

What Can Be Learned from Computer Modeling? Comparing Expository and Modeling Approaches to Teaching Dynamic Systems Behavior

Sylvia P. van Borkulo, Wouter R. van Joolingen, Elwin R. Savelsbergh, & Ton de Jong

Journal of Science Education and Technology, vol.21, pp.267-275 (2012)

Keywords: Assessment, Computer modeling, Dynamic systems, Instructional technology, Simulation-based learning environments

■ Introduction

- コンピュータ・モデリングは、シミュレート可能な（ダイナミックな）システムのモデルの構成と改良を含む(Penner, 2001)
 - ◇ モデルを構成し、シミュレーションで実験することは、学習者が複雑なシステムを理解するのに役に立つだろう
- 中高校生にとって、ダイナミックなシステムのモデル化は難しいが(Cronin and Gonzalez, 2007; Fretz et al., 2002; Hmelo et al., 2000; Sins et al., 2005; Sterman, 2002; Wilensky and Resnick, 1999), 科学のカリキュラムに含めるべき価値があるだろう (Magnani et al. 1998; Mandinach 1989; Qudrat-Ullah 2010; Stratford et al. 1998)
 - ◇ Fig. 1は、Co-Lab (van Joolingen et al. 2005)と呼ばれるコンピュータ・モデルリング環境の1例である
 - モデリング言語と結果を表示するグラフと表を提供
- 近年、構成的学習と探求学習の効果が議論されてきている(Kirschner et al. 2006; Klahr and Nigam 2004; Rittle-Johnson and Star 2007)
 - ◇ 構成主義アプローチの反対者は、探求学習の効果をサポートする実験的な研究がないとしている
 - 確かに、効果が確認されなかった研究がいくつか存在する(e.g., Lederman et al. 2007)
 - ◇ しかし、特定のスキルの向上を確認した研究が多くある
 - 複雑で現実的な問題解決に関する、より洗練された推論能力(Geier et al. 2008; Hickey et al. 1999)
 - 科学的な思考能力(Lynch et al. 2005)
 - 探求能力の長期的な向上(Sao Pedro et al. 2010)

- 変数コントロールの能力など
 - ◇ 探求学習は、適切な補助を受ければ効果的である(Alfieri et al. in press)
- 本研究は、モデル学習という探求学習のなかでも特定のタイプの学習と解説的な学習の比較を行うことによって、これらの議論に貢献する
 - ◇ 本研究では、異なるモードの学習において何を測定するべきかを議論する
 - ◇ 学習は、特定の学習プロセスと成果を意図して計画される
 - ⇒ 学習方法を比較する場合、意図した成果が測定されるべきである
 - 例えば、推論能力の向上を意図した計画で、記憶テストをしてもしょうがない
- コンピュータ・モデリングの恩恵はさまざまである
 - ◇ 複雑でダイナミックなシステムの行動と特徴の理解(Booth Sweeney and Sterman 2007; Sterman 1994)
 - ◇ 領域の概念的知識の獲得の強化(Clement 2000)
 - ◇ 概念変化を促進させる高次の認知的スキルの向上(Doerr 1997)
 - ◇ 科学的推論の学習の補助(Buckley et al. 2004; Mandinach and Cline 1996)
 - ⇒ model-based scientific reasoning processesの要は、特定の状況におけるモデルの、構成、評価、適用である(Wells et al. 1995)
- モデル学習と解説的な学習の違い
 - ◇ 解説的な学習
 - 本研究では、直接的に、文字的に情報を提示される
 - シミュレーションや概念図などのツールは与えられない
 - ◇ モデル学習
 - モデルを作成し、シミュレートしながら学習する
- 学習成果を測定するテスト
 - ◇ Reasoning と複雑性の2側面から測定

◇ Reasoning

- declarative knowledge : 与えられた情報をどれくらい覚えているか モデル推論の基礎的な活動
- applying knowledge of relations : 予想し, 説明を考える
- creating models : 変数と変数の関係性からモデルを構成する
- evaluating models : モデルと, モデルによって生成されたデータを評価する

