へ進む。
2. X1～X5から問題を選び、3へ進む。すべての問題について計算したら、5へ進む。
3. Fig.8の理解確率モデルに基づき、選択している学習者のX1～X5の現在の正誤パターンの対象の問題の理解確率に更新し、4へ進む。
4. Fig.9の教材構造モデルに沿って、対象の問題に、親ノードがある場合、親ノードの理解確率を、式7から式11で更新し、2へ戻る。
5. X1～X5の合計理解確率が最も高くなるX1～X5の問題を選び、3、4に基づき、理解確率を更新し、1へ戻る。
6. マッチングの処理として、クラス内の生徒をX1～X5の合計理解確率の低い順で並べ、全問正解者の人数分、ピックアップし、協調学習のペアをつくり、7へ進む。
7. 協調学習のペアごとに、全問正解者でない生徒について、5で対象としていた問題の理解確率を1に更新し、8へ進む。
8. Fig.9の教材構造モデルに沿って、7で対象の問題に、親ノードがある場合、親ノードの理解確率を、式7から式11で更新し、終了する。

Table 8: アダプティブラーニングにおける学習デザインのモデル概要

	アダプティブ モデル	アダプティブ コーチング モデル	アダプティブ 協調学習 モデル	アダプティブ マッチング モデル
場所	リアル	リアル	リアル	オンライン
アダプティブ システム	有	有	有	有
生徒間の 協調関係	無	無	有	有
教師の役割	無	コーチング	コーチング	マッチング

```

For each learner {
  For each knowledge Xn {
    P(Xn) <- probability
    Select subsequent knowledge Xj connected Xn on the internal network.
    P(Xj) is calculated as multiplication of the probability of all precedent knowledge X connected Xj and the conditional probability.
  }
  a learner's Xn == Xn of max
}
If a learner == a learner of the lowest understanding{
  knowledge Xn {
    P(Xn) <- 1
    Select subsequent knowledge Xj connected Xn on the internal network.
    P(Xj) is calculated as multiplication of the probability of all precedent knowledge X connected Xj and the conditional probability.
  }
}
If (a learner to be taught collaborative relationship == true on the social network) and (a learner on the relationship don't understand the knowledge) {
  knowledge Xn{
    P(Xn) <- 1
    Select subsequent knowledge Xj connected Xn on the internal network.
    P(Xj) is calculated as multiplication of the probability of all precedent knowledge X connected Xj and the conditional probability.
  }
}
}

```

Fig. 21: アダプティブ協調学習モデルのアルゴリズム

```

For each learner {
  For each knowledge Xn {
    P(Xn) <- probability
    Select subsequent knowledge Xj connected Xn on the internal network.
    P(Xj) is calculated as multiplication of the probability of all precedent knowledge X connected Xj and the conditional probability.
  }
  a learner's Xn == Xn of max
}
For each learner who understand all questions {
  Teacher matches student who haven't completed in order of learning delay.
}
If (collaborative relationship == true on the social network) and (a learner on the relationship don't understand the knowledge)
{
  knowledge Xn{
    P(Xn) <- 1
    Select subsequent knowledge Xj connected Xn on the internal network.
    P(Xj) is calculated as multiplication of the probability of all precedent knowledge X connected Xj and the conditional probability.
  }
}

```

Fig. 22: アダプティブマッチングモデルのアルゴリズム

Table 9: アダプティブラーニングにおける学習デザインのODDプロトコル

Overview	Purpose	To investigate how the learner's understanding will be changed by teaching styles with adaptive learning in a classroom
	Entities	A teacher, students, adaptive learning system, seats, relationships, classrooms
	State valuables	Understanding status, knowledge, ability, understanding probability, answer, seating position
	Scales	A teacher, students, adaptive learning system, seats, relationships, classrooms
Design concepts	Basic principle	Item response theory, probabilistic reasoning methods, and complex doubly structural model
	Emergence	Understanding status of learners through collaboration
	Adaptation	Indirect objective-seeking of knowledge with neighbors
	Objectives	Average understanding status of learners and teaching times
	Learning	Learning knowledge from adaptive learning system and a teacher and neighbors
	Prediction	No prediction
	Sensing	Relationships on a seating arrangement, knowledge given by adaptive learning system and a teacher
	Interaction	Collaborative learning through transmitting knowledge between neighbors
	Stochasticity	A conditional probability chart between learning items based on Bayesian network approach, Understanding status (correct or fault) based on the understanding probability
	Collectives	Collaboration between students in a classroom
Observation	Understanding status of students in a classroom	
Details	Initialization	The number of students, students' ability level of a classroom
	Input Data	Understanding probabilities of each knowledge based on test data
	Sub models	Test theory model, probabilistic reasoning model, complex doubly structured model, agent-based collaborative learning model

## 5.3 実験と結果

### 5.3.1 リアル教室でのアダプティブモデルの検証

アダプティブラーニングモデルでは、Fig.23のように、個別に最適化された学習ができるデジタル教材を利用する。生徒はアダプティブラーニングシステムが搭載されたデジタル教材を利用して、正答履歴に応じて、学習効率のよい学習内容に取り組む。アダプティブラーニングシステムは、知識の構造を、ベイジアンネットワークを利用して、モデル化している。そして、項目反応理論を利用して、各学習者の学力に応じた知識の理解確率を計算し、その計算結果を利用することで、一人ひとりの学習者が、最適な学習ができるよう設計されている。今回はX1からX5までの問題を、それぞれの学習者の理解の状態にあわせて、アダプティブラーニングシステムをもった、それぞれのデジタル教材が提供していくことで、授業を進めていく形になっている。

アダプティブラーニングモデルの平均教授回数は10.1回で、達成度の変化の詳細はFig.24である。達成度の変化を見ると、教授回数が進むほど、一部の生徒が正解しないことで、教授回数を重ねている傾向がみられ、理解が遅れている学習者が、正解できず、達成度が1にならない傾向がみられる。この結果から、アダプティブラーニングのみの学習環境では、理解が遅れている学習者がいる場合、その学習者が教室全体の学習効率を下げってしまう傾向があると考えられる。

なお、複雑二重ネットワークモデルを適用したことに対する妥当性を確認するため、ベースとなるアダプティブモデルで、Fig.25のアルゴリズムに基づく、複雑二重ネットワークモデル以外のモデルも試した。

このモデルでは、平均教授回数が123.5回と、非常に回数が大きくてた。達成度の変化の詳細はFig.26である。このモデルは、内部ネットワークを持っていない。そのため、初期値に依存する形になり、理解状態の変化や、教材構造の影響を考慮できず、教授効果をうまく算定できず、現実をうまく再現できていないことが疑われた。そのため、内部ネットワークと社会ネットワークによる複雑二重ネットワークモデルに基づくモデルを適用することがより適切であると判断した。

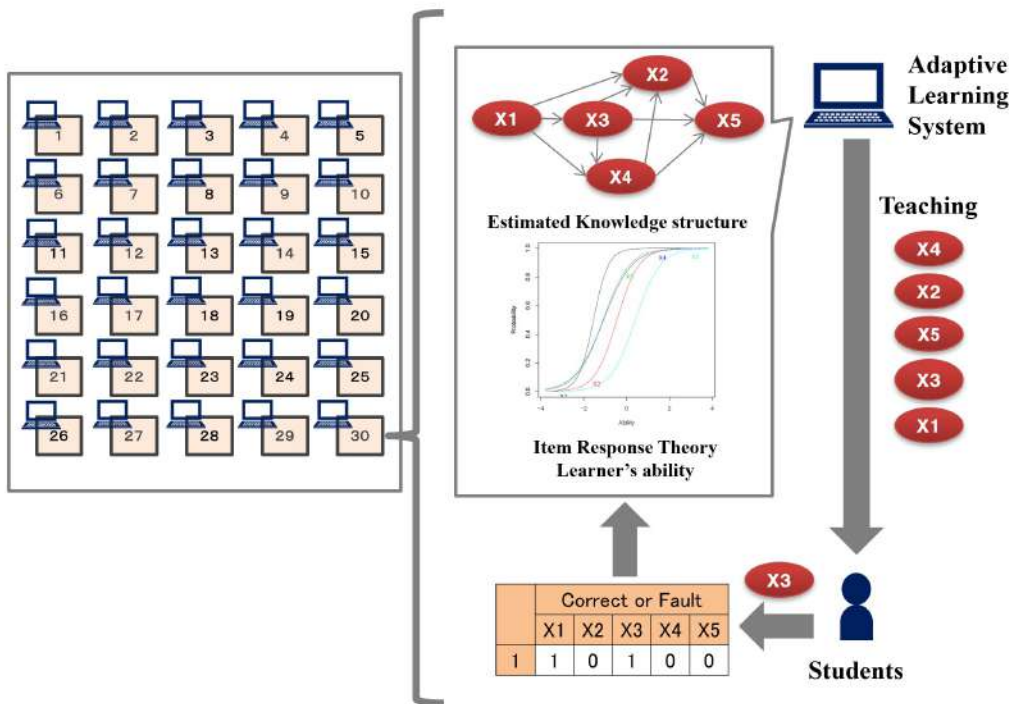


Fig. 23: アダプティブモデルの概要

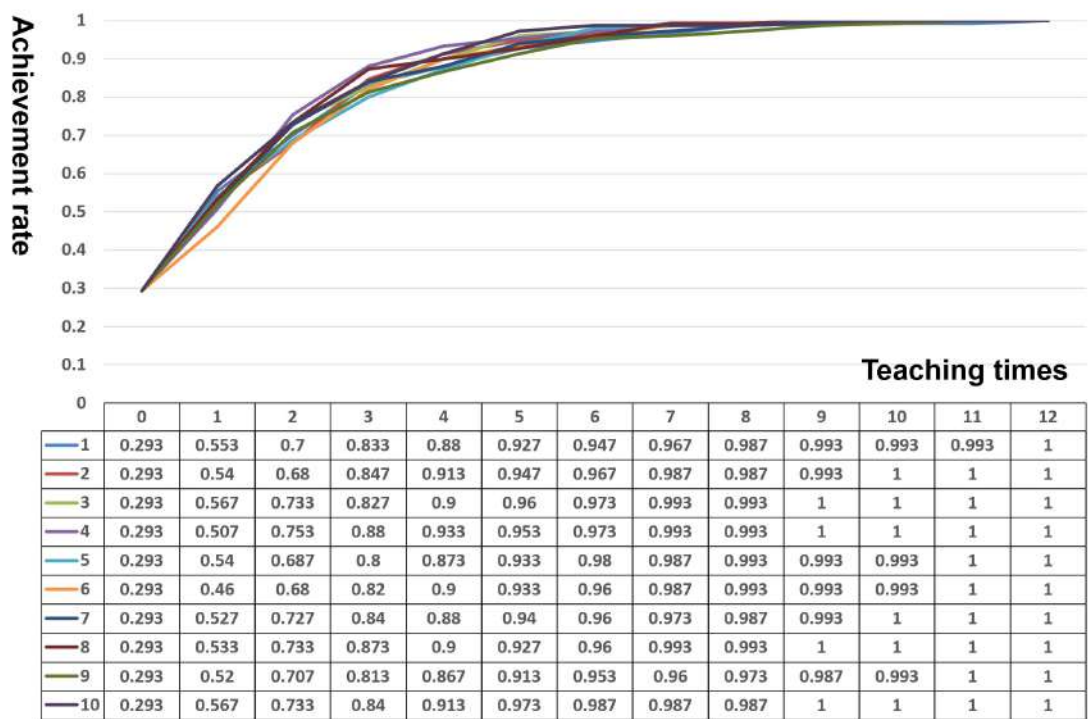


Fig. 24: アダプティブモデルの達成度の推移



```
For each learner {  
  For each learner {  
    For each knowledge Xn {  
      P(Xn) <- probability_initial_value  
    }  
    a learner's Xn = Xn of max  
  }  
  Based on the probability calculated, the value is converted  
  into two values 1 and 0.  
}
```

