JSiSE Research Report
vol.38,no.2(2023-7)

インタラクティブロボット講義における ケーススタディ分析と講義インタラクションモデルデザイン

島崎俊介[*1]，柏原昭博[*1]
*1 電気通信大学 大学院情報理工学研究科 情報学専攻

Evaluating Case Studies and Designing Interaction Model for Interactive Robot Lecture

Toshiyuki Shimazaki[*1], Akihiro Kashihara[*1]
*1 Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

筆者らはインタラクティブロボット講義研究において，理工系大学生や高校生を被験者としたケーススタディを実施し，学習状態推定の精度向上，ロボットによる講義スライドとインタラクションの適応的制御を通じて，学習者の講義に対する注意制御，注意維持及び理解促進の支援を試みた．本稿では，インタラクティブロボット講義のケーススタディを総括することで，学習者のエンゲージメントを促進し，長時間の講義受講時の注意維持・理解促進を支援する際の課題を整理する．また，学習者のエンゲージメントをより高めるための，学習者からロボットへの働きかけを含むモデルのデザインも言及する．

キーワード: インタラクティブロボット講義，学習状態推定，注意・理解リカバリ，
インタラクションデザイン

1. はじめに

人間とロボットのインタラクションを研究するヒューマンエージェントインタラクション(HAI)分野や，ChatGPT に代表される大規模言語モデルによる AI 対話システムの急速な発展により，人間とロボットが共生するロボット社会の実現が現実的となっている．ロボットの社会実装として，二足歩行可能で特定のスポーツができるロボットや，人間のような表情を有するロボットが開発されている．近い将来には，携帯電話，PC，タブレット端末が普及したのと同じように１人１台パートナーロボットの普及も現実的と考えられる．

筆者らは，将来的な１人１台学習パートナーロボット時代の到来を目指した学習支援ロボット研究の１つとして，人間講師と同等の講義をロボットが代行できないか？という学術的な問いを掲げ，ロボットによる講義に関する研究を進めている．講義では，通常長時間に及ぶほど，講義に対する学習者の注意を制御すること（以下，注意制御）や，理解状態を把握しながら，インタラクティブに進めることが重要となる．しかしながら，熟達した人間講師でもそれらを長時間遂行し続けることは負荷があり，容易ではない．そこで筆者らは，先行研究でロボット講義を実現した [1,2]．

ロボット講義とは，学習支援ロボットが人間講師の不十分な講義動作（指差し，ジェスチャー，パラ言語の非言語動作）をモデルベースに再構成し，人間講師の講義代行を可能とした研究である．成果として，短時間の講義に対する学習者の注意制御と理解促進の効果を実証した [2]．しかし，学習者の受講状態を考慮していないため，講義が長くなるほど学習者の注意が外れ，講義に追従できず理解できない可能性がある．

筆者らは，上記問題点の解決として，講義受講中に計測された学習者のセンシングデータに基づく学習状態推定と，受講状態に応じたロボットによる適応的なインタラクションを行うことで，長時間の講義における学習者の注意維持と理解追従を可能にするインタラ

クティブロボット講義研究とシステム開発を進めている[3~9]. 本システムは, 人間講師の講義の再現性を高めるため, SoftBank Robotics 社製のヒューマノイドロボットの NAO を用いており, 学習者に近づくウォークが可能で, 学習者の注意維持支援に効果的であることを確認している[4,5,6]. 同時に, Kinect による学習者の受講状態を集中状態・非集中状態の 2 状態で推定していたが, 集中状態であっても学習者の理解状況の把握が困難であった. そこで, 学習者の注意回復（以下, 注意リカバリ）と理解回復（以下, 理解リカバリ）を行うアルゴリズムと, 講義内容の重要箇所や関係を問うチャットボット機能を具備した新たなインタラクティブロボット講義システムを開発した[7]. ケーススタディでは, 学習者の学習状態推定のセンシングに基づく注意リカバリの効果を確認している[8,9].

本稿では, 筆者らが実施してきたインタラクティブロボット講義におけるケーススタディを分析し, インタラクティブロボット講義の課題を整理する. また, 学習者の講義に対する積極的関与(エンゲージメント)をより高めるため, 学習者からロボットへの働きかけを含むインタラクションのモデルについて言及する.

以下, 2 章ではインタラクティブロボット講義の位置づけとモデル, アルゴリズム, システムの枠組みを述べる. 3 章では, 今まで実施したケーススタディの結果と考察を示し, 4 章ではケーススタディの結果を総括し, インタラクションモデルの新たなデザインについて述べる. 5 章では, 今後の課題を述べる.

