

ロボット講義における講義シナリオの適応的制御

柏原 昭博^{*1}, 菅原 歩夢^{*1}

^{*1} 電気通信大学 大学院情報理工学研究科 情報学専攻

An Adaptive Lecture Scenario for Interactive Robot Lecture

Akihiro Kashihara^{*1}, Ayumu Sugawara^{*1}

^{*1} Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications

あらまし：筆者らは、これまでロボットを用いて少人数向けの講義を代行するシステムを開発し、人間による講義をエンハンスできることを検証してきた。本稿では、学習者の受講状態に応じてロボットが講義シナリオを再構成しながら、インタラクティブに講義を実施する方法について述べる。本システムを用いたケーススタディの結果、講義に追従するのが難しい学習者に対して、インタラクティブロボット講義が有効に機能する可能性が示唆された。

キーワード：インタラクティブロボット講義，講義動作，講義シナリオ制御，注意制御

1. はじめに

人型のロボットは、学習メディアとしてモノではなく人とみなされる傾向（擬人化傾向）があり⁽¹⁾、物理的な身体性を有していることから、学び相手として学習者に存在感（presence）を与えることができる⁽²⁾。このようなロボットが醸し出す存在感は、人同士のコミュニケーションに近い真正さを生み出し、学習者から学びの心理的・情動的効果や向社会的行動⁽³⁾を引き出す可能性が指摘されている。特に、ロボットを用いた場合、言語情報に加えて表情や視線、ジェスチャーなどの非言語動作（振る舞い）を伴わせることで、学習者の共感や安心感、エンゲージメント（積極的関与）や動機付けなどを高め、認知的効果につなげることが期待できる⁽⁴⁾。

筆者らは、これまで少人数向けの講義を題材として学習者のエンゲージメントを引き出すためにロボット講義を実現してきた^{(5),(6),(7)}。通常、講義では学習者自身が講義コンテンツ（スライド内容や口頭説明）に興味を持ち、注目すべき箇所に注意を向けて集中するように、講義に対する学習者のエンゲージメントを引き出

すことが重要である。しかしながら、熟練講師でも、講義中継続して学習者の興味を喚起し、注意・集中を促すことは容易ではなく、しばしば学習者は講義に追従できず、不十分な理解のまま講義を終えてしまうことが起こる。ロボット講義では、こうした問題を解決するために、人間講師の講義動作をモデルベースに診断し、不十分な注意制御動作を同定するとともに再構成して、講義を再現することができる^{(5),(6)}。評価実験の結果、人間講師によるビデオ講義やロボットによる講義の単純再現と比べて、ロボットによる講義動作の再構成によって学習者の講義理解が有意に高まることが確認され、学習者のエンゲージメントを引き出すことに貢献する可能性が示唆された⁽⁷⁾。

一方、ロボット講義では、学習者の受講状態に関わらず講義を遂行するため、学習者が講義に追従できないことが起こる可能性がある⁽⁸⁾。通常の講義では、学習者が分かっていないようであれば該当箇所を繰り返す、講義の進行に追いつけないときは間（ポーズ）を取る、すでに理解しているコンテンツならスキップする等、学習者の受講状態に応じて適応的に講義シナリオが変

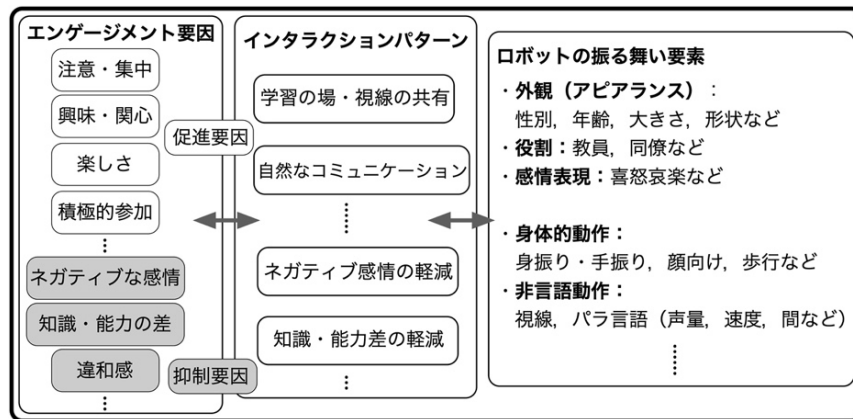


図1 エンゲージメントモデル（文献⁽⁷⁾に掲載の図を改変）

更される。

本稿では、こうしたインタラクティブな講義をロボットが遂行するための講義シナリオ制御方法について述べる。また、その有効性を評価するために実施したケーススタディについて報告する。実験の結果、これまでのロボット講義と比較して、講義の追従が困難な学習者の講義理解を有意に高める可能性があることが示唆された⁽⁹⁾。