Fig. 25: 内部ネットワークを実装しないモデルのアルゴリズム

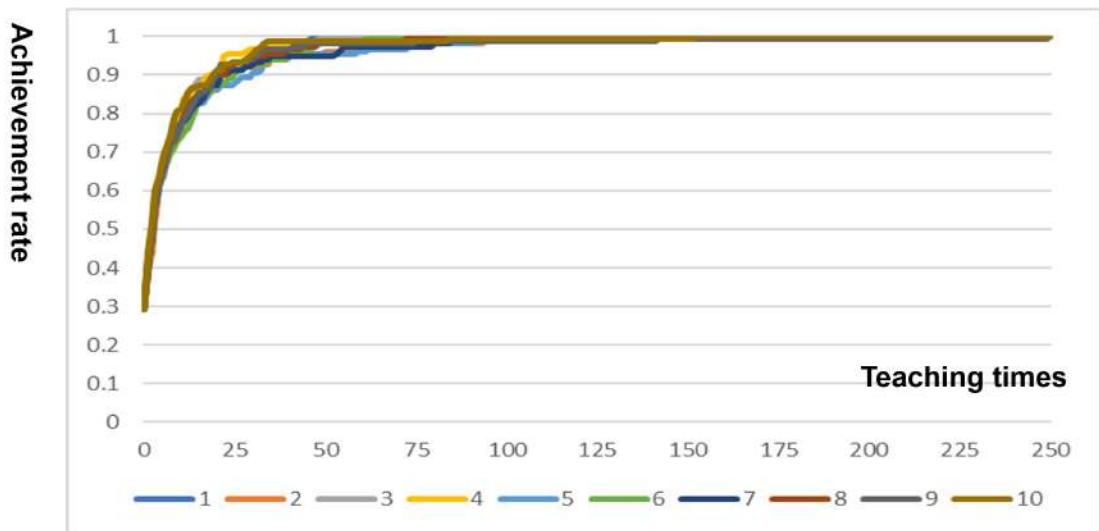


Fig. 26: 内部ネットワークを実装しないモデルの達成度の推移

### 5.3.2 リアル教室でのコーチングモデルの検証

アダプティブコーチングモデルは、それぞれの生徒がアダプティブラーニングシステムで学習を進めていくことに加えて、教員がサポートをしていくモデルである。Fig.27のように、学習者はアダプティブラーニングシステムが搭載されたデジタル教材を利用して、学習を進める。そして、教員は、クラスのなかで、そのときどきで、最も学習が遅れている生徒を見つけ、その生徒が取り組んでいる学習内容をわかるようになるまで教える。教員が学習のサポートをすることで、クラス全体のなかで、学習が遅れている生徒の底上げを行い、クラス全体の学習効率を高めることを狙った学習環境モデルである。

平均教授回数のアダプティブコーチングモデルの結果は、7.4回であり、アダプティブモデルより、学習効率が良い傾向となった。アダプティブコーチングモデルの達成度の変化の詳細はFig.28である。アダプティブラーニングのみときと比較して、教授回数が進んだ段階でも、一部の生徒が正解しないことで、教授回数を重ねるといった傾向は見られなかった。これは、教員が最も学習が遅れている生徒の学習サポートをしたことによる効果だと考えられる。

これは、アダプティブラーニングに加えて、理解の遅れている学習者に学習フォローする教員を配置することで、学習効率をあげることができたことを示している。

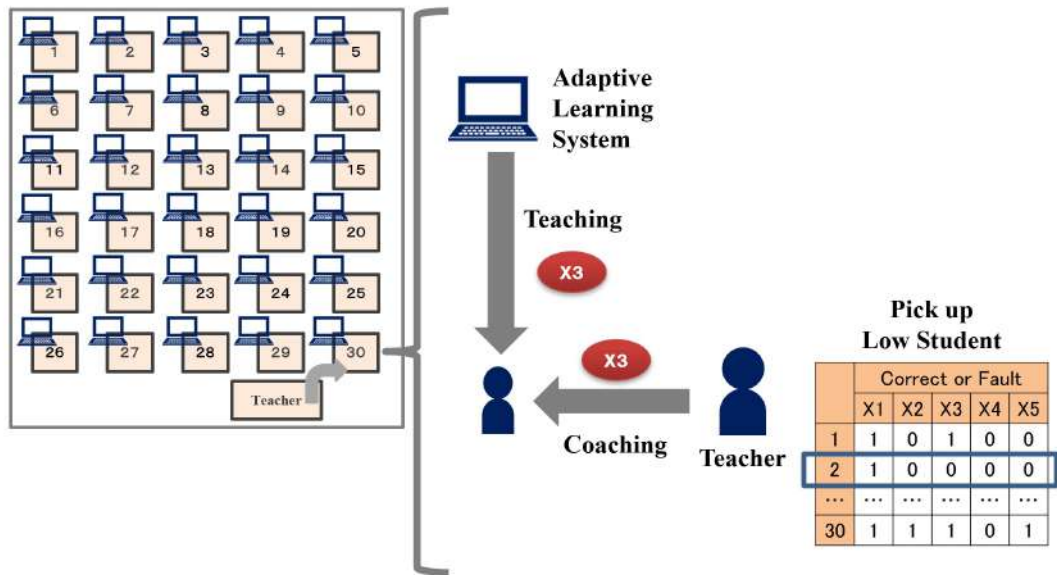


Fig. 27: コーチングモデルの概要

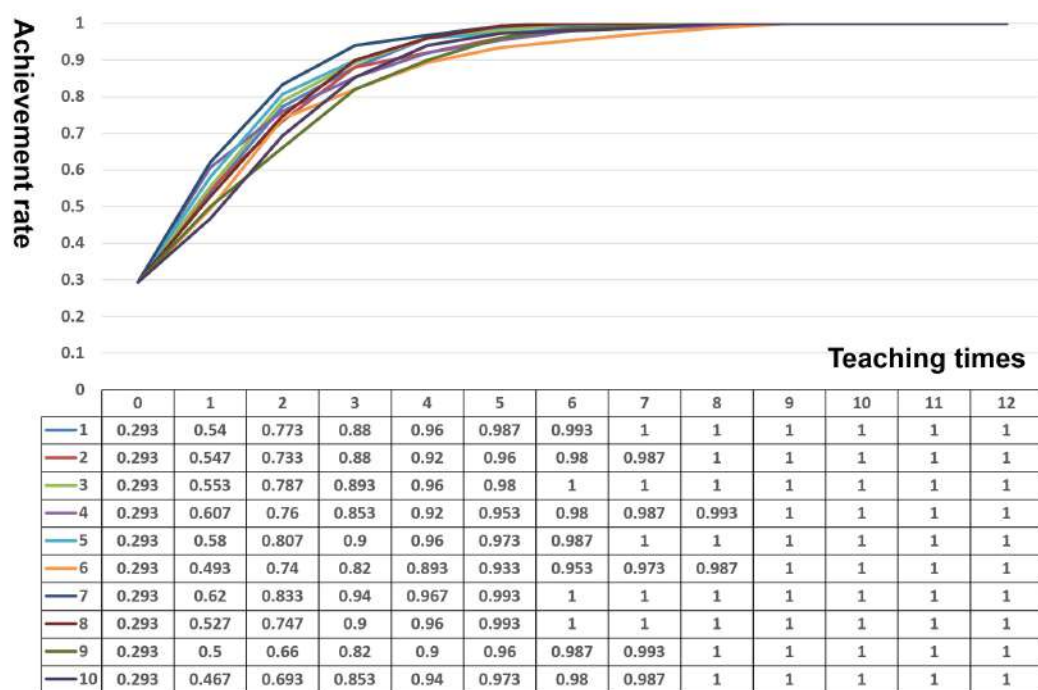


Fig. 28: アダプティブコーチモデルの達成度の推移

### 5.3.3 リアル教室でのアダプティブ協調学習モデルによる効果検証

アダプティブ協調学習モデルは、Fig.29のように、それぞれの生徒がアダプティブラーニングシステムで学習を進めていくなかで、教員のサポートに加えて、協調学習を行うモデルである。

教員にサポートされた生徒を起点に協調学習を行うモデルになっており、今回は、「左右ペア協調学習モデル」と「グループ協調学習モデル」の2種類の協調学習モデルを準備し、比較検証する。

左右ペア協調学習モデルとは、席の左右の生徒に、教えてもらったことを伝えるという形で、協調学習を行う学習環境である。教員は、サポートした生徒に、「隣の人も同じ問題がわからなかったら、教えてあげてください」と指示を行いながら、授業を進めていくことを想定したモデルである。また、グループ協調学習モデルとは、6人ごとにグループをつくり、グループ内で席が前後左右の生徒に、教えてもらったことを伝えるという形で、協調学習を行う環境である。教員は、サポートした生徒に、「グループ内の周りの人も同じ問題がわからなかったら、教えてあげてください」と指示を行いながら、授業を進めていくことを想定したモデルである。

また本研究では、協調学習を行う際、Fig.30の形で、「集中配置」と「分散配置」の2種類の環境を用意して、考察を行った。集中配置とは学力の高い学習者を一箇所に固めて配置するモデルであり、分散配置とは学力の高い学習者が学力の低い学習者の隣にくるように分散させて配置するモデルである。なお、各学習者の正答履歴から項目反応理論により各学習者の学力を推定し、その推定値の高低により、学力の高い学習者を判断し、その学習者の配置を変更することで、集中配置、分散配置を構成している。