2. インタラクティブロボット講義

2.1 本研究の位置づけ

本研究では, 人間講師の個性を活かし, 講義動作やスタイルを反映することを意図して, ロボットが講義を代行することを目指している. そのため, 講師の講義を収録して, ロボットが再現するとともに不十分・不適切な講義動作をモデルベースに再構成する. そして, 講義中の学習者の受講状態をリアルタイムで推定し, 必要なタイミングでロボットからインタラクションを行うことで学習者の注意・理解リカバリを行う.

また, 現時点ではスライドベースの講義を前提に, ヒューマノイドロボット 1 台に対して受講生 1 名を想定しており, 先行研究のモデルとアルゴリズム[5,6,7,8]に基づきインタラクティブな講義を実現している.

ロボット講義の関連研究の多くは, ベースの人間講師が存在せず, ロボット講師を新たに作成する研究が多い. 例えば, 文献[10]では, ソーシャルロボットの Sota を用いて認知的徒弟制理論に基づく教師型ロボットを開発し, 従来型の解き方を教授する教師型ロボットに比べ, 中学生を対象とした数学の学習効果の向上を報告しているが, 特定の人間講師の講義代行ではない. 他の関連研究においても, 特定の学習者に限定した教師型ロボット[11], や特定の講義内容に特化したロボットを開発[12]しているが, 本研究では, 対象の学習者・講義内容を限定していない. これにより, モデルとなる人間講師が講義しているような存在感や, 非言語動作による学習効果の向上を期待している. また, 講義では学習支援メディアとしてのロボットの利点である擬人化傾向と身体性[1]を最大限に活かすことができると考えている. そのため本研究では, ヒューマノイドロボット NAO を用いている.

また現時点で, ロボット講義の関連研究において学習者の受講状態をセンシングし, 学習状態推定を試みている研究はない. 本研究では, 学習状態推定に応じて適応的に講義スライドのシーケンスを制御し, 学習者に適応的なインタラクションを行い長時間の講義における注意維持・理解追従を実現しようとする新規性の高い研究といえる.

筆者らが開発しているインタラクティブロボット講義システムでは, まず人間講師が作成した講義シナリオをもとに人間講師の講義動作を診断・再現・再構成するためのモデル（講義動作モデル）を用いて, ロボットが人間講師の講義代行を可能にする. 次に, 学習者の姿勢・視線を受講状態のデータとしてセンシングし（姿勢・視線センシングデータ), 学習状態推定を行う. その上で, 学習者の受講状態に応じてロボットが講義シナリオの順序（シーケンス）を制御するためのモデル（シナリオ制御モデル）と, ロボットが学習者の注意及び理解をシステマティックにリカバリするためのアルゴリズム(注意･理解リカバリアルゴリズム)を組み合わせ, 学習者とのインタラクションを実施する. 以下, システムの詳細について述べる.

2.2 講義シナリオ

本研究における講義シナリオとは，複数の切れ目（セグメント）からなる講義スライドの系列，人間講師による講義意図，講義スライド毎の非言語動作・パラ言語・スライド内問題，セグメント内のスライド間問題から構成されている．講義意図は，人間講師が講義を行う意図を表し，講義全体で 1 つに固定されるものとする．スライド内問題とは，特定のスライドにおける重要箇所を問う問題であり，スライド間問題とは，複数のスライドの関係性を問う問題である．これらの問題は，講義シナリオ作成時に予め人間講師が作成することとし，各講義スライドで重要なキーワードを問うことで学習者の理解状態を把握して，理解リカバリにおける問題提示に活用することを想定している．

2.3 講義動作モデル

講師が講義を意図通りに実施するには，講義を受講する学習者の状態を仮定し，講義中の指差し，ジェスチャー，パラ言語といった講義の非言語動作(講義動作)を組み立てる必要がある．筆者らは，これまでロボットが講義中に適切な講義動作により学習者の受講状態を集中状態に意図的に遷移させるための講義動作モデル(図 1)をデザインしてきた．本モデルによって，事前に収録された人間講師の講義を診断し，不十分な講義動作について講義意図から適切な非言語動作を導き再構成することができる．本システムでは，このようにモデルベースに人間講師による講義代行を実現する．

2.4 シナリオ制御モデル

ロボット講義では，ロボットが学習者の受講状態に応じて講義スライドの説明順序を変更し，学習者の注意･理解リカバリするためのインタラクションを行う．特に，長時間の講義ほど，学習者に応じた講義シナリオの適応的な制御が必須である．そこで筆者らは，学習者の状態に応じた注意・理解リカバリを実現するためのシナリオ制御モデル(図 2)をデザインした [9]．本モデルは，学習者の受講状態をトリガーにシーケンスを制御することで，学習者の講義に対する注意喚起を行う．本モデルは，学習者の受講状態，講師の講義意図の変化，講義スライドシーケンス制御，注意リカバリ動作カテゴリ，インタラクションのための非言語動作