以下、2章ではこれまでのロボット講義について概観した上で、インタラクティブロボット講義の枠組みを示す。3章では、講義シナリオ制御方法を論じ、4章では本手法を用いたケーススタディについて報告する。

2. ロボット講義

2.1 エンゲージメントモデル

本研究では、ロボット講義の前提として、学びのコミュニケーションにおけるエンゲージメント (engagement) について検討を進めてきた^{(1),(7)}。エンゲージメントとは、興味や楽しみをもって学びの対象やプロセスに没入・熱中することであり、学びにおける認知的な気づきを得ることにつながる点で重要な役割を担っているといえる⁽¹⁰⁾。しかしながら、学習者とのコミュニケーションを通してエンゲージメントをいかに引き出すかは、人間教師にとっても自明ではない。

そこで、筆者らはロボットを学び相手として、学習者のエンゲージメントをいかに引き出すかを表現するモデルをデザインしている。図1に、エンゲージメントモデルを示す^{(7),(11)}。本モデルでは、エンゲージメン

トに影響を与える要因（エンゲージメント要因）⁽¹²⁾を踏まえて、学習者からエンゲージメントを引き出すためのコミュニケーションパターンを対応づけている。また、そのパターンでのコミュニケーションを可能とするためのロボットの振る舞い要素（外観、役割、感情表現、身体動作、視線など）を対応づけている。例えば、学習者の興味・関心を引き出すためには、ロボットが学習者と学びの場や視線を共有することが有効であり、これは学び相手の身体的動作としてロボットの視線や顔向けを制御することで可能となる。このようなモデルを参照しながら、これまで具体的な文脈として講義や英会話⁽¹³⁾を取り上げ、学習者のエンゲージメントを促進するために、モデルを詳細化してきた。

ロボット講義では、エンゲージメント要因として興味／注意・集中を取り上げ、講義コンテンツ伝達の間と視線の共有を可能とするロボットの振る舞い要素として顔向け、指さし、パラ言語に着目して、図2に示すような講義動作モデルを構築した⁽⁵⁾。講義動作モデルは、講義意図、動作カテゴリ、講義動作の基本構成要素から構成されており、講義意図を達成するための講義動作を基本構成要素の組み合わせとして導き出す。

例えば、講義コンテンツの注目すべき箇所への集中を促す意図（意図2）については、動作カテゴリとして注意誘導が対応し、その動作を(a)視線をスライドに向けて指差しする、(b)声量を大きくするといったパラ言語、などの組み合わせで実施することで、その箇所に学習者の注意を誘導できることが表現されている。なお、講義意図は、図2に示すように4つに分けた学習者の受講状態を遷移させることとして定義されている。ロボット講義では、人間講師が事前に学習者の受