アダプティブ協調モデルについて、ペア左右協調モデルとグループ協調モデルの平均教授回数数の集中配置と分散配置の結果は、Table.10であり、分散配置より、集中配置の方が、学習効率が良い傾向となった。達成度の変化の詳細はFig.31, Fig.32, Fig.33, Fig.34である。これはアダプティブラーニングを取り入れない学習環境での協調学習の結果と逆の結果であった。アダプティブ協調モデルは、先生が教えた学習者を起点に、協調学習が起こる形になっており、協調学習の際、それぞれが同じ問題に取り組んでいることが条件になっている。集中配置は、学力が近い人が固まることで、協調学習の相手が同じ問題に取り組んでいる可能性が高くなり、協調学習が進みやすくなるため、集中配置の方が、学習効

率が良くなり、逆の結果となったと考えられる。

ここから協調学習における座席配置は、学習環境を考慮して決める必要があると言える。またアダプティブシステムを導入しない非アダプティブ協調学習モデルでは、集中配置と分散配置の違いによって、平均教授回数が大きく変化したが、アダプティブ協調学習モデルでは集中配置と分散配置の違いによる平均教授回数の変化は小さかった。この結果から、学習環境によって、配置の効果が大きい場合と小さい場合とがあることがわかる。

Table 10: アダプティブ協調学習と非アダプティブ協調学習モデルの平均教授回数比較

	Dispersion	Concentration
Group Collaborative on the Adaptive	7.0	6.9
Group Collaborative on the non Adaptive	5.6	8.4
Left and Right Collaborative on the Adaptive	7.2	7.0
Left and Right Collaborative on the non Adaptive	7.7	9.5

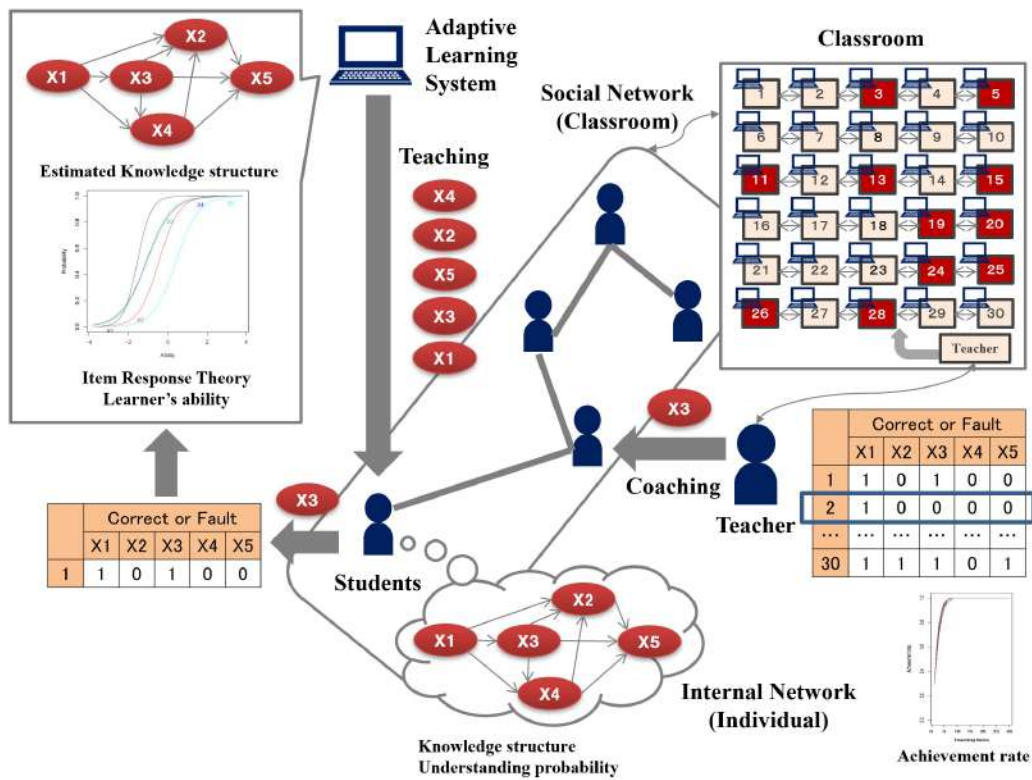


Fig. 29: アダプティブ協調学習モデルの概要



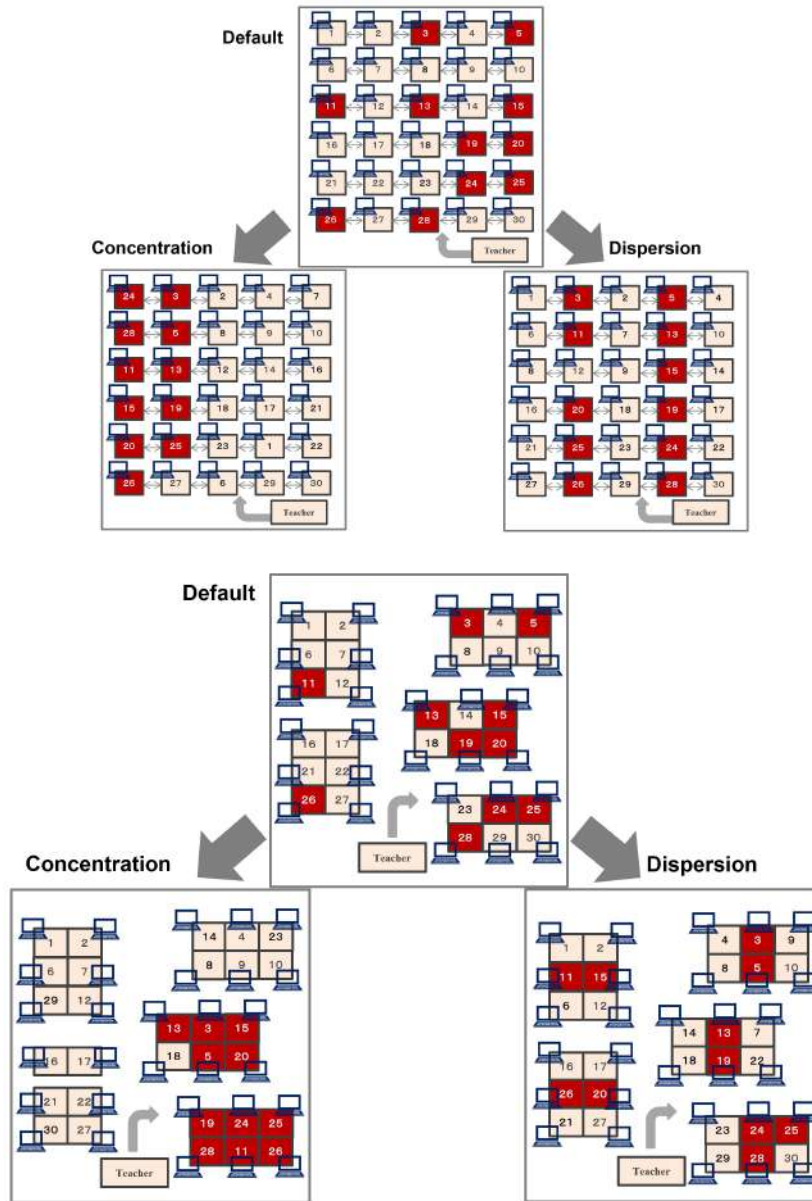


Fig. 30: アダプティブ協調学習モデルの配置パターン(上段：アダプティブ左右ペア協調学習、下段：アダプティブグループ協調学習)