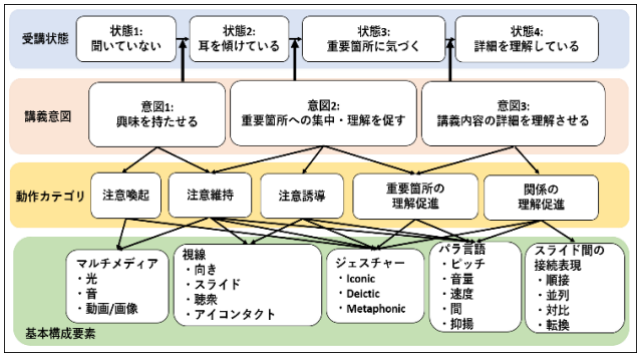

図 1　講義動作モデル

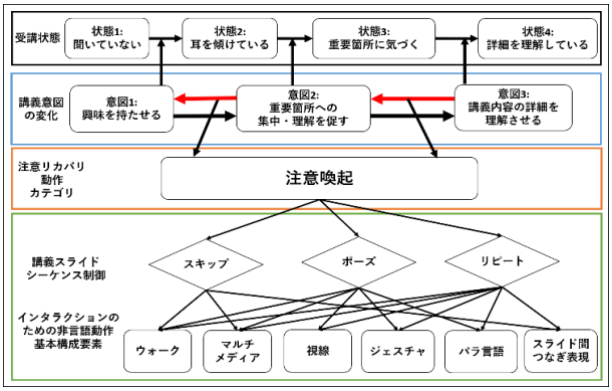

図 2 シナリオ制御モデル

基本構成要素の 5 層から構成される．受講状態は，講義動作モデルと同様に 4 状態で，状態 1 を非集中状態，状態 2 以上を集中状態とし，姿勢・視線センシングデータに基づく学習状態推定を行う．

2.5 注意・理解リカバリアルゴリズム

インタラクティブロボット講義における注意・理解リカバリは，図 3 に基づき実施される．本研究では現在のところ，学習者の受講状態を状態 2:（耳を傾けている），講義意図を意図 2:（重要箇所への理解・集中を促す）として状態 3 へ移行させる講義を想定している．

注意リカバリは，学習者の受講状態が状態 1:（聞いていない）場合をトリガーとして起動される．図 3 の太枠の通り，シナリオ制御モデルに基づき講義スライドの説明を中断し，例えばウォークで学習者に近づくことで講義への注意喚起を行う．その後，ロボットは学習者に講義スライドをもう一度説明するか問いかけ，学習者は説明要否を選択できる．学習者が説明を要するとした場合，ウォークとマルチメディアによる注意喚起実施後，ロボットは 1 回限定で，誇張して講義スライドの説明をリピートする．そして，受講状態が初期状態の状態 2 に回復したとみなし，意図 2 での講義を再開して，注意リカバリが完了する．なお注意リカ

バリから理解リカバリへ遷移する条件は，予め人間講師が講義シナリオ作成時に意図した，同一セグメント内での注意リカバリの回数 n をタイミングとし，チャットボット機能を起動するトリガーとなる．

理解リカバリは，受講状態が状態 1 ではない，かつ注意リカバリの回数 n，または講義スライドのセグメントをトリガーとして，図 3 の点線枠の通り，チャットボット機能が起動される．チャットボット機能によるテスト問題は，4 択の選択式問題で与えられ，スライド内問題とスライド間問題を用意する．本研究では，スライド内問題を全問正解すると状態 3:（重要箇所に気づく）と推定し，またスライド間問題を全問正解すると状態 4:（詳細を理解する）と推定する．

2.6　システムの枠組み

図 4 にインタラクティブロボット講義システムの枠組みを示す．本システムは，講義シナリオを生成する講義収録サブシステム，学習者の姿勢・視線センシングデータの計測と学習状態推定を行う学習状態センシングサブシステム，学習状態推定に基づき講義シナリオ制御，注意・理解リカバリインタラクションを実施する動的シナリオ・インタラクション生成サブシステム，ロボットが講義代行・インタラクションを行う講義ロボットサブシステムの 4 つから構成されている[9]．

講義収録サブシステムは，人間講師が行う講義を収録する．収録は，講義スライド，非言語動作，パラ言語，スライド内問題，スライド間問題を収集し，非言語動作が不十分な点は，講義動作モデルに基づき診断・再構成を行うことで講義シナリオを生成する．

