

Error-based Simulation における学習者の誤りと力の因果関係に基づく 補助問題自動生成システムの授業実践のテスト結果の分析

Analysis of Test Results of Classroom Implementation of an Automatic Auxiliary Problem Generation System Based on the Causal Relationship of Force and Learners' Errors in Error-based Simulation

相川 野々香^{*1}, 前田 新太郎^{*2}, 茂木 誠拓^{*2}, 古池 謙人^{*2}, 東本 崇仁^{*2},
林 健彦^{*3}, 今井 功^{*4}, 堀口 知也^{*5}, 平嶋 宗^{*6}
Nonoka AIKAWA^{*1}, Shintaro MAEDA^{*2}, Tomohiro MOGI^{*2}, Kento KOIKE^{*3}, Takahito TOMOTO^{*4},
Takehiko HAYASHI^{*5}, Isao IMAI^{*6}, Tomoya HORIGUCHI^{*7}, Tsukasa HIRASHIMA^{*8}

^{*1} 明海大学

^{*1}Meikai University

^{*2} 千葉工業大学

^{*2}Chiba Institute of Technology

^{*3} 千葉市立都賀中学校

^{*3}Chiba Municipal Tsuga Junior High School

^{*4} 前千葉市立さつきが丘中学校

^{*4}Former Chiba Municipal Satsukigaoka Junior High School

^{*5} 神戸大学

^{*5}Kobe University

^{*6} 広島大学

^{*6}Hiroshima University

Email: n.aikawa@meikai.ac.jp

あらまし：本研究では、力学 Error-based Simulation において、学習者の誤りと力の因果関係に基づいた補助問題を自動生成するシステムを開発し、その授業実践を行なった。本稿ではその結果について、テスト結果を詳細に分析し、考察を行なった。

キーワード：力学, 学習支援システム, 授業実践, 誤りの可視化, Error-based Simulation, 補助問題

1. はじめに

学習において、学習者自身が試行錯誤を行うことは重要である。試行錯誤を促す学習支援の枠組みとして、Error-based Simulation (EBS)がある⁽¹⁾。EBSは問題演習で誤った解答をした学習者に、誤りを可視化したシミュレーションを提示する。学習者はその観察によって自身の解答の誤りに気づき、解答を修正することで試行錯誤を行うことができる。

しかし、要素が多く複雑な問題では、学習者がシミュレーションから一つ一つの要素を適切に読み取れない場合がある。その場合は学習者の誤りに応じて要素を減らした問題を与えることが効果的だと考えられる。よってこれまで、誤った学習者に補助問題を与える研究が行われ、その学習効果が示されてきた⁽²⁾。補助問題とは元の問題の理解を助ける問題のことで、一例として元の問題を単純化して作成するものがある。学習者の誤りには様々なパターンがあり、それに応じて補助問題を提示するためには多くの補助問題が必要となる。教授者による作成は負担が高いため、システムによる自動生成が望まれる。

そこで本研究では、学習者の誤りうるパターンに合わせた補助問題を自動生成するシステムを開発し、効果の調査のために中学校にて授業実践を実施した。

2. 授業実践で使用したシステム

本研究では、力学 EBS において補助問題を自動生成し、学習者の誤りに応じて提示するシステムを開発した⁽³⁾ (図 1)。本システムでは、まず学習者は従来の力学 EBS を用いて問題演習を行う。学習者は EBS で試行錯誤を行うが、一定回数解答しても正解できないときには補助問題を提示する。この際、システムは学習者の解答履歴から学習者の誤りを分析し、その誤りに応じた補助問題を生成・提示する。補助問題は、学習者の解答できていない力を分析し、その力の因果関係について力と運動の因果推論理論⁽⁴⁾に基づいた操作を加えた問題である。



図 1 システム画面

3. 授業実践方法

本システムについて、2つの公立中学校の3年生（合わせて200名ほど、うち欠席者などを考慮し分析対象は169名）を対象に授業実践を行った。

まず1時限目の授業で説明と10分間の事前テストを行い、説明しながらシステムに触ってもらった。2時限目の授業では、自由にシステムを用いて学習を行ってもらった。3時限目の授業では最初に時間をとってシステム演習の続きを行ってもらい、残りの時間で10分間の事後テスト、アンケートを行なってもらった。また、2ヶ月後に遅延テストを実施した。

評価については、授業内で行った事前/事後テストおよび遅延テストの成績から行った。事前/事後テストおよび遅延テストはすべて同じ内容であり、システムで扱っている学習課題8問とシステムで扱っていない発展課題1問からなる全9問を出題した。