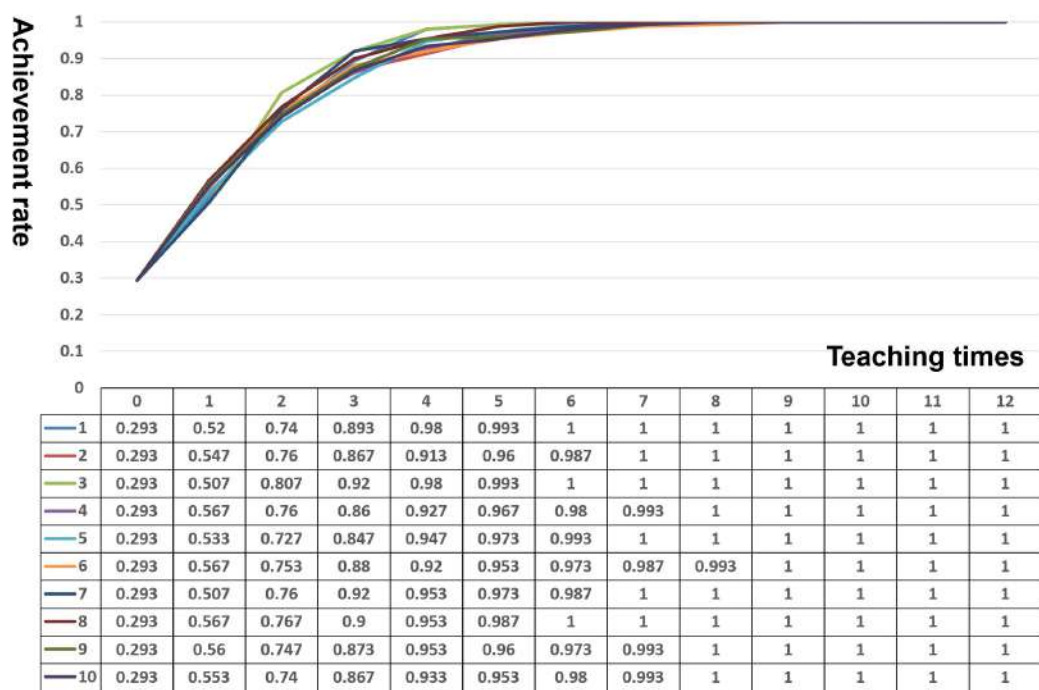


Fig. 31: アダプティブ左右ペア協調学習（分散）の達成度の推移

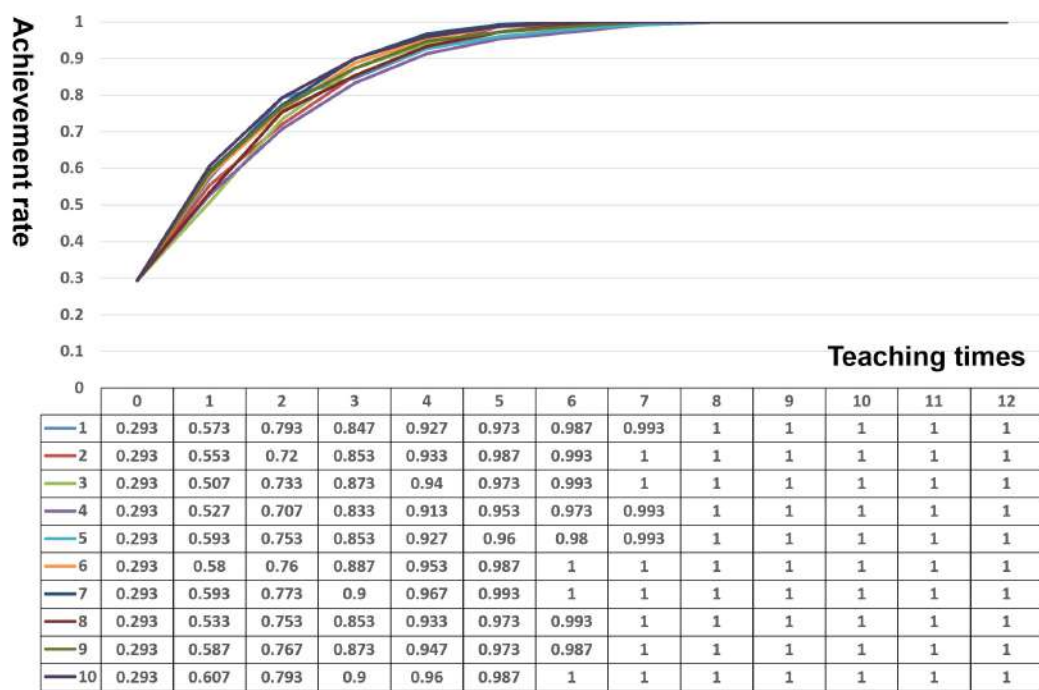


Fig. 32: アダプティブ左右ペア協調学習（集中）の達成度の推移

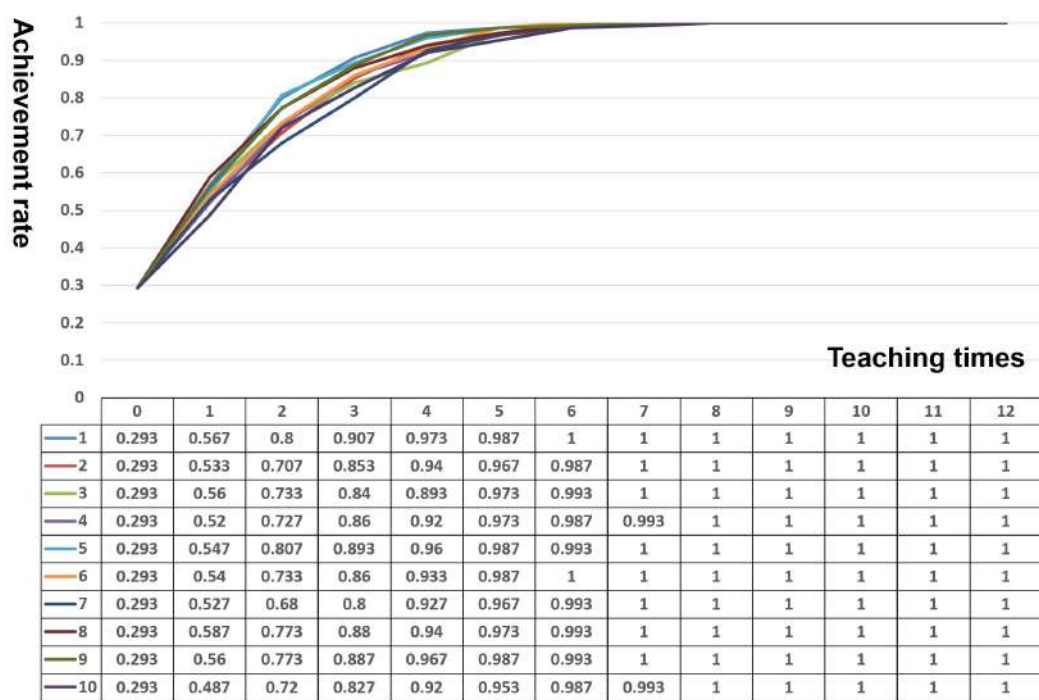


Fig. 33: アダプティブグループ協調学習（分散）の達成度の推移

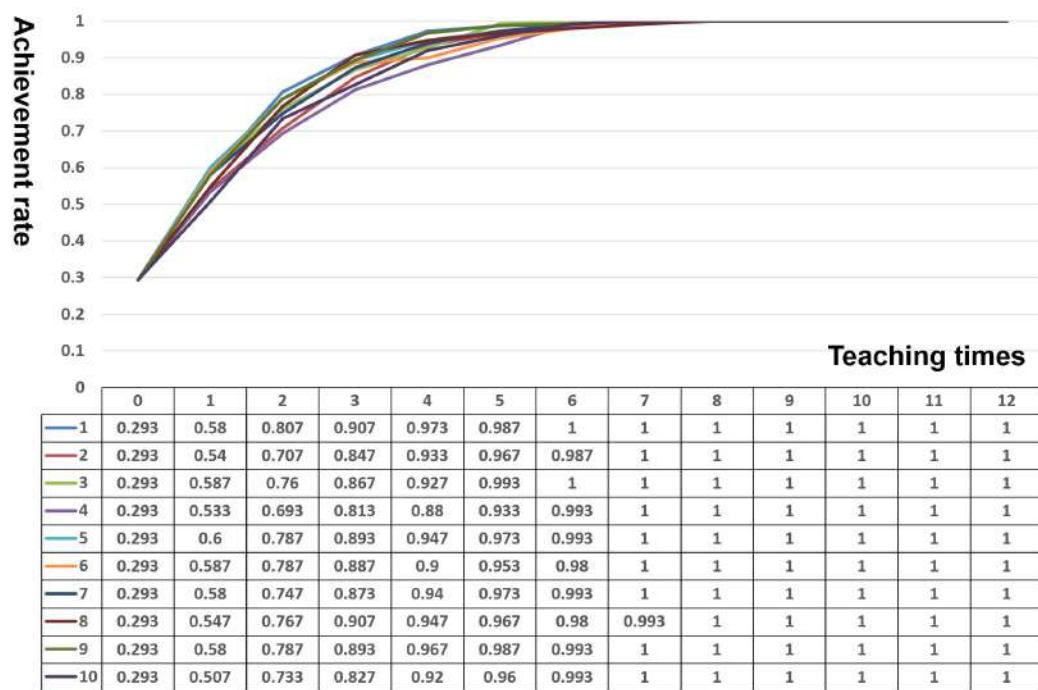


Fig. 34: アダプティブグループ協調学習（集中）の達成度の推移

### 5.3.4 オンライン教室でのマッチングモデルによる効果検証

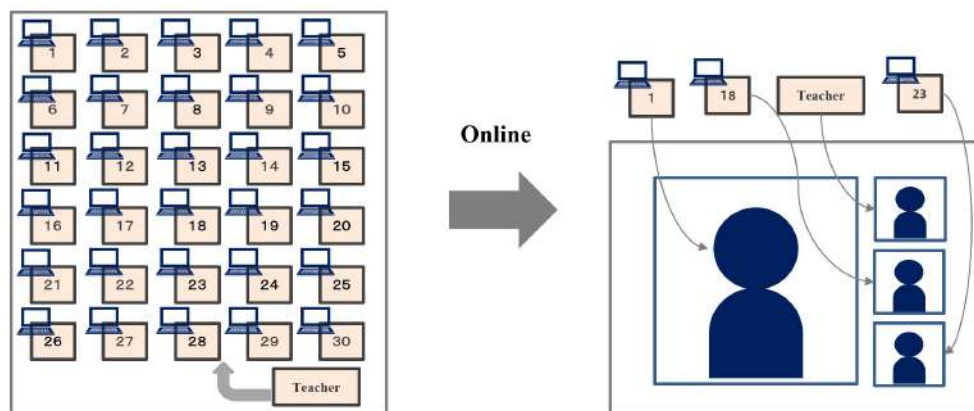


Fig. 35: オンライン化の概要

マッチングモデルとは、アダプティブラーニングシステムで学習しつつ、全問正解者が、学習が遅れている生徒に、学習内容を教える形での、協調学習を取り入れたモデルである。オンラインでの授業を想定しており、Fig.35のような形態を想定しており、モデルの概要はFig.36である。

生徒は、アダプティブラーニングシステムで学習する。そのうえで、先生は、オンライン上で、生徒の学習状況を確認し、全問正解者になった人を見つけ、学習が遅れている生徒とペアを組ませる。そして、全問正解者に「ペアになった人に教えてください」と指示を行いながら、授業を進めていくことを想定したモデルである。マッチングモデルの平均教授回数は4.5回で、達成度の変化の詳細はFig.37である。

アダプティブ協調学習モデルよりも、マッチングモデルの方が、学習効率が良いことがわかる。アダプティブ協調モデルは、先生が教えた学習者を起点に、協調学習が起こる形になっており、協調学習の際、それぞれが同じ問題に取り組んでいることが条件になっていた。一方で、マッチングモデルは、全問正解者の数だけ、協調学習が起こるため、学習効率が上がったと考えられる。アダプティブラーニングシステムでは、それぞれの学習者が、自分に最適化された問題で学習しているため、それぞれ異なる問題に取り組んでいる。そのため、協調学習を行うためには、学習内容をそろえる条件が必要となる。アダプティ

ブ協調学習モデルでは、コーチングされた生徒と協調関係にある生徒が同じ問題に取り組んでいるという条件で、マッチングモデルでは、どの問題でも教えることができる全問正解者が協調学習の相手になるという条件で設定している。

オンラインでの授業は、学習者の学習状態の把握がしやすく、学習者のペアづくりもしやすい。そのため、アダプティブラーニングを取り入れた状況でも、協調学習を行いやすい環境をつくることができる。ここから、アダプティブラーニングシステムを取り入れた学習デザインと、オンライン授業は相性がよく、平均教授回数の減少がそれを裏づけた形となった。またマッチングモデルはリアル教室でのアダプティブラーニングを取り入れたどのモデルよりも、平均教授回数が少なく、学習効果が高い傾向があることもわかった。