学習状態センシングサブシステムは，姿勢センシングと視線センシングの並列処理を行う．姿勢センシングでは，Kinect を用いて学習者の骨格や顔のトラッキングデータを画像形式で取得する．その後 10 秒毎のサンプリング間隔で姿勢推定フレームワーク OpenPose の信頼度を取得する．信頼度は，右耳，左耳，右目，左目，右手，左手，首を使用する．本研究では，講義スライド毎に姿勢センシングを行い，学習者の顔が右向き，左向き，上向き，下向きのいずれかで，同じ講義スライド内で 2 回以上推定された学習状態を非集中状態と推定し，ロボットが学習者の注意が外れたタイミングと判断する．例えば，顔の右向きは

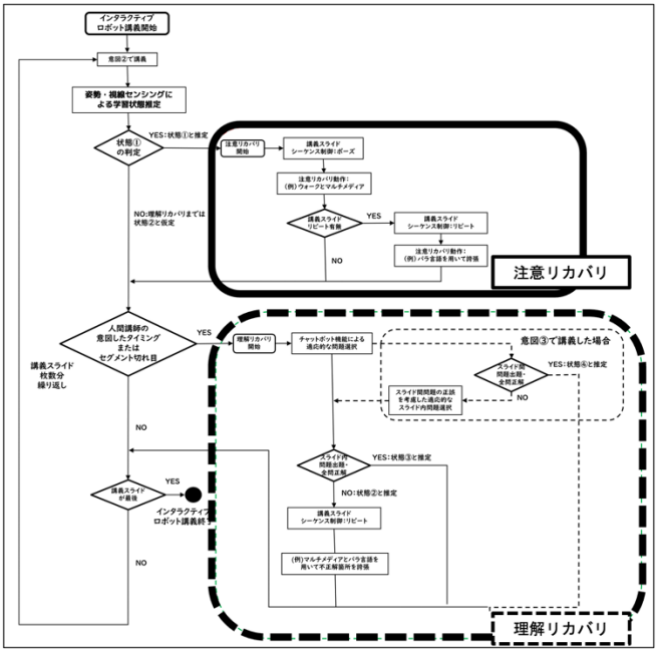

図 3 注意・理解リカバリアルゴリズム

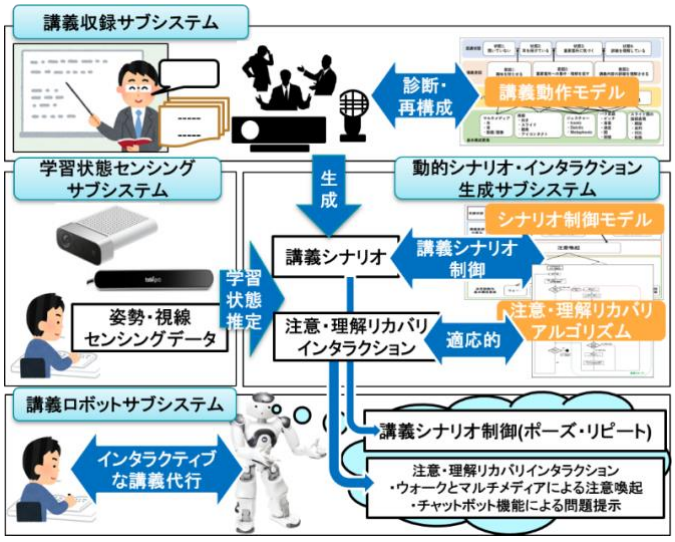

図 4 インタラクティブロボット講義システム

受講中に取得した学習者の右耳と右目の両方の信頼度の値が，講義前のキャリブレーションで取得した信頼度の平均値より低い場合に推定される．本手法は，多様な受講時の姿勢に頑健であることを確認している[9]．視線センシングでは，tobii pro nano を用いて講義における学習者の PC モニター閲覧状態を取得し，講義動作モデル及びシナリオ制御モデルの学習者の受講状態が，状態 1(非集中状態)あるいは状態 2 以上(集中状態)のいずれかを推定する際に用いる．

本手法は，視線情報を用いた関連研究の学習状態推定と異なる点として，あくまで学習者が PC モニターを見ているか・否かの 2 値に限定している．

動的シナリオ・インタラクション生成サブシステムは，学習者の受講状態が想定された状態と異なる場合，

講義スライドシーケンス制御を行い，注意リカバリのためのインタラクションと，理解リカバリのためのチャットボット機能による適応的問題提示を行う．チャットボットが提示するテスト問題そのものは，予め人間講師が用意するが，適応的問題提示では，注意リカバリの回数 n に応じて，注意リカバリが発生した講義スライドに応じて学習者毎にテスト問題を出題する．