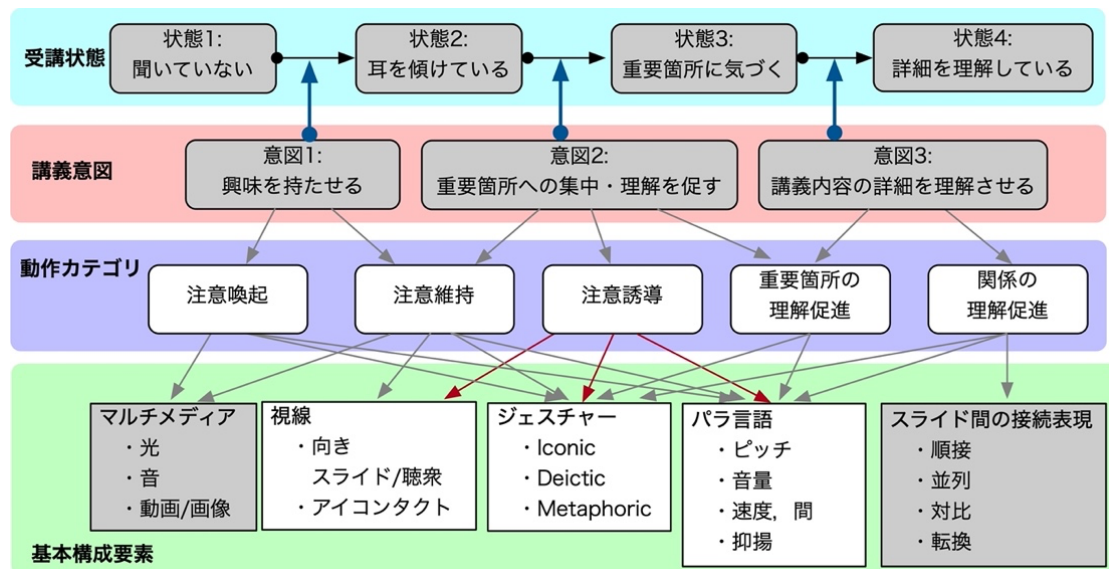


図2 講義動作モデル

講状態を想定した上で、講義意図を設定する。

2.2 ロボット講義システム

図3に、講義動作モデルを用いてロボット講義を遂行するシステムの枠組みを示す⁽⁶⁾。本システムでは、まず人間講師による講義コンテンツ（スライド、口頭説明、非言語動作）を収録する。収録データは、講義スライドの系列と、スライドごとに対応する口頭説明、非言語動作を含む講義シナリオとしてまとめられる。次に、講義動作モデルに基づいて講義意図に関わる講義動作を同定し、講義動作の適切さを診断する。そして、学習者の興味・注意・集中を喚起・誘導すべき動作のうち不十分・不適切な部分を同定して適切な動作に再構成する。このような再構成によって、講師による講義をエンハンスすることがロボット講義システムの主目的である。なお、本システムでは、人型ロボッ

トとして Vstone 社の Sota を用いている。

また、ロボット講義システムの有効性を検証するケーススタディを実施した⁽⁶⁾。ここでは、同一講師による講義について、講師のビデオ講義、講義動作の再現によるロボット講義、講義動作の再構成を伴うロボット講義の3条件を設定し、受講後に講義コンテンツ伝達の場合と視線の共有の度合いを問うアンケートと、講義コンテンツの理解度を問うテストを行った。

その結果、再構成を伴うロボット講義が、他の条件よりも有意にコンテンツ伝達の場合・視線の共有を感じさせ、またテストの点数を有意に高めることにも寄与した。一方、再現によるロボット講義とビデオ講義の間には有意な差は見られなかった。これらの結果は、ロボットによる講義動作の再現ではなく講義動作の再構成が、エンゲージメントおよび認知的な効果の両面に寄与したことを示唆していると考えられる。

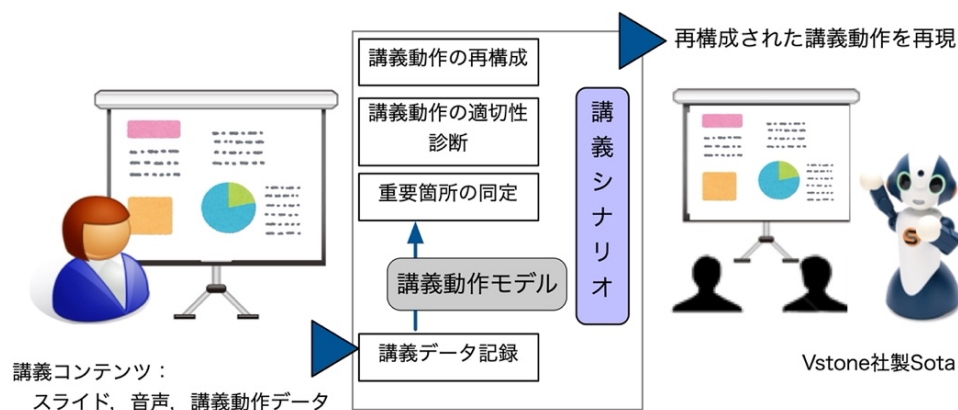


図3 ロボット講義システム

2.3 インタラクティブ講義

一方、講義では、通常学習者の受講状態が一定であることはなく、しばしば変化する。そのため、講義シナリオを適応的に変更し、学習者が講義の進行に追従できるように支援する必要がある。これまでのロボット講義では、事前に想定したシナリオにしたがい講義を実施していたが、学習者の受講状態を認識し、事前の想定とは異なる受講状態が検知されたときに講義シナリオを制御するようなインタラクティブなロボット講義について検討を進めている^{(8),(14)}。