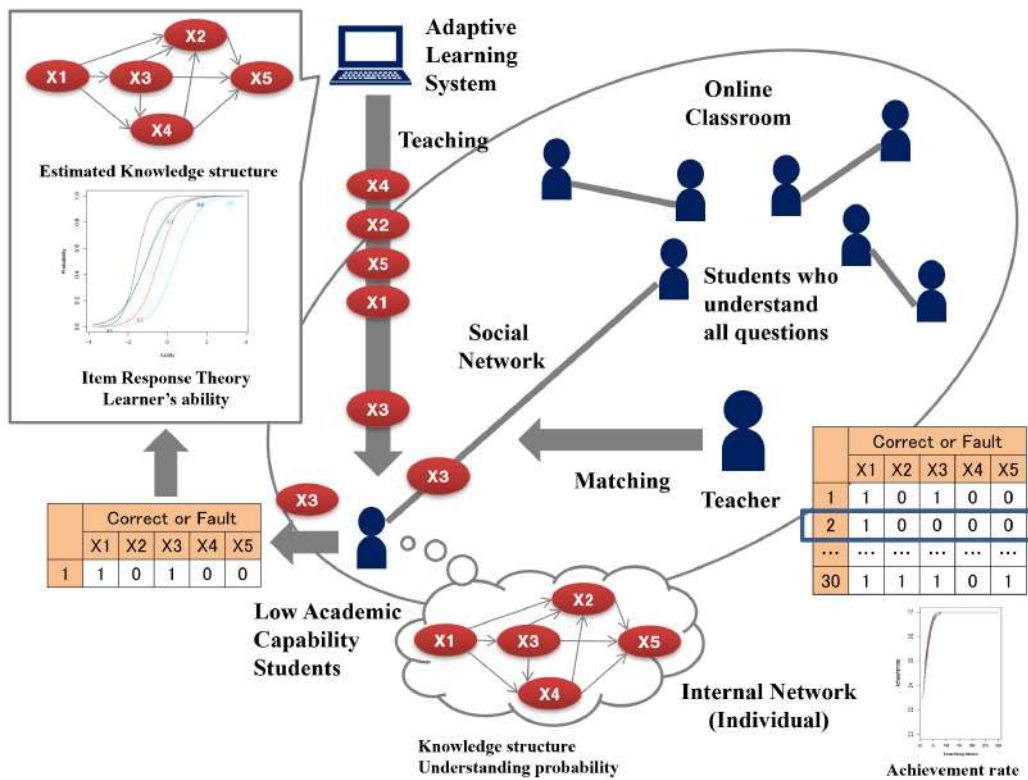


Fig. 36: アダプティブマッチングモデルの概要



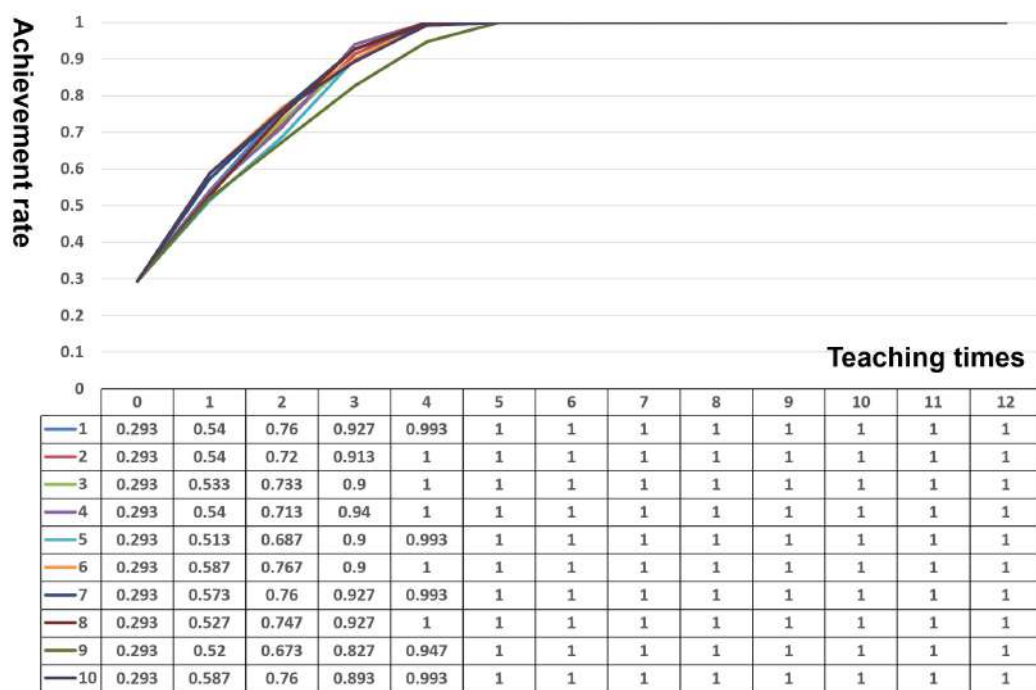


Fig. 37: マッチングモデルの達成度の推移

## 5.4 おわりに

本章では、アダプティブラーニングが学習効果に与える影響について検証した。まず、リアル教室において、アダプティブラーニングのみの学習環境と教師がコーチとしてサポートする学習環境の比較を通して、教師がコーチとしてサポートすることで、学習効率が改善されることを明らかにした。アダプティブラーニングのみの学習環境では、理解が遅れている学習者がいる場合、その学習者が教室全体の学習効率を下げてしまう傾向があった。理解の遅れている学習者をフォローする教師を配置することで、この課題が改善された。

次に、リアル教室において、アダプティブラーニングを取り入れたペア協調学習とグループ協調学習の比較検証により、グループ協調学習の学習効率が高い傾向があることを明らかにした。またどちらも、学力が低い生徒の座席を分散配置するより、集中配置した方が、学習効率が向上する傾向があった。これはアダプティブラーニングを取り入れない学習環境での協調学習の結果と逆の結果であり、協調学習における、座席配置は、学習環境を考慮して、決める必要があることを明らかにした。

最後に、オンライン教室におけるアダプティブラーニングを取り入れた協調学習の学習効果検証については、リアル教室でのアダプティブラーニングを取り入れたどのモデルよりも、学習効果が高い傾向があることを明らかにした。アダプティブラーニングでは、それぞれの学習者が、自分に最適化された問題で学習しているため、それぞれ異なる問題に取り組んでいる。そのため、協調学習を行うためには、学習内容をそろえる条件が必要となる。オンラインでの授業は、学習者の学習状態の把握がしやすく、学習者のペアづくりもしやすい。そのため、アダプティブラーニングを入れた状況でも、協調学習を行いやすい環境をつくることができる。ここから、アダプティブラーニングを取り入れた学習デザインと、オンライン授業は相性がよく、それを裏づける結果となった。

## 6 結論

### 6.1 本研究の結論

本研究では、教材構造や学習評価といった学習課題デザイン的な要素と、教師や生徒間の関係性といった学習コミュニティデザイン的な要素といった複数の要素を統合的に扱うことができる「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」をつくりだし、学習デザイン研究における新しいアプローチ手法を提案した。

そのうえで、下記3つの研究に対する結論を得た。

#### ①レクチャー形式の授業における学習デザインの研究

「教授方略が学習効果に与える影響」については、教授方略が異なると、学習効果も異なる傾向があることを明らかにした。また、「学習者配置が学習効果に与える影響」については、リアル教室での左右ペア協調学習モデルにおいて、配置が異なると、学習効果も異なり、集中配置するより、分散配置した方が、学習が効果的に作用する傾向があることを明らかにした。

#### ②グループ学習と習熟度別学習における学習デザインの研究

リアル教室におけるグループ学習が学習効果に与える影響についての検証については、レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルを比較し、グループ協調学習モデルが、学習効果がもっとも高いことを明らかにした。そして、リアル教室のグループ協調学習モデルにおいて、学力が高い人を集中配置するより、分散配置した方が、学習が効果的に作用する傾向があることを明らかにした。また、リアル教室における習熟度別学習が学習効果に与える影響についての検証については、習熟度別クラスは、学力層の異なる生徒を混在したクラスに対し、レクチャー形式の授業の場合は学習効果を高めるが、協調学習形式の授業の場合は学習効果を低める傾向があることを明らかにした。

#### ③アダプティブラーニングにおける学習デザインの研究

リアル教室において、アダプティブラーニングのみの学習環境と教師がコーチとしてサポートする学習環境の比較を通して、教師がコーチとしてサポートすることで、学習効率

が改善されることを明らかにした。アダプティブラーニングのみの学習環境では、理解が遅れている学習者がいる場合、その学習者が教室全体の学習効率を下げてしまう傾向があった。理解が遅れている学習者をフォローする教師を配置することで、この課題が改善された。

次に、リアル教室において、アダプティブラーニングを取り入れたペア協調学習とグループ協調学習の比較検証により、グループ協調学習の学習効率が高い傾向があることを明らかにした。またどちらも、学力が低い生徒の座席を分散配置するより、集中配置した方が、学習効率が向上する傾向があった。これはアダプティブラーニングを取り入れない学習環境での協調学習の結果と逆の結果であり、協調学習における、座席配置は、学習環境を考慮して、決める必要があることを明らかにした。

最後に、オンライン教室におけるアダプティブラーニングを取り入れた協調学習の学習効果検証については、リアル教室でのアダプティブラーニングを取り入れたどのモデルよりも、学習効果が高い傾向があることを明らかにした。アダプティブラーニングでは、それぞれの学習者が、自分に最適化された問題で学習しているため、それぞれ異なる問題に取り組んでいる。そのため、協調学習を行うためには、学習内容をそろえる条件が必要となる。オンラインでの授業は、学習者の学習状態の把握がしやすく、その状態にあわせた、学習者のペアづくりもしやすい。そのため、アダプティブラーニングを取り入れた状況でも、協調学習を行いやすい環境をつくることができる。ここから、アダプティブラーニングを取り入れた学習デザインと、オンライン授業は相性がよく、それを裏づける結果となった。

以上から、本研究によって、従来の研究に対して、次のような価値を生み出したと考える。従来の研究においては、協調学習やその座席配置の違いなど、学習環境を変化させた場合に、学習課題デザインがどう変化するかという視点では、研究が進んでいなかったが、本研究により、左右ペア協調学習、グループ協調学習において、座席配置の影響も含めた、学習環境の変化による、教授方略といった学習課題デザインの影響を比較、考察し、学習効果を高めるうえで最適な学習課題デザインがどのように変化するかを明らかにすることで、研究を進展させた。また、従来の研究において、学習内容の変数と、協調関係や学習環境の変数を組み合わせた、重層的な設計は難しく、シミュレーションによる研究手法も、協調関係の変数を変更して検証する手法に、とどまっていた点を、学習者一人ひとりの理解の状態、学ぶ知識の構造、協調効果といった、複数の要素を統合し、教室での学

びに対するクラス全体の学習効果を比較することができる仕組みを提案することで、学習の順番といった学習内容の変数を変更しながら、一斉授業や協調学習に加え、習熟度別学習やアダプティブラーニングを取り入れた学習など幅広い学習環境について、比較、考察し、学習効果を高めるうえでのポイントを明らかにした。