講義ロボットサブシステムは，講義シナリオをベースに NAO が人間講師の講義を代行し，受講状態に応じた注意・理解リカバリのインタラクションを行う．

3. ケーススタディ

筆者らはこれまで理工系大学生及び高校生を対象としたケーススタディを実施してきた[1~9]．本稿では，未報告の高校生を対象としたケーススタディを述べる．

3.1 目的と仮説

インタラクティブロボット講義が，注意・理解リカバリ支援に有効かどうかを検証するために，以下の仮説を検証するケーススタディを実施した．

H1: 講義スライドのシーケンス制御による注意喚起のインタラクションは，長時間の講義における注意リカバリに有効である．

H2: チャットボット機能による問題提示・出題は，長時間の講義における理解リカバリに有効である．

H1 を検討する評価指標として，注意リカバリ・理解リカバリの回数，受講後アンケート，全体アンケートによる主観的評価を行った．

H2 を検証する評価指標として，受講後の理解度テストを用いた客観的評価と，受講後アンケート，全体アンケートによる主観的評価を行った．

3.2 実験方法

実験被験者は，公立高校生 16 名であり，講義は情報科の内容を題材とし，高校教員による講義を予め収録した 30 分程度の 2 つのコンテンツとして情報社会における法(以下，情報社会)とネットワークのしくみ(以下，ネットワーク)を用意した．実験では，被験者を 8 名ずつの二群に分け，被験者内計画で実施した．その際，インタラクティブに注意・理解リカバリを行うインタラクティブロボット講義条件(IL 条件・実験条件)と，ロボット講義条件(NL 条件・統制条件) の 2 条件を設定し，受講順序のカウンターバランスをとった．被験者には，任意で講義中の講義メモによるノートテイキングを許可した．実験中の講義動画は，被験者と高校教員に同意を取り，受講状態分析の目的で撮影した．なお，両条件とも，姿勢・視線センシングデータを取得し，IL 条件での注意・理解リカバリに用いた．なお，実験実施にあたっては，電気通信大学人を対象とする研究に関する倫理委員会の承認を受けた．

受講後は，講義メモを回収した．また，被験者は講義毎に，スライド内問題 10 問の理解度テスト(選択式問題 9 問 1 点・記述式問題 1 問 2 点の計 11 点満点，回答時間は 10 分)，7 段階リッカード尺度による受講後アンケートに回答し，最後に二者択一による全体アンケートに回答した．理解度テストでは，チャットボット機能と異なる問題を提示した．受講後・全体アンケート項目は，HRI 分野の主観評価の心理尺度である GodSpeed Questionnaire を参考とし，ロボットによる講義に関する設問(Q1~6)，ロボットによるインタラクションに関する設問(Q7~9)，ロボットによる擬人性に関する設問(Q10-14)，講義全体に関する設問(受講後アンケート：Q15-17，全体アンケート：Q15-16)からなる．ケーススタディでは，図 3 の学習者の受講状態を状態 2，講義意図を意図 2 とした．チャットボット機能のトリガーは，注意リカバリの回数 n=2 とした．

3.3 結果

図 5・6 に各講義に対する理解度テスト点数，図 7・8 に講義受講後のアンケート平均値，図 9 に全体アンケート結果を示す．実験では，IL 条件で注意リカバリが 6 回，理解リカバリが 2 回確認され，NL 件で注意リカバリが 1 回，理解リカバリが 0 回確認された．