インタラクティブロボット講義では、学習者の受講状態認識による講義意図の変更をトリガーとして、講義シナリオのシーケンスを制御する。そのために、講義動作モデルをベースに、図4に示すようなシナリオ制御モデルをデザインした。このモデルでは、講義意図の変化に応じてシナリオを再構成する際の動作カテゴリを定義し、その講義動作をポーズ・スキップ・リピートのいずれかとして実施するように、シナリオシーケンスに挿入する。

例えば、学習者が講義に耳を傾けている状態（状態2）を想定していたが、学習者がよそ見しており（状態1）、講義意図を意図2から1へと変化させる必要があると考えられる場合、このモデルでは「注意喚起」動作（学習者の方に視線を向け、声を上げて注意を行う等）が「よそ見」を正す上で必要であることから、シナリオシーケンスにポーズを挿入するという制御が行われる。そして、そのポーズにおいて注意を実施する。

また、講義の重要箇所気づいている状態（状態3）

を想定していたが、学習者がスライドを見ておらず、講義意図を意図3から2へ変化させる場合、「注意誘導」動作（スライド間をつなぐ表現を補完する等）が必要であるとして、スライドの該当箇所を繰り返し説明するという制御が行われる。なお、再構成の動作カテゴリで示される講義動作は、図2に記載された構成要素の組み合わせで実施される。次章では、講義シナリオの制御方法について詳述する。

3. 講義シナリオの適応的制御

インタラクティブロボット講義では、①学習者の受講状態推定、②講義シナリオの再構成、③シナリオに基づく講義の実演、の3フェイズで実施される。以下では、各フェイズでの処理について述べる。なお、技術的な詳細は文献に譲る^{(8),(14)}。

3.1 受講状態推定

このフェイズでは、図2に示す学習者の4状態を、非集中状態（状態1に相当）と集中状態（状態2～4）の2つの受講状態に分け、Kinectを用いて学習者のスケルトンデータと顔のトラッキングデータを取得し、姿勢と顔向きから非集中/集中状態を推定する。推定は、講義スライドごとに行う。

基本的に、顔が正面を向き、上体がまっすぐあるいは軽度な傾きの時間が最も多い場合に集中状態と推定される。それ以外の場合は、非集中として推定され、そのうち手の位置が机上にある割合が一定以上認められる場合はノートテイキングしている状態と推定され