一方で本研究には、次の限界がある。

1. 適用できる学習内容に限定がある

学習内容は正解・不正解が明確な「知識」を対象として設計を行っているため、「表現力」や「学びに向かう力」といった、正解・不正解だけで測ることが難しい学習内容には適応できない。数学や外国語学習における文法等、知識を積み上げるタイプの学習内容への適用を想定した形になっている。

2. 協調学習の効果について、仮定を置いている

協調学習が行われると、理解確率が100%となるよう、一律で設定しているが、生徒同士の相性等で、協調学習がうまくいかないケースも発生すると考えられ、その点を考慮できていない。

3. インパクトを精緻に検証することはできない

本研究では、理解確率、知識構造、協調関係の3点でパラメータを設定し、本研究のすべての学習デザインにおいて、パラメーターの設定値の条件を同一としている。そのため、それぞれの研究で構築したモデル間の比較は可能であり、学習効果を高める傾向か、低める傾向か、その方向性については、検証が可能である。一方で、その学習効果のインパクトについては、協調学習のパラメーターにおいて、仮定を置いていることから、精緻に検証することは難しい。

4. 授業時間を考慮していない

本研究では、教授回数で比較しており、授業形式の違いによる、授業時間の違いを考慮していない。一斉授業形式、協調学習形式と、形式の違いによって、教授1回に必要な時間が異なるケースがあるが、その点を考慮できていない。そのため、協調学習の学習効果が一斉授業形式よりも高いとしても、協調学習にかかる時間によっては、選択が難しいケースも考えられる。

5. クラス全員がすべての問題を理解する状態を目指す授業を対象としている

本研究では、クラス全員がすべての問題を理解した状態を示す達成度1を目指す授業を対象としている。一方で、小学生から大学生へと進むに従って、学習内容によっては、クラス全員が理解することは現実的な設定でない場合があり、目指す状態によっては、達成度1という設定がそぐわないことがある。

## 6.2 今後の展開

日本では、学習指導要領によって、「知・徳・体にわたる『生きる力』を子供たちに育むため、『何のために学ぶのか』という学習の意義を共有しながら、授業の創意工夫や教科書等の教材の改善を引き出していけるよう、全ての教科等を、①知識及び技能、②思考力、判断力、表現力等、③学びに向かう力、人間性等の三つの柱で再整理」[文部B]している。

本研究では、学習内容は正解・不正解が明確な「知識」を対象として設計を行っているため、「表現力」や「学びに向かう力」といった知識以外の力を、どのようにシミュレーション上で扱うかは、次の研究テーマである。この研究テーマを進めるには、これらの力の定義や力を評価するための評価手法等が必要である。

また本研究では協調学習において、理解確率が100%となるよう一律で設定しているが、生徒同士の相性等により、協調学習がうまくいかないケースもあるため、そういった要素をいかにシミュレーションに取り込むかについても、今後の研究テーマである。

本研究は蓄積された学習データをもとに、学習効果を高めるとされる複数の要素を組み合わせ、その組み合わせによる効果を、構成的アプローチを利用することで、探索的に検証することができる場所に強みがある。仮説ベースで、本研究の手法で、筋のある方向性を絞り込み、筋のよいものを授業実践でさらに実証する。そういった相互に知見交流を行うことで、今後表現力等の評価手法や、協調学習の成功因子の研究の進展にあわせ、授業実践を通し、データが蓄積されることで、さらに本研究の裾野も広げていくことができると考えている。

## 6.3 むすび

新しい時代の営みにあわせて、学ぶべき内容やその学びを支える仕組みも変化してい

く、深化する情報時代は、学習環境に魅力的な新しい選択肢を提案していく。成長のかたちは、一人ひとり違う。一人ひとりの力を引き出し、才能を開花させていける、そういった環境をつくることのできる可能性が広がっている。学習者中心に教育パラダイムも変化している。

一方で、学びにおいて、人と人とのつながりは最も大切であると考えている。教師と学び、生徒同士で学びあう。その体験が、学びを豊かにしていくと信じている。一人ひとりののびしろをうまく広げつつ、人と人とのつながりのなかで、豊饒な学習体験をつくる、そんな学習環境をつくりたい。そのためには、学習内容、一人ひとりの成長の状態、人と人とのつながりといった、学習環境における様々な要素を統合的にデザインし、分析できる仕組みが必要になる。

本研究では、学習内容は正解・不正解が明確な知識を対象とし、対象のすべての知識に正解した状態を最も成長した状態とみなす理解度を置き、協調学習のパターンや教師の役割のパターンを複数用意し、それらを組み合わせて、統合的にデザインを行い、一人ひとりの理解度の累積である教室全体の学習効果がどう変化するかを目的変数として、構成的アプローチから分析する仕組みをつくり、研究を進めてきた。

学習者中心のパラダイムにそった学習環境は、さらに一人ひとりのもっている能力を引き出し、支援し、最大の学習効果を生み出すと信じている。その進化を進めるために、授業実践を通じた検証による学習環境デザインはますます大切になる。そしてICT環境が整うことで、その授業実践による学習履歴など大量のデータが蓄積されていく。そのデータは授業実践の検証だけでなく、本研究の構成的アプローチからの学習環境デザインにも利用することができる。たとえば、授業実践で得られたデータをもとに、シミュレーションモデルをつくることで、そのモデルを更新し、シミュレーション上で様々な学習環境デザインを設定し、授業実践を行う前に、授業実践を行うに価値のあることを絞り込むこともできる。

今までなかった新しい学習環境をつくっていくうえでは、それぞれの研究手法の特徴をおさえつつ、複数のアプローチで学習環境を検証し、相互に知見を交流していくことは、価値がある。本研究が提案する構成的なアプローチが、その選択肢のひとつとして、学習デザインの発展に寄与できると考えている。

## 謝辞

本研究にあたり、主指導教員である倉橋節也教授に大変お世話になりました。修士課程で研究の方向性を模索していたときから、研究計画、研究発表、論文執筆と常に支えていただいたことに心から感謝しております。吉田健一教授には修士課程のときからご支援をいただき、視野を広げるアドバイスをいただきました。尾崎幸謙准教授には博士課程からご支援をいただき、あらためて自分の研究をみつめるきっかけになるアドバイスをいただきました。皆様のお力添えをいただき、研究を前に進めることができ、本論文を完成することができました。誠にありがとうございました。



## 参考文献

- [AS12] Terry T. Anderson, and Julie Shattuck. Design-based research : A decade of progress in educational research ?. Educational Researcher, 41(1), pp16-25, 2012.
- [Axe99] Robert M. Axelrod. The Complexity of Cooperation. Princeton University Press, 1999. (寺野隆雄(監訳). 対立と協調の科学—エージェント・ベース・モデルによる複雑系の解明—. ダイヤモンド社, 2003.)
- [BA01] Clelia M. Bordogna, and Ezequiel V. Albano. Theoretical description of teaching-learning processes : A multidisciplinary approach. Physical Review Letters, 87(11), 118701, 2001.
- [BA03] Clelia M. Bordogna, and Ezequiel V. Albano. Simulation of social processes : Application to social learning. Physica A : Statistical Mechanics and its Applications, 329(1-2), pp.281-286, 2003.
- [BBC00] John D. Bransford, Ann L. Brown, and Rodney R. Cocking. How people learn: Brain, mind, experience, and school: Expanded edition. National Academy Press, 2000. (森敏昭,秋田喜代美(訳). 授業を変える. 北大路書房, 2002.)
- [BD18] Susanne G. Bottcher, and Claus Dethlefsen. deal : A Package for Learning Bayesian Networks. <http://cran.r-project.org/web/packages/deal/>. 2018.
- [Bir68] Allan Birnbaum. Some latent trait models. in Frederic M. Load, Melvin R. Novick (eds.) : Statistical Theories of Mental Test Scores, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, pp.397-424, 1968.
- [Blo56] Benjamin S. Bloom (Ed.). Taxonomy of educational objectives : The classification of educational goals, Handbook I . Cognitive domain, New York: McKay, 1956.

- [Blo68] Benjamin S. Bloom. Learning for mastery. *Evaluation Comment*, 1(1), pp.1-12, 1968.
- [Car68] John B. Carroll. A model of school learning. *Teachers College Record*, 64(8), pp.723-733, 1968.
- [CFG81] Michelene T. H. Chi, Paul J. Feltovich, and Robert Graser. Categorization and representation of physics problems by experts and novices. *Cognitive Science*, 5, pp.121-152, 1981.
- [CKM06] Gemma Corbalan, Liesbeth Kester, and Jeroen J.G. van Merriënboer. Towards a personalized task selection model with shared instructional control. *Instructional Science*, 34(5), pp.399-422, 2006.
- [Dew97] John Dewey, and Small, A.W. *My pedagogic creed*. New York, NY : EL Kellogg Company, 1897.
- [Dew99] John Dewey. *The school and society*. Champaign, IL: Southern Illinois University Press, 1899. (宮原誠一(訳). *学校と社会*. 岩波文庫, 1957.)
- [Dew38] John Dewey. *Experience and education*. New York, NY : Kappa Delta Pi, 1938. (市原尚久(訳). *経験と教育*. 講談社, 2004.)
- [DH06] Steven M. Downing, and Thomas M. Haladyna. *Handbook of Test Development*. Routledge, 2006. (池田央(訳). *テスト作成ハンドブック*. 教育測定研究所, 2008.)
- [DL12] Paula J. Durlach, and Alan M. Lesgold(eds). *Adaptive Technologies for Training and Education*. Cambridge University Press, 2012.
- [EA96] Joshua M. Epstein, and Robert Axtell. *Growing Artificial Societies*. Brookings Institution Press, The MIT Press, 1996. (服部正太, 木村香代子(訳). *人工社会*. 共立出版, 1999.)