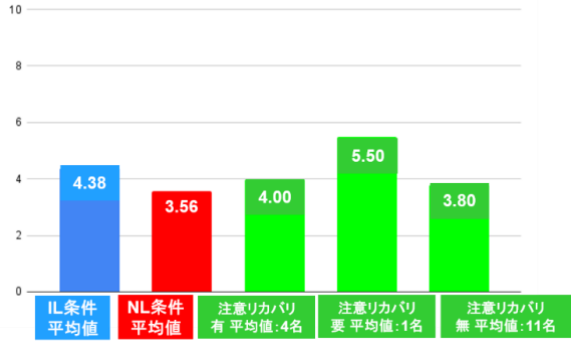

図 5 理解度テストの平均点（情報社会）

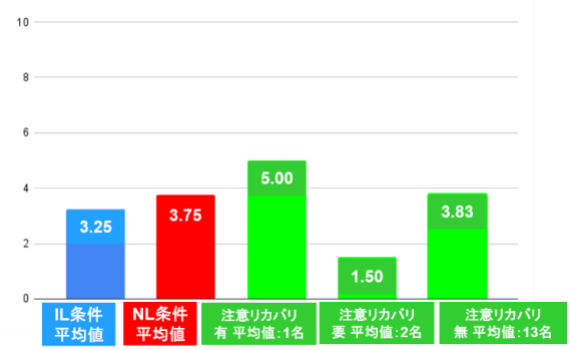

図 6 理解度テストの平均点（ネットワーク）

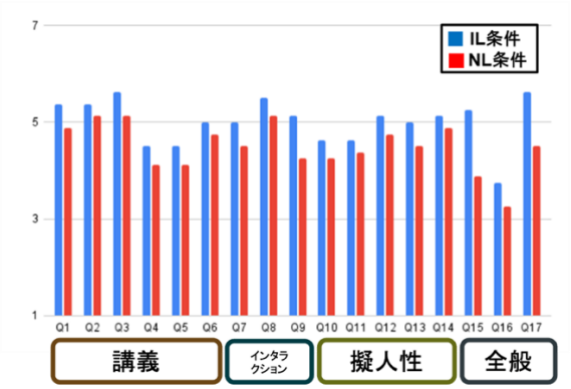

図 7 受講後アンケートの平均値（情報社会）

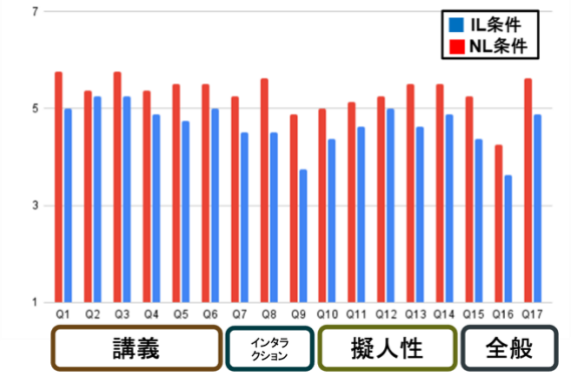

図 8 受講後アンケートの平均値（ネットワーク）

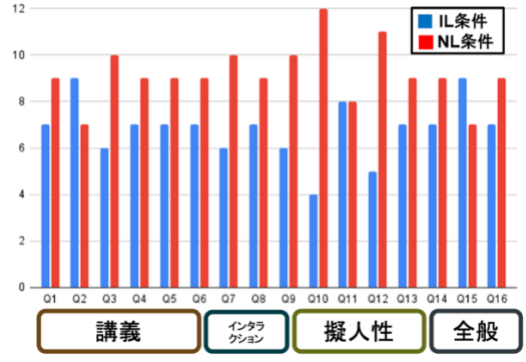

図 9　全体アンケートの結果

3.4　考察

まず，図 5，6 より情報社会では，IL 条件の平均値が 4.38 で，NL 条件の平均値が 3.56 であった．有意差は見られなかったものの，IL 条件の値が高い結果となった．一方，ネットワークでは，情報社会では，IL 条件の平均値が 3.25 で，NL 条件の平均値が 3.75 で NL 条件の値が高かった．

次に，情報社会とネットワークの理解度テストを注意リカバリが発生した被験者群（注意リカバリ有群），NL 条件でシステムは注意リカバリを必要と判断できた被験者群（注意リカバリ要群），注意リカバリが発生しなかった被験者群（注意リカバリ無）の 3 群にわけ，理解度テストの点数を分析した．

情報社会では，図 5 より，被験者 16 名中，注意リカバリ有群が 4 名，注意リカバリ要群が 1 名，注意リカバリ無群が 11 名だった．情報社会の注意リカバリ有群の平均点は 4.00 で，有意差は確認できなかったものの，注意リカバリ無群の平均点 3.80 より高かった．この結果は，注意リカバリのインタラクションの効果が示唆される．また，理解リカバリ有群で理解リカバリが発生した 2 名の平均点はそれぞれ，4.5 点と 3.5 点であり，IL 条件の平均値に近い結果からも，注意リカバリに加えて，理解リカバリによる問題提示の効果が示唆される．また，注意リカバリ要群 1 名に着目すると，平均点 5.50 で他の 2 群よりは高かったが，講義動画を確認すると全体的に集中して講義を聞いていないように見受けられた．この被験者に注意リカバリが発生すると更に理解度テストの点数が高くなった可能性も考えられる．

一方，ネットワークでは，図 6 より，被験者 16 名中，注意リカバリ有群が 1 名，注意リカバリ要群が 2 名，注意リカバリ無群が 13 名だった．ネットワークの方で注意リカバリ発生数が少ない理由として，IL 条件と NL 条件の両方で，ネットワークは 2 つめに受講するコンテンツだったため，受講前に休憩があったこと，情報社会のコンテンツで注意リカバリが最初に発生することが注意維持の要因になったと考えられる．また，注意リカバリ有群の 1 名の点数は，注意リカバリ無群の 13 名の平均点より高いため，注意リカバリのインタラクションの効果が示唆される．次に，注意リカバリ要群の 2 名の点数に着目すると，それぞれ 3 点と 0 点であったため，図 6 の平均点が 1.5 点となっていた．この 0 点の被験者は，情報社会(IL 条件)で理解リカバリが発動して 3.5 点になった被験者であった．0 点だった理由として，ネットワーク(NL 条件)では注意・理