◇ 複雑性

- モデルは, 複雑でダイナミックなシステムの理解に使用されている
 - そして, 複雑なシステムの理解は, 科学的理解の基礎である(Assaraf and Orion, 2005; Hagmayer and Waldmann, 2000; Hmelo-Silver et al., 2007; Hogan and Thomas, 2001; Jacobson and Wilensky, 2006)
- 本研究では, 変数と関係性の数で複雑性を操作 (Fig. 2)
 - simple unit : 1つの従属変数と, 直接的な関係
 - complex unit : 間接的な関係や複数のループを含む大きいまとまり

◇ 領域依存性

- モデルリング・スキルは基本的には, 領域に依存しないスキルであると考えられる
- しかし, モデルを用いた推論であっても, 領域知識に影響される(Fiddick et al., 2000)
- 領域知識がない領域のテストでは, 純粋なモデリング・スキルが測定できると考えられる ⇒ プレテストで領域に知識のないテストを使用

■ Research Question

- 本研究の目的は, 対照的な二つの学習アプローチが, 異なる知識獲得をもたらすのかどうかを, 下位尺度をもって測定することである
- モデル学習群

◇ 実験を行いそのデータを評価する (予測の構成, 関係の推論)

⇒ evaluation と application でよい成績を収める

◇ 概念を変数に置き換えて、変数間の関係を創造する活動に従事する

⇒ creationでもよい成績を収める

➤ 解説学習群

◇ より直接的、明示的に領域の概念が提示される

⇒ 複雑性に関わらず、declarative domain knowledgeにおいて、よい成績を収める

➤ モデル学習者は、概念構造を創造し、探求するツールによって、モデルの構造的概観を提供されるため、単純なモデルよりも、複雑なモデルにおいて、その効果が顕著に見られると予測する

■ Method

➤ Participants

高校2年生74名(男性51, 女性23)。16 ~19歳(M=17.20,SD=.55)

➤ Materials

◇ Co-Lab Learning Environment

● Co-Lab software (van Joolingen et al. 2005)を使用

● 学習領域：地球温暖化

● 学習方法

➤ モデル学習群 (modeling-based instruction)

◇ モデルを作成し、シミュレートする

◇ モデルによって作られたデータをグラフや表にして評価する

➤ 解説学習群 (expository instruction)

◇ 地球温暖化についてのレポートを書くために必要な情報が与えられる (文字的な情報, 視覚的な情報)

● 全学生に補助教材としてワークシートが与えられた

➤ 3部構成

◇ 第1部：一般的な気象モデルについて

- 地球温暖化についての予想の質と正確さに関する質問
- ◇ 第2部：アルベド（太陽光反射割合）と熱容量について
 - これらの要因が地球の温度に与える影響に関する質問
 - 例：アルベドが温度均衡に与える影響について、アルベドが高くなったり、低くなったりした場合、温度均衡に何が起こるか予測しなさい
 - モデル学習群…モデルを使用して仮説を確かめる
 - 解説学習群…与えられた情報に基づいて回答
- ◇ 第3部：領域構造についての理解の確認
 - モデル学習群…自分のモデルの行動と、与えられた地球の基本的なエネルギーモデルのシミュレーションと比較
 - ◇ 学習成果物：作成されたモデル
 - 解説学習群…影響要因についての自分の発見と、与えられた地球温暖化についてのシナリオを比較
 - ◇ シナリオ：温室効果ガスの排出値による気候の予想
 - ◇ 学習成果物：地球の温度に影響を与える要因についてのレポート
- ◇ The Modeling Knowledge Tests
 - テストを2回実施（プレ/ポスト）
 - プレテスト
 - ◇ 領域知識に依存しないテスト：天球の音楽(harmony of spheres)について
 - ◇ 群間で事前のモデル能力が一致するように使用
 - ポストテスト
 - ◇ 領域に依存するテスト：地球温暖化について

◇ プレテストを共変量として分析

- プレテストとポストテストで使用されたモデルの構造は同一（変数のラベルが異なるだけ）

➤ Fig.3（プレテスト）, Fig.5（ポストテスト） 参照

- 4 (Remember declarative knowledge, Apply, Create, Evaluate) × 2 (Simple, Complex) の下位尺度 (Table 1 参照)