- [Eyr07] Heidi L. Eyre. Keller's personalized system of instruction : Was it a fleeting fancy or is there a revival on the horizon?. *The Behavior Analyst Today*, 8, pp.317-324, 2007.
- [FFPH14] Karen A. Foss, Sonja K. Foss, Scott Paynton, and Laura Hahn. Increasing college retention with a personalized system of instruction : A case study. *Journal of Case Studies in Education*, 5, 1, 2014.
- [Gag05] Robert M. Gagne. *Principles of instructional design (fifth edition)*. Wadsworth Publishing Company, 2005. (岩崎信, 鈴木克明(監訳). *インストラクショナルデザインの原理(第5版)*. 北大路書房, 2007.)
- [GBBE+06] Volker Grimm, Uta Berger, Finn Bastiansen, Sigrunn Eliassen, et al. A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological modeling*, 198, pp.115-126, 2006.
- [GBDP+06] Volker Grimm, Uta Berger, Donald L. DeAngelis, J. Gray Polhill, et al. The ODD protocol : A review and first update. *Ecological modelling*, 221, pp.2760-2768, 2006.
- [GMC12] Patrick Griffin, Barry McGaw, and Esther Care (Ed). *Assessment and teaching of 21st century skills*. Springer, 2012. (三宅なほみ, 益川弘如, 望月俊男(訳). *21世紀型スキル学びと評価の新たなかたち*. 北大路書房, 2014.)
- [Gol07] Diane J. Goldsmith. *Enhancing Learning and Assessment through e-Portfolios : A Collaborative Effort in Connecticut*. *New Directions for Student Services*, no.119(Fall), pp.17-30, 2007.
- [GRBJ+05] Volker Grimm, Eloy Revilla, Uta Berger, Florian Jeltch, et al. Pattern-Oriented Modeling of Agent-Based Complex Systems : Lessons from Ecology. *Science*, 310, pp.987-991, 2005.
- [GT99] Nigel Gilbert, Klaus G. Troitzsch. *Simulation for the Social Scientist*. Open University Press, 1999. (井庭崇, 岩村拓哉, 高部陽平(訳). *社会シミュレーションの技法*. 日本評論社, 2003.)

- [HU11] Takamitsu Hashimoto, and Maomi Ueno. Latent Conditional Independence Test Using Bayesian Network Item Response Theory. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E94-D-4, pp.743-753, 2011.
- [JJH02] David W. Johnson, Roger T. Johnson, and Edythe Johnson Holubec. *Circles of Learning : Cooperation in the Classroom* (5th edition). Interaction Book Company, Edina, MN, 2002. (石田裕久, 梅原巳代子(訳). 学習の輪学び合いの協同教育入門改訂新版. 二瓶社, 2010.)
- [JN07] Finn V. Jensen, and Thomas D. Nielsen. *Bayesian Networks and Decision Graphs* (second edition). springer, 2007.
- [Kel68] Fred S. Keller. Good-bye teacher. *Journal of Applied Behavioral Analysis*, 1, pp.79-89, 1968.
- [Kel16] John M. Keller. Motivation, Learning, and Technology : Applying the ARCS-V Motivation Model. *Participatory Educational Research*, 3(2), pp.1-15, 2016.
- [KF09] Daphne Koller, and Nir Friedman. *Probabilistic Graphical Models*. The MIT Press, 2009.
- [KKYY+10] Masaaki Kunigami, Masato Kobayashi, Satoru Yamadera, Takashi Yamada, and Takao Terano. A Doubly Structural Network Method and Analysis on the Emergence of Money. in Keiki Takadama, et al (eds). *Simulating Interacting Agents and Social Phenomena. The Second World Congress*, Springer, 2010.
- [MCC02] Jeroen J. G. van Merriënboer, Richard E. Clark, and Marcel B. M. de Croock. Blueprints for complex learning : The 4C/ID-model. *Educational Technology Research and Development*, 50(2), pp.39-64, 2002.
- [Mer02] Marriner David Merrill. First principles of instruction. *Educational Technology Research and Development*, 50(3), pp.43-59, 2002.
- [Mer06] Marriner David Merrill. Levels of instructional strategy. *Educational Technology*, 46(4), pp.5-10, 2006.

- [Mer07] Marriner David Merrill. A task-centered instructional strategy. *Journal of Research on Technology in Education*, 40(1), pp.5-22, 2007.
- [Mil06] David Miliband. Choice and voice in personalised learning. In OECD(Ed) , *Shooling for tommorrow personalising education*, OECD Publishing, pp.21-30, 2006.
- [Pea88] Judea Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems*. Morgan Kaufmann, 1988.
- [RBM16] Charles M. Reigeluth, Brian J. Beatty, and Rodney D. Myers. *Instructional-Design Theories and Models. VolumeIV, The Learner-Centered Paradigm of Education*, Routledge, 2016. (鈴木克明(監訳). *インストラクショナルデザイン理論とモデル*. 北大路書房, 2020.)
- [RH02] Steven F. Railsback, and Bret C. Harvey. Analysis of habitat-selection rules using an individual-based model. *Ecology*, 83(7), pp.1817-1830, 2002.
- [Riz18] Dimitris Rizopoulos. ltm: Latent Trait Models under IRT. <http://cran.r-project.org/web/packages/ltm/>, 2018.
- [RR11] William Rand, and Roland T. Rust. Agent-based modeling in marketing : Guidelines for rigor. *International Journal of Research in Marketing*, 28(3), pp.181-193, 2011.
- [SB93] Marlene Scardmalia, and Carl Bereiter. Technologies for Knowledge-Building Discourse. *Communications for the ACM*, 36(5), pp.37-41, 1993.
- [SBMS+89] Marlene Scardamalia, Carl Bereiter, Robert S. McLean, Jonathan Swallow , and Earl Woodruff. Computer-Supported Intentional Learning Environments. *Journal of Educational Computing Research*, 5(1), pp.51-68, 1989.
- [SC17] Hirokazu Shirado, and Nicholas A. Christakis. Locally noisy autonomous agents improve global human coordination in network experiments. *Nature*, 545, pp.370–374, 2017.

- [Scu19] Marco Scutari. bnlearn : Bayesian Network Structure Learning, Parameter Learning and Inference. <http://cran.r-project.org/web/packages/bnlearn/>, 2019.
- [Uen02] Maomi Ueno. An extension of the IRT to a network model. Behaviormetrika, 29(1), pp.59-79, 2002.
- [WBW07] Howard Wainer, Eric T. Bradlow, and Xiaohui Wang. Testlet Response Theory and Its Applications. Cambridge University Press, 2007.
- [Yau06] YEUNG Yau-yuen. Scientific modeling of technology-mediated collaborative learning processes. In Riichiro Mizoguchi, et al (ed). Learning by Effective Utilization of Technologies : Facilitating Intercultural Understanding. IOS Press, pp.249-256, 2006.
- [赤倉16] 赤倉貴子, 柏原昭博. eラーニング / eテストング. ミネルヴァ書房, 2016.
- [秋田10] 秋田喜代美, 藤江康彦. 授業研究と学習過程. 放送大学教育振興会, 2010.
- [和泉17] 和泉潔, 斎藤正也, 山田健太. マルチエージェントのためのデータ解析. コロナ社, 2017.
- [植野94] 植野真臣, 大西仁, 繁樹算男. 確率ネットワークを組み込んだテスト理論の提案. 電子情報通信学会論文誌(A), J77-A(10), pp.1398-1408, 1994.
- [植野00] 植野真臣. ベイズ・アプローチによるグラフィカル・テスト理論. 日本教育工学会論文誌, 24(1), pp.35-52, 2000.
- [植野09A] 植野真臣. eテストング : 先端理論と技術. 教育システム情報学会誌, 26(2), pp.204-217, 2009.
- [植野09B] 植野真臣, 永岡慶三 (Ed). eテストング. 倍風館, 2009.
- [植野10] 植野真臣, 荘島宏二郎. 学習評価の新潮流. 朝倉書店, 2010.
- [大島02] 大島律子, 大島純, 田中秀樹. CSCLを用いた高等教育カリキュラムのデザイン実験－知識構築活動を支援する学習環境の構築－. 認知科学, 9(3), pp.409-423, 2002.

- [大島05] 大島律子, 大島純, 石山拓, 堀野良介. CSCLシステムを導入した協調学習環境の形成的評価ーメンタリングを通じた学習環境の解釈と支援ー. 日本教育工学会論文誌, 29, pp.261-270, 2005.
- [大島09] 大島純, 大島律子. エビデンスに基づいた教育: 認知科学・学習科学からの展望. 認知科学, 16(3), pp.390-414, 2009.
- [大島13] 大島純. 学習科学研究のパラダイム. 教育メディア研究, 20(2), pp.3-9, 2013.
- [笥05] 笥宗徳, 山田哲男, 高橋道哉, 渡邊一衛. eラーニングによる協調型実習の設計法と「生産システム設計」授業への適用. 日本教育工学会論文誌, 29, pp.349-358, 2005.
- [梶田01] 梶田叡一. 教育評価. 有斐閣, 2001.
- [加藤08] 加藤浩. もう一つの教育評価: 状況内評価の活用に向けて. 人工知能学会誌, 23(2), pp.163-173, 2008.
- [加藤14] 加藤健太郎, 山田剛史, 川端一光. Rによる項目反応理論. オーム社, 2014.
- [金子98] 金子邦彦, 池上高志. 複雑系の進化的シナリオ. 朝倉書店, 1998.
- [北村10] 北村智. 協調学習研究における理論的関心と分析方法の整合性: 階層的データを扱う統計的分析手法の整理. 日本教育工学論文誌, 33(3), pp.343-352, 2010.
- [倉橋99] 倉橋節也, 南潮, 寺野隆雄. 逆シミュレーション手法による人工社会モデルの分析. 計測自動制御学会論文集, 35(11), pp.1454-1461, 1999.
- [倉橋13] 倉橋節也. 社会システムの研究動向4ー評価・分析手法(2)ーモデル推定と逆シミュレーション手法. 計測と制御, 52(7), pp.588-594, 2013.
- [國上09] 國上真章, 小林正人, 山寺智, 津田道夫, 寺野隆雄. 複雑2重ネットワークモデルによる貨幣の創発現象の分析. 情報処理学会論文誌数理モデル化と応用, 2(1), pp.57-69, 2009.
- [繁桝06] 繁桝算男, 植野真臣, 本村陽一. ベイジアンネットワーク概説. 培風館, 2006.