解リカバリが働かなかったため，講義の注意維持・理解追従ができなかったと考えられるが，唯一の 0 点の被験者であるため，他の 15 名と比較して外れ値であるとも考えられる．講義動画を確認しても，全体的に上の空状態で受講していた．

情報社会とネットワークの両方で 0 点の被験者を除く 15 名に着目すると，注意リカバリが 1 回発生した 7 名中 6 名は理解リカバリが発生せず，理解リカバリが発生した 1 名は，平均点を上回っていた．これらより，注意リカバリが 1 回発生するだけでも講義に対する注意維持に効果が示唆され，理解リカバリが発生すると，理解促進の効果が示唆されると考えられる．ただし，仮説 H1 と H2 の検証は，今後もケーススタディを積み重ねて実施する必要がある．

次に，図 7・図 8 の受講後アンケートと図 9 の全体アンケートの考察として，条件間に有意差は見られず，ネットワークと全体アンケート項目では NL 条件のほうが IL 条件より全体的に高い値となった．理由として，注意リカバリが発生しなかった受講状態が良好な被験者にとっては，IL 条件と NL 条件の両方でロボットによるインタラクションが発生せず，条件間の差が不明だったと考える．今後は IL 条件においては，講義スライドのセグメントの切れ目で，ロボットが学習者にインタラクションを行い，講義スライドのリピート・ポーズ，チャットボット機能による問題提示の要否を示し，条件間の差異を明確にする必要がある．

最後に，推定精度の評価として注意リカバリが発生した被験者 7 名に着目し，高校教員による推定結果を正解とし，システムによる推定結果の適合率・再現率を注意リカバリが発生されたコンテンツの講義スライド全体の値で算出した．結果は，人間講師の推定精度と比較し，概ね良好であった．詳細は文献 [11]に譲る．

4. エンゲージメント促進のための講義インタラクションモデル

本章では，これまでのケーススタディを総括し，インタラクティブロボット講義の課題を整理し，学習者の講義におけるエンゲージメントをより促進するためのインタラクションモデルデザインについて述べる．

4.1 インタラクティブロボット講義の課題

これまでのケーススタディの結果 [2~10]を総括すると，次の 2 点が今後解決すべき研究課題であるといえる．

1) ベースとなるロボット講義（インタラクションを含まない）の注意制御効果が高く，注意リカバリが発生しにくい，

2) 実験室実験だけでは注意・理解の評価が困難

1)については，実験条件をインタラクティブロボット講義，統制条件をロボット講義としてケーススタディを実施してきたが，現状ではロボット講義条件においても人間講師の非言語動作の再構成は共通なため，講義に対する注意制御が効いていると考えられる．

2)については，実験室実験では受講中の姿勢が普段の講義より正しくなる傾向にあり，姿勢センシングだけでは非集中状態の推定は困難と考えられる．検討が必要なのはノートテイキングである．ケーススタディでは，システムは顔が下向きのノートテイキングを非集中状態と推定したが，高校教員は集中状態とした．

また，現状のインタラクティブロボット講義では，学習状態推定に応じたロボットから学習者への適応的な働きかけは実現できているものの，学習者からロボットへの働きかけは想定外となっている．その結果，講義中の姿勢・視線センシングデータでは受講状態が良好と推定された場合でも，学習者は注意が外れている場合があり，注意維持・理解追従の支援が十分ではない．そこで，インタラクティブロボット講義においても，学習者が講義に非集中状態と感じた場合にロボットに働きかけられる枠組みをモデルに組み込むことを検討する．これにより，より学習者のエンゲージメント促進が期待でき，先の課題解決も期待できる．

4.2 講義インタラクションモデル

以上の議論に基づきデザインした現時点の講義インタラクションモデルを示す(図 10)．本モデルは，学習者の受講状態，学習者のインタラクション意図，学習者のインタラクション動作の 3 層から構成されている．

学習者の受講状態は，非集中状態(講義動作モデル・シナリオ制御モデルの状態 1)と集中状態(講義動作モデル・シナリオ制御モデルの状態 2,状態 3,状態 4)の 2 値とした．理由として，学習者が受講中に学習状態を 4 状態から同定するのは困難と想定したからである．