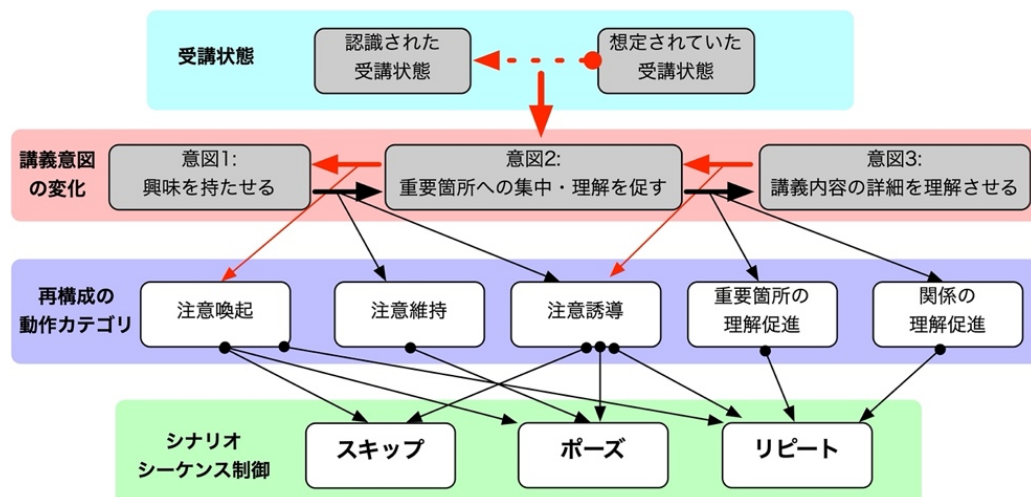


図4 シナリオ制御モデル

る。

なお、本推定手法では、熟練講師の推定方法を反映しており、ケーススタディの結果熟練講師並みの推定精度を実現できる可能性が示唆されている⁽¹⁴⁾。

3.2 シナリオ再構成

講義シナリオの再構成では、現在のスライドを説明しているときに推定された学習者の受講状態が、次のスライドで想定されている状態と一致している場合は、シナリオ通り次のスライドの説明に移行するが、不一致の場合には次のスライドで想定していた講義意図を変更し、図4のシナリオ制御モデルにしたがい、不一致を解消するための講義動作をスライドシーケンスに挿入する。

例えば、図2における意図1で現在のスライドの説明を終え、次に意図を1から2に変えて次のスライドの説明に進むシナリオにおいて、現在の説明時に推定された学習者の状態が非集中状態（状態1）だった場合、想定される状態2とは一致しない。この場合、意図を2ではなく1に変更して、(a)ポーズを入れるために注意喚起の動作を施す、(b)現在のスライドをリピートする等、スライドシーケンスを再構成する。このような講義意図の変更パターンに応じて、挿入すべき講義動作やそれに伴わせる口頭説明の内容（再構成用コンテンツ）を事前に用意しておき、シナリオシーケンスに適宜挿入することで、シナリオを再構成することになる。

3.3 講義の実演

シナリオに基づく講義の実演では、事前に準備した講義シナリオ、およびこれを再構成したシナリオをSotaが読み込むことで実施される。講義シナリオには、スライド切り替えタイミング、講義動作、再生音声、講義意図が含まれている。講義シナリオシーケンスを変更する動作を実施する場合は、SotaがWebブラウザを介して学習者に変更の可否を問いかけるようなインタラクションを想定している。

例えば、スライドを繰り返す場合には、学習者に対して再度スライドを説明すべきか問いかけ、学習者が同意すれば講義スライドシーケンスを変更する。繰り返しを不要とした場合は、もとのシナリオ通りに次の

スライドへ移行する。

4. ケーススタディ

インタラクティブロボット講義が、学習者の受講状態を考慮しないロボット講義と比べて、学習者の講義理解を促すかどうかを検証するために、開発システムを用いたケーススタディを実施した⁽⁹⁾。詳細は次の通りである。

4.1 実験手順・実験条件

被験者は、理工系大学生・大学院生16名とした。講義の条件は、講義シナリオ再構成ありのロボット講義（IL条件）とシナリオ再構成なしのロボット講義（NL条件）の2条件とし、実験条件の遂行順序によって被験者を2群（IL-NL群、NL-IL群）に分けた。各群に、被験者をランダムに8名ずつ配置し、被験者内実験として実施した。

本ケーススタディでは、「学習工学」について、内容の異なる2つの講義（講義1：学習工学と学習支援システム、講義2：社会構成主義的学習観に基づく支援）を準備した。各講義の時間およびスライド枚数は、ほぼ同程度とした（講義1：24分30秒、スライド28枚；講義2：22分40秒、スライド30枚）。IL-NL群の被験者は、講義1をIL条件で受講した後、講義2をNL条件で受講した。NL-IL群は、条件の試行順序を逆にして、講義1をNL条件で受講した後、講義2をIL条件で受講した。

講義受講中、すべての被験者に対して、講義内容について自由にメモを取ることを許可した。また、各講義終了後に講義内容に関する理解度テストを実施した。テスト問題は、スライド内問題3問、スライド間問題2問の計5問であった。スライド内問題とは個々のスライド内容だけで解答できる問題であり、スライド間問題とは複数のスライド内容に関係づけることで解答できる問題である。また、各理解度テストの後（事後アンケート）と、実験の最後（全体アンケート）にアンケートを行った。いずれのアンケートでも、講義やシステムに関する印象評価を行った。事後アンケートでは7件法で問い、全体アンケートでは講義1か2か二者択一で問うた。