➤ 具体的な項目は, Fig.4, Fig.6

- 採点

➤ それぞれの項目について0-1で採点

➤ 採点の観点

◇ 関係の存在 (existence of relation)

◇ 関係の方向性 (direction of relation: causality)

◇ 関係の質 (quality of relation: positive or negative)

➤ Procedure

◇ 200分のセッション×2日（2～4週間のインターバル）

◇ 通常の必修カリキュラムの中で実施

◇ 1日目

- 0～150分 モデルについての解説（150分間）

➤ 病気の流行, バケツの水漏れについて

- 150～200分 プレテスト（50分間）

◇ 2日目

- 0～150分 条件に分かれて学習（150分間）

➤ モデル学習群（38名）：ワークシートとモデル作成

➤ 解説学習群（36名）：ワークシートとレポート作成

- 150～200分 ポストテスト（50分間）

■ Results

- プレテストの結果は Table 2, ポストテストの結果は Table 3
 - ◇ プレテストの下位尺度得点を共変量としてポストテストの分析を行った
 - ただし, Declarative knowledgeについてはプレテストとは対応しないため, 共変量は使用していない
- ポストテストの分析
 - ◇ 総合得点では, 群間に有意差はなかった ($F(1, 72) = 2.972, p = .089$)
 - ◇ スキルごと(Remember declarative knowledge, Apply, Create, Evaluate)においても, 複雑性をつぶして分析すると有意差はなかった
 - ◇ 複雑な項目において, スキルをつぶして分析するとモデルの優位性が確認された($F(1, 72) = 8.780, p = .004$)
 - スキルごとにみると, 以下の2つにおいて, モデルの優位性が確認された
 - complex declarative items($F(1, 72) = 7.065, p = .010$)
 - complex evaluation items ($F(1, 72) = 3.966, p = .050$)

■ Discussion

- 本研究の目的は, 解説的な学習と比較して, モデルを作成することから特別に何が学習されるのかを検討することであった
- テスト全体としては, モデル群と解説群の間に有意差は確認されなかったが, 複雑な項目において, モデルの優位性が確認された
 - ◇ 特に, complex declarative items と complex evaluation items において
- なぜモデル学習群が複雑な項目において, よい成績を収めたのか
 - ◇ 学習者によって作成されたモデルは, モデルの構造の全体的な俯瞰を与え, 領域内の関係性や変数の統合を促した
 - これは, 期待していなかった declarative knowledge の成績の優位性の説明でもある
 - 複雑な項目に解答するためには, テスト中に知識を再構成しなければならない

- モデル学習群は、領域構造に関する推論能力を発達させたため、よりよく関連する事実を再構成することができた可能性が考えられる
- 我々の予想に反して、モデルのApplicationとCreationに関して、群間の差は確認されなかった
 - ◇ ポストテストのCreationの項目は、モデル学習者が学習した現象と同様の現象についてのモデリングを求めるものであった
 - ← モデル群の優位を期待していた
 - ◇ 以下の可能性が考えられる
 - モデル作成に従事する時間が少なすぎた
 - 学習者のモデル作成活動の実際が、効果的なものではなかった
 - 自分でモデルを作り上げたのではなく、与えられた例をコピーして作成したのでは？
 - モデル学習者は、モデルを使用して推論や実験を行い、誤りを発見する代わりに、よく知っている構造のモデルを表面的にコピーしていたようである
 - 理想的には、モデル学習者は、モデルのシミュレーションから受けたフィードバックによって、自分の誤りに気づく機会が与えられているはずであった
- 関係性の推論は、モデルの創造と評価において重要な要因である
 - ◇ 学習者は、関係性の創造は行ったが、どのように推論するかは学習しなかった
 - ◇ いかにも、モデル創造のスキル獲得をサポートしていくかは、今後の課題である
- まとめ
 - ◇ コンピュータ・モデリングは解説的な学習と質の異なる学習を提供する
 - 複雑な知識構造に関する推論など
 - ◇ 今回用いたテストは一例であり、特定の効果を測るテストを工夫すれば、もっとモデリングや探求学習などの構成主義学習の利点と欠点を明らかにすることができる