- [白水14] 白水始, 三宅なほみ, 益川弘如. 学習科学の新展開. 認知科学, 21(2), pp.254-267, 2014.
- [鈴木13] 鈴木克明, 根本淳子. 教育改善と研究実績の両立を目指して: デザイン研究論文を書こう. 日本医療教授システム学会論文誌, 2(1), pp.45-53, 2013.
- [鈴木19] 鈴木克明. インストラクショナルデザイン研究の今後に寄せて. 日本教育工学会論文誌, 43(3), p.187-196, 2019.
- [高橋13] 高橋真吾. 社会システムの研究動向3-評価・分析手法(1)-モデルの解像度と妥当性評価. 計測と制御, 52(7), pp.582-587, 2013.
- [竹谷91] 竹谷誠, 新テスト理論. 早稲田大学出版会, 1991.
- [田中10] 田中恵海, 高橋謙輔, 烏海不二夫, 菅原俊治. 学級のいじめ問題を題材とする工学的シミュレーションとその考察. 情報処理学会論文誌, 3(1), pp.98-108, 2010.
- [出口04] 出口弘. エージェントベースモデリングによる問題解決—エージェントベース社会システム科学としてのABM. オペレーションズ・リサーチ, 49(12), pp.161-167, 2004.
- [寺野04] 寺野隆雄. エージェント・ベース・モデリング: その楽しさと難しさ. 計測と制御, 43(12), pp.927-931, 2004.
- [寺野08] 寺野隆雄. 複雑二重ネットワークモデル知識と人のネットワークで社会を観る. オペレーションズ・リサーチ経営の科学, 53(12), pp.661-666, 2008.
- [寺野10] 寺野隆雄. なぜ社会システム分析にエージェント・ベース・モデリングが必要か. 横幹, 4(2), pp.56-62, 2010.
- [寺野13] 寺野隆雄. 社会システムの研究動向1-世界と日本の事情-計算機科学と社会科学のはざままで生きる社会シミュレーション. 計測と制御, 52(7), pp.568-573, 2013.
- [豊田08] 豊田秀樹. データマイニング入門. 東京図書, 2008.



- [豊田12] 豊田秀樹. 項目反応理論[入門編](第2版). 朝倉書店, 2012.
- [鳥海07] 鳥海不二夫, 石井健一郎. 学級集団形成における教師による介入の効果. 電子情報通信学会論文誌(A), J90-D(9), pp.2456-2464, 2007.
- [中山06] 中山実, 竹内義良, 関信仁, 加藤真一, 今長豊, 清水康敬. 分散協調学習と集合協調学習による学習成績の違いに関する検討. 日本教育工学会論文誌, 30(suppl.), pp153-156, 2006.
- [沼野76] 沼野一男. 授業の設計入門. 国土社, 1976.
- [沼野86] 沼野一男. 情報化社会と教師の仕事. 国土社, 1986.
- [橋本11A] 橋本貴充. 項目反応理論を利用した項目関連構造分析. 応用統計学, 40(3), pp.125-140, 2011.
- [橋本11B] 橋本貴充, 植野真臣. ベイジアン・ネットワークIRTによるセンター試験の分析. 人工知能基本問題研究会, 83, pp.77-82, 2011.
- [服部11] 服部環. 心理・教育のためのRによるデータ解析. 福村出版, 2011.
- [松居10] 松居辰則, 平嶋宗. 学習課題・問題系列のデザイン. 人工知能学会誌, 25(2), pp.259-267, 2010.
- [松河04] 松河秀哉, 中原淳, 西森年寿, 望月俊男, 山内祐平. 電子掲示板での学習者の活動を把握する指標の検討. 日本教育工学会論文誌, 28, pp57-67, 2004.
- [三宅06] 三宅なほみ. 学習科学: 協調的な実践科学と理論構築との互惠関係をめざして. 人工知能学会誌, 21(1), 2006.
- [三宅14] 三宅なほみ, 大島純, 益川弘如. 学習科学の起源と展開. 科学教育研究, 38(2), pp.43-53, 2014.
- [望月04] 望月俊男, 藤谷哲, 一色裕里, 中原淳, 山内祐平, 久松慎一, 加藤浩. 電子会議室の発言内容分析による協調学習の評価方法の提案. 日本教育工学会論文誌, 28, pp15-27, 2004.

- [森本08] 森本康彦. eポートフォリオの理論と実際. 教育システム情報学会誌, 25(2), pp.245-263, 2008.
- [森本11] 森本康彦. 高等教育におけるeポートフォリオの最前線. システム／制御／情報, 55(10), pp.425-431, 2011.
- [森本18] 森本康彦. eポートフォリオを活用した学習評価とラーニングアナリティクス. 情報処理, 59(9), pp.820-824, 2018.
- [文部A] 文部科学省. GIGAスクール構想の実現へ. [https://www.mext.go.jp/a\\_menu/other/index\\_00001.htm](https://www.mext.go.jp/a_menu/other/index_00001.htm)
- [文部B] 文部科学省. 平成29・30年改訂学習指導要領、解説等. [https://www.mext.go.jp/a\\_menu/shotou/new-cs/1384661.htm](https://www.mext.go.jp/a_menu/shotou/new-cs/1384661.htm)
- [安武07] 安武公一, 多川孝央, 山川修, 隅谷孝洋, 井上仁. e-learning学習環境において形成されるコミュニケーション・ネットワークの構造的な特性を分析する試み. 日本教育工学論文誌, 31(3), pp.359-371, 2007.
- [安武11] 安武公一, 山川修, 多川孝央, 隅谷孝洋, 井上仁. ネットワーク・コミュニティを通じた学習者間の相互作用とその効果に関するシミュレーション分析. 教育システム情報学会誌, 28(1), pp.50-60, 2011.
- [吉川10] 吉川厚, 植野真臣. 学習評価のデザイン. 人工知能学会誌, 25(2), pp.283-290, 2010.

## 概要

成長のかたちは、一人ひとり違う。情報時代が深化していくなかで、一人ひとりにあわせた成長支援ができる学習環境づくりの可能性が広がっている。教育のパラダイムも、学習者中心の考え方へ変化しており、一人ひとりのもっている能力をうまく引き出し、支援し、最大の学習効果を生み出すことを実現しようと、様々な研究が行われており、学習デザインの重要性が高まっている。

学習デザインについては、教材構造や学習評価といった学習課題デザインに着眼するアプローチと、教師や生徒間の関係性など学習コミュニティに着眼するアプローチから研究が進んできた。実際の授業実践を通し、改善しながら、デザイン原則としてまとめていくデザイン研究が多く行われているが、近年学習コミュニティに着眼するアプローチにおいて、コンピュータ・シミュレーションによって学習という「複雑な」現象に迫る構成的アプローチによるデザイン実験アプローチ研究も提案されている。

本研究は、学習コミュニティに着眼するアプローチにおいてはしまっている構成的アプローチによる学習デザイン研究を系譜とし、さらに教材構造や学習評価といった学習課題デザインの要素と、教師や生徒間の関係性といった学習コミュニティデザインの要素を統合的に扱うことができる「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」をつくりだし、学習デザイン研究における新しいアプローチ手法を提案した。

具体的には、学習者一人ひとりの知識理解状態、知識の構造を表現した内部ネットワークと、学習環境を表現した社会ネットワークからなる「複雑二重ネットワークモデルによる知識教授シミュレーション」であり、学習者一人ひとりの理解の状態、学ぶ知識の構造、協調効果といった、複数の要素を統合し、教室での学びに対するクラス全体の学習効果を比較することができる仕組みをつくり、学習効果を高める個々の要素を探求するのではなく、学習効果を高めると思われる複数の要素を組み合わせ、それらの組み合わせとしての学習デザイン効果を検証することで、下記3つの研究に対する結論を得た。

### ①レクチャー形式の授業における学習デザインの研究

「教授方略が学習効果に与える影響」については、教授方略が異なると、学習効果も異なる傾向があることを明らかにした。また、「学習者配置が学習効果に与える影響」につ

いては、リアル教室での左右ペア協調学習モデルにおいて、配置が異なると、学習効果も異なり、集中配置するより、分散配置した方が、学習が効果的に作用する傾向があることを明らかにした。

### ②グループ学習と習熟度別学習における学習デザインの研究

リアル教室におけるグループ学習が学習効果に与える影響についての検証については、レクチャーモデル、左右ペア協調学習モデル、グループ協調学習モデルを比較し、グループ協調学習モデルが、学習効果をもっとも高いことを明らかにした。そして、リアル教室のグループ協調学習モデルにおいて、学力が高い人を集中配置するより、分散配置した方が、学習が効果的に作用する傾向があることを明らかにした。また、リアル教室における習熟度別学習が学習効果に与える影響についての検証については、習熟度別クラスは、学力層の異なる生徒を混在したクラスに対し、レクチャー形式の授業の場合は学習効果を高めるが、協調学習形式の授業の場合は学習効果を低める傾向があることを明らかにした。

### ③アダプティブラーニングにおける学習デザインの研究

リアル教室において、アダプティブラーニングのみの学習環境と教師がコーチとしてサポートする学習環境の比較を通して、教師がコーチとしてサポートすることで、学習効率が改善されることを明らかにした。アダプティブラーニングのみの学習環境では、理解が遅れている学習者がいる場合、その学習者が教室全体の学習効率を下げてしまう傾向があった。理解が遅れている学習者をフォローする教師を配置することで、この課題が改善された。

次に、リアル教室において、アダプティブラーニングを取り入れたペア協調学習とグループ協調学習の比較検証により、グループ協調学習の学習効率が高い傾向があることを明らかにした。またどちらも、学力が低い生徒の座席を分散配置するより、集中配置した方が、学習効率が向上する傾向があった。これはアダプティブラーニングを取り入れない学習環境での協調学習の結果と逆の結果であり、協調学習における、座席配置は、学習環境を考慮して、決める必要があることを明らかにした。

最後に、オンライン教室におけるアダプティブラーニングを取り入れた協調学習の学習効果検証については、リアル教室でのアダプティブラーニングを取り入れたどのモデルよりも、学習効果が高い傾向があることを明らかにした。アダプティブラーニングでは、そ

それぞれの学習者が、自分に最適化された問題で学習しているため、それぞれ異なる問題に取り組んでいる。そのため、協調学習を行うためには、学習内容をそろえる条件が必要となる。オンラインでの授業は、学習者の学習状態の把握がしやすく、学習者のペアづくりもしやすい。そのため、アダプティブラーニングを入れた状況でも、協調学習を行いやすい環境をつくることができる。ここから、アダプティブラーニングを取り入れた学習デザインと、オンライン授業は相性がよく、それを裏づける結果となった。

学習者中心のパラダイムにそった学習環境は、さらに一人ひとりのもっている能力を引き出し、支援し、最大の学習効果を生み出すと信じている。その進化を進めるために、授業実践を通じた検証による学習環境デザインはますます大切になる。そしてICT環境が整うことで、その授業実践による学習履歴など大量のデータが蓄積されていく。そのデータは授業実践の検証だけでなく、本研究の構成的アプローチからの学習環境デザインにも利用することができる。たとえば、授業実践で得られたデータをもとに、シミュレーションモデルをつくることで、そのモデルを更新し、シミュレーション上で様々な学習環境デザインを設定し、授業実践を行う前に、授業実践を行うに価値のあることを絞り込むこともできる。

今までなかった新しい学習環境をつくっていくうえでは、それぞれの研究手法の特徴をおさえつつ、複数のアプローチで学習環境を検証し、相互に知見を交流していくことは、価値がある。本研究が提案する構成的なアプローチが、その選択肢のひとつとして、学習デザインの発展に寄与できると考えている。