なお、IL条件では、再構成用シナリオとして、①注

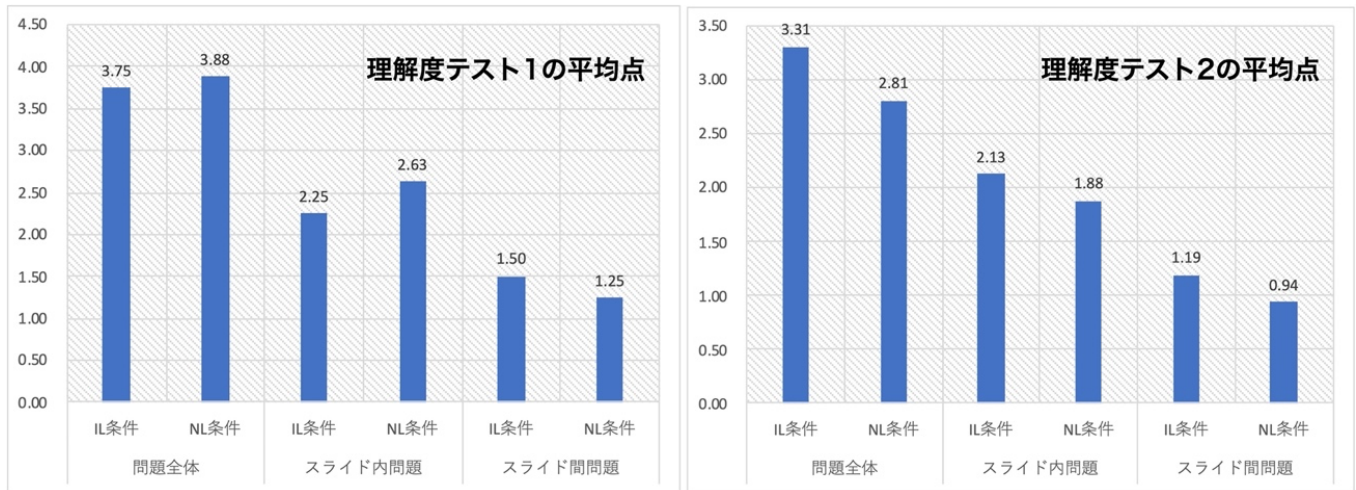


図5 理解度テストの平均点

意, ②スライド繰り返しの確認, ③間を空けるかの確認, ④注意とスライド繰り返しの確認の4つを用意した. ①と③は, 図4に示すポーズ, ②はリピート, ④はポーズとリピートに対応している. 今回の講義では, スキップ可能な箇所がないため, スキップは用いていない.

4.2 結果・考察

本研究では, すでにロボット講義が人間講師の講義ビデオに比べて講義理解に貢献することを確認しているが, 今回のケーススタディではこのロボット講義をベースラインとして, インタラクティブロボット講義の有効性を検討しようとするものである.

まず, 図5に, 講義1・2に対する理解度テスト(理解度テスト1・2)の結果を示す. 図5から, 理解度テスト1では両条件の被験者とも比較的高い点数を取っており, 両側t検定の結果有意な差は見られなかった($t(14)=-0.228, p>0.10$). 理解度テスト2では, IL条件の被験者のほうが高い平均点となったが, 有意な差はなかった($t(14)=-0.790, p>0.10$).

次に, 講義中のメモの取得状況を分析した. ここでは, NL条件でのメモ取得について, 理解度テスト5問中, 解答に必要なキーワードがメモ書きされていた問題数を調べた. 表1にその結果を示す. 両理解度テストともに, 約半数の被験者が全問題についてキーワードをメモに残しており, 講義に追従できていたことが示唆される. 一方, メモにキーワードを書けていない被験者については, 理解度テストが低くなる傾向となっていることが分かり, 講義の追従が難しかったこと

が示唆される.