4. 授業実践結果

2校を合わせた授業実践の結果を表1に示す。テストは1問1点で9点満点である。表1より、事前から事後にかけて点数の向上が見られ、2ヶ月後に実施した遅延テストも事前より点数が高かった。また合計スコアについて分散分析を行った結果、事前/事後/遅延のそれぞれの間に $p < 0.001$ の有意差が見られた。加えてCohen's d の効果量を算出した結果、事前事後間では2.86、事前遅延間では1.28でいずれも効果量大だった。このことから、システムの学習効果が示唆された。

さらに、本稿では学習者の解答の内容を分析し、本システムが解答のどの力に効果があったかを分析した。図2に授業実践で出題した問題の一つと、それぞれの力に番号を振ったもの、そして力ごとの正答率と、事前事後間・事前遅延間の効果量と、分散分析の p 値を示す。図2の問題は今回の実践で補助問題を生成する基の問題であり、一番難易度の高い問題である。図2より、どの力も事前事後間・事前遅延間で効果量が中以上かつ、正答率が事前より上昇している。またどの力も $p < 0.001$ で有意差があることから、どの力にも学習効果があり、なおかつ2ヶ月後まで維持されたことが示唆された。

詳細に見ると、特に物体の重力(1)(4)、外力(6)、下の物体の垂直抗力(5)、下の物体の摩擦力(9)は事後・遅延において高い正答率となった。下の物体が上の

表1 テスト結果（標準偏差）

	学習課題	発展課題	合計
事前	0.93 (1.38)	0.02 (0.15)	0.96 (1.43)
事後	5.87 (1.67)	0.36 (0.48)	6.22 (1.85)
遅延	4.05 (2.18)	0.26 (0.44)	4.31 (2.36)

物体に押される力(2)(3)は他の力と比較すると正答率が低く、力(7)(8)はさらに低い結果となった。また、事前事後間は全て効果量大であったが、事前遅延間は下の物体が上の物体に押される力(3)と外力(6)のみが効果量中であった。

この結果について考察する。力(3)(7)(8)はどの正答率も他と比較すると低いが、これらは物体間の相互作用の力であり、事前の正答率を見ても分かる通り難易度が高いと言える。しかし力(7)(8)は事前事後間および事前遅延間で効果量大となっており、これは有望な結果と考えられる。

5. おわりに

本稿では、力学を対象に、学習者の誤りと力の因果関係に基づいて補助問題を自動生成するシステムを開発し、授業実践を行なった。その結果を分析したところ、学習効果があることが示唆された。

今後の課題として、テスト内容やシステムログのさらに詳細な分析が挙げられる。

参考文献

- (1) Hirashima, T., Horiguchi, T., Kashihara, A., et al.: "Error-Based Simulation for Error-Visualization and Its Management", *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, Vol. 9, No. 1-2, pp. 17-31 (1998)
- (2) Aikawa, N., Maeda, S., Mogi, T., et al.: "Classroom implementation of an auxiliary problem presentation system for mechanics adapted to learners' errors." *Research & Practice in Technology Enhanced Learning*, Vol. 19, Article 26, pp. 1-28 (2024)
- (3) Aikawa, N., Koike, K., Tomoto, T., et al.: "Automatic Generation Rules for Auxiliary Problems Based on Causal Relationships for Force in a Mechanics Learning Support System", in *International Conference on Human-Computer Interaction*, pp. 437-450 Springer (2022)
- (4) 溝口理一郎, 平嶋宗, 堀口知也: 力と運動に関する因果推論理論, *人工知能学会論文誌*, Vol. 31, No. 4, pp. A-F44 1 (2016)

	force (1)	force (2)	force (3)	force (4)	force (5)	force (6)	force (7)	force (8)	force (9)
事前(%)	43.2	20.7	16.6	36.1	26.0	63.9	3.6	5.3	26.6
事後(%)	94.1	91.1	75.7	97.0	96.4	97.0	68.0	64.5	89.3
遅延(%)	81.1	68.0	49.7	84.6	82.8	92.9	39.6	39.6	80.5
効果量	事前/事後 1.31(効果量大)	2.01(効果量大)	1.48(効果量大)	1.69(効果量大)	2.09(効果量大)	0.92(効果量大)	1.82(効果量大)	1.58(効果量大)	1.65(効果量大)
	事前/遅延 0.85(効果量大)	1.08(効果量大)	0.75(効果量中)	1.14(効果量大)	1.39(効果量大)	0.75(効果量中)	0.98(効果量大)	0.90(効果量大)	1.28(効果量大)
分散分析	p	p<0.001							

図2 問題の力ごとの正答率と効果量