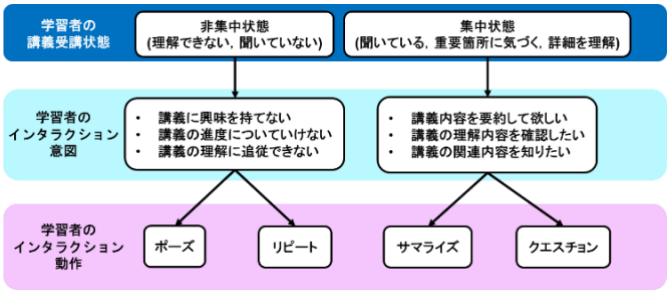

図 10　講義インタラクションモデル

学習者のインタラクション意図では，学習者がどのような意図でロボットにインタラクションするかを整理している．具体的には，非集中状態では，学習者が講義に興味を持てない，講義の進度についていけない，講義の理解に追従できない， 集中状態では，講義内容を要約して欲しい，講義の理解内容を確認したい，講義の関連内容を知りたいとした．

学習者のインタラクション動作では，具体的に学習者がロボットに対して行うインタラクション動作を記述している．学習者が非集中状態と感じた時は，ロボットに対して，シナリオ制御モデルと同一のポーズとリピートのインタラクションを想定する．学習者が集中状態と感じた時は，ロボットに対して，今まで説明した講義スライドの内容をまとめるサマライズと，今まで説明した講義スライドに関して質問を行うクエスチョンの 2 種類を想定する．これらは，技術的に実現することが容易でないが，人間講師がある程度，講義スライドの要約や，想定される質問などを事前に用意することと，生成 AI が回答可能な内容に限定することで実現できると考える．

5.　おわりに

本稿では，インタラクティブロボット講義研究のケーススタディ分析を行い，講義インタラクションモデルデザインを述べた．今後も引き続き，モデルの洗練とシステムの改良を行い，ケーススタディを実施してインタラクティブロボット講義の有用性を評価する．

謝辞

本研究の一部は，JSPS 科研費 23H03505 の助成を受けた．

参　考　文　献

(1) 柏原昭博，島崎俊介：“ロボット講義におけるインタラクションデザイン”，教育システム情報学会2022年度第2回研究会，pp.16-20，(2022)

(2) Tatsuya Ishino, Mitsuhiro Goto, and Akihiro Kashihara:“Robot Lecture for Enhancing Presentation in Lecture” Journal of Research and Practice in Technology Enhanced Learning, pp.1-22, (2022)

(3) 柏原昭博，菅原歩夢：“ロボット講義における講義シナリオの適応的制御”，教育システム情報学会 2020 年度第 6 回研究会，pp.19-26 (2021)

(4) Shimazaki, T., Sugawara, A., Goto, M., and Kashihara:“An Interactive Robot Lecture System Embedding Lecture Behavior Model”, Lecture Notes in Computer Science, vol 13329. Springer, (2022)

(5) 島崎俊介，菅原歩夢，後藤充裕，柏原昭博：“ヒューマノイドロボットを用いたインタラクティブロボット講義システム”，電子情報通信学会研究会，pp.97-102 (2022)

(6) 島崎俊介，菅原歩夢，後藤充裕，柏原昭博：“インタラクティブロボット講義における学習状態推定と注意維持支援”，教育システム情報学会全国大会，pp.155-156, (2022)

(7) 島崎俊介，柏原昭博：“インタラクティブロボット講義における注意・理解リカバリとその評価”，教育システム情報学会2022年度第4回研究会，pp.70-77, (2022)

(8) 島崎俊介，柏原昭博：“インタラクティブロボット講義における注意・理解リカバリの有効性評価”，教育システム情報学会2022年度第6回研究会，pp.149-156, (2023)

(9) 島崎俊介，柏原昭博：“学習者の姿勢・視線センシングデータを用いた状態推定によるインタラクティブロボット講義の評価”，教育システム情報学会全国大会, (2023)

(10) 宮内建弥，ジメネスフェリックス，吉川大弘，古橋武，加納政芳：“認知的徒弟制理論に基づき教示を行うロボットと中学生における共同学習”，知能と情報(日本知能情報ファジィ学会誌). 31 巻 5 号 pp. 834-841, (2019)

(11) 前出晃佑，増田寛之，布施陽太郎，高木昇，澤井圭，本吉達郎：“ロボット講義において参加者の自発的なコメントを促すためのシステム開発”，第38回ファジィシステムシンポジウム. pp. 339-343, (2022)

(12) 島谷二郎，Palinko Oskar，吉川雄一郎，陣内寛大，小川浩平，石黒浩：“ロボット質問支援システムによる発言促進：高校生・大学生を対象とした講義における実証実験”，ヒューマンインタフェース学会論文誌, pp.369-380, (2020)