表1 理解度テストにおけるNL群のメモの割合

理解度テスト1のNL群		
被験者	メモの割合	テスト点数
A	2/5	1
B	5/5	4.5
C	4/5	4
D	1/5	3
E	5/5	5
F	5/5	4.5
G	5/5	4.5
H	5/5	4.5
理解度テスト2のNL群		
被験者	メモの割合	テスト点数
I	5/5	3
J	2/5	2
K	5/5	4
L	4/5	2.5
M	2/5	0
N	5/5	3.5
O	4/5	3
P	5/5	4.5

そこで, 両理解度テストにおいて, IL条件の被験者と, NL条件の被験者のうちテスト点数が低い4名(NL-Low条件)を比較した結果を図6に示す. 両側t検定を行った結果, 理解度テスト1ではスライド間問題においてIL条件のほうがNL-Low条件より有意に高くなる傾向が見られた($t(10)=1.97, p<.10, d=1.33$). Cohenの効果量dも大きくなった. また, 理解度テスト2でも, テスト全体, および各問題タイプの点数について, IL条件のほうがNL-Low条件よりも高いという傾向が見られた(テスト全体の点数: $t(10)=-1.97, p<.10, d=1.22$, スライド内問題の点数: $t(10)=-1.91, p<.10$,

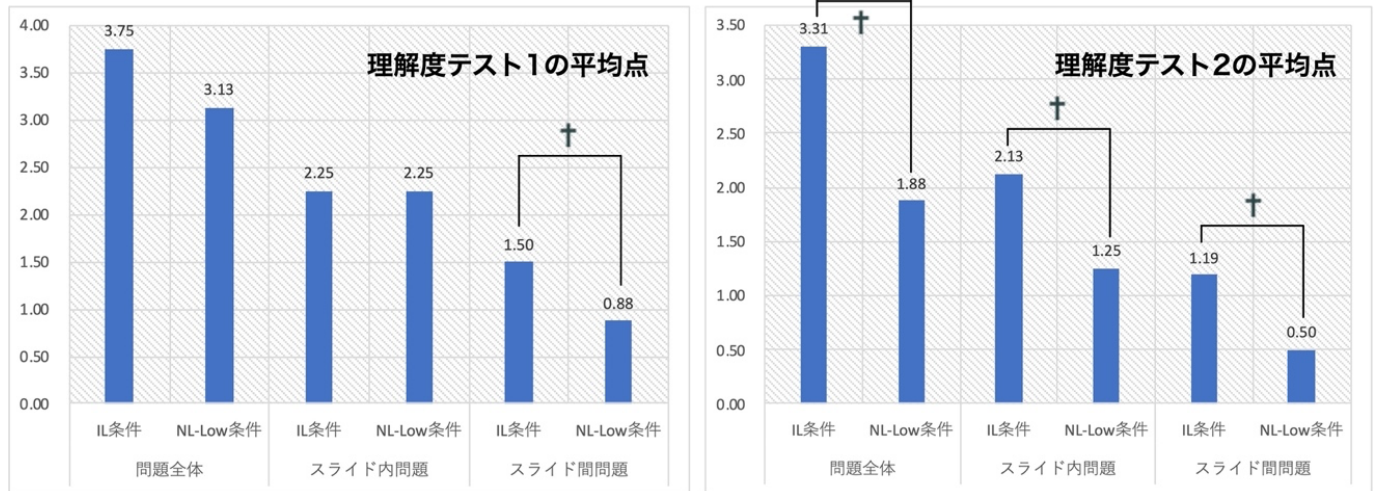


図6 IL 群と NL-Low 群との比較 († $p < 0.10$)

$d=1.82$, スライド間問題の点数: $t(10)=-1.91$, $p<.10$, $d=2.35$). また, 効果量もすべてにおいて大きい結果となった.

アンケートでは, IL 条件での講義について複数の被験者から, 途中でポーズが入ったり, 繰り返すか確認してくれるので講義に追従しやすいとのコメントがあった. これらの結果からも, インタラクティブロボット講義が講義内容に追従できない学習者に対して有効に機能することが示唆された.

今回のケーススタディでは, 総じて両条件とも理解度テストの点数が高かったといえる. これについては, 事後アンケートで必ずしも被験者が講義内容を簡単と感じていたという結果は得られていないが, 被験者となった大学生・大学院生の多くはスライドを用いた講義に慣れており, ポーズやリピートなどがなくても講義に追従することができたことが一因と考えられる.

5. おわりに

本稿では, ロボット講義において講義シナリオを適応的に再構成してインタラクティブに講義を進行する手法について述べた. 人間講師の場合, 学習者の受講状態に応じたバリエーション豊かな講義シナリオ変更が可能であるのに対して, 本インタラクティブロボット講義システムはポーズ・リピート・スキップといった限定的かつ基本的なシナリオ制御しかできない. しかしながら, ケーススタディの結果, 講義進行の追従が困難な学習者に対して有効に機能する可能性が示唆された.

また, ロボット講義では, スライドを用いた講義を対象としているが, 板書型の講義に比べて講義の進行スピードは一般的に速くなる傾向がある. そのため, 学習者の受講状態に応じて講義シナリオを再構成し, インタラクティブに講義を進める必要性は高いと考えられる. 今回のケーススタディでは, スライドを用いた講義に比較的慣れている被験者を対象としたため, 効果が限定的となったが, 今後はこうした講義に不慣れな学習者を対象として再度ケーススタディを実施し, インタラクティブロボット講義の適用範囲をより明確にしたいと考えている.

謝辞 本研究の一部は, JSPS 科研費 JP20H04294, JP18K19836 の助成による.

参考文献

- (1) 柏原昭博: エンゲージメントを引き出す学習支援ロボット, コンピュータ&エデュケーション Vol.46, pp.30-37 (2019)
- (2) 神田崇行: コミュニケーションロボットによる学習支援, 人工知能学会誌 Vol. 23, No.2, pp.229-236 (2008)
- (3) B. Kuehnlenz, F. Busse, P. Foertsch, M. Wolf, and K. Kuehnlenz: Effect of Explicit Emotional Adaptation on Prosocial Behavior of Humans towards Robots depends on Prior Robot Experience, Proc. of the 27th IEEE International Symposium on Robot and Human

- Interactive Communication (RO-MAN 2018), pp.275-281 (2018)
- (4) M. Saerbeck, T. Shut, C. Bartneck, and M.D. Janse: Expressive Robots in Education, Proc. of CHI2010, pp.1613-1622 (2010)
- (5) T. Ishino, M. Goto, and A. Kashiara: A Robot for Reconstructing Presentation Behavior in Lecture, Proc. of 6th International Conference on Human-Agent Interaction (HAI2018), pp. 67-75 (2018)
- (6) A. Kashiara, T. Ishino and M. Goto: Robot Lecture for Enhancing Non-Verbal Behavior in Lecture, Proc. of the 20th International Conference on Artificial Intelligence (AIED2019), pp.128-132 (2019)
- (7) 柏原昭博: ソーシャルロボットを用いた学びの研究, 教育システム情報学会誌, Vol.37, No.2, pp.73-82 (2020)
- (8) 菅原歩夢, 後藤充裕, 柏原昭博: シナリオ変更可能なロボット講義システム, 電子情報通信学会 教育工学研究会 (ET), 信学技報, vol. 119, No. 236, ET2019-44, pp. 69-74 (2019)
- (9) 菅原歩夢, 後藤充裕, 柏原昭博: インタラクティブなロボット講義の評価, HAI シンポジウム 2021 (2021 in press)
- (10) E.A. Skinner, T.A. Kindermann, J.P. Connell, and J.G. Wellborn: Engagement and disaffection as organizational constructs in the dynamics of motivational development. In K. R. Wenzel & A. Wigfield (Eds.), Educational psychology handbook series. Handbook of motivation at school, pp. 223-245, Routledge/Taylor & Francis Group (2009)
- (11) 柏原昭博: 学習システム研究における学びのモデルデザイン, 人工知能学会誌, Vol.35 No.2, pp.201-207 (2020)
- (12) 鹿毛雅治: 学習意欲の理論—動機づけの教育心理学—, 金子書房 (2013).
- (13) Y. Adachi, and A. Kashiara: A Partner Robot for Promoting Collaborative Reading, Proc. of the International Conference on Smart Learning Environments (ICSLE 2019), pp.15-24 (2019)
- (14) 菅原歩夢, 石野達也, 後藤充裕, 柏原昭博: インタラクティブ講義ロボットのための学習者状態推定, 教育システム情報学会第 44 回全国大会, pp.403-404 (2018)