

回路知識の獲得をモニタする機能の例

渡辺 成良

群馬大学工学部

最近、学習者主導の教授方略に関係したITS研究が展開しつつある。生徒の自主的な学習過程から教師が生徒の知識状態を把握しなければならない知識のコミュニケーションでは、教師は生徒の教材学習プロセスを絶えず監視しながら、生徒の知識状態を推論する。この推論結果に基づいて教師は生徒の質問に答えたり、関連した教材を提示したり、あるいはまた助言や指導を行う。本文は学習者の知識を、学習対象のプリミティブな知識（メンタルモデル）と、学習によって獲得する上位概念（学習者モデル）に分類する。システムにメンタルモデルと知識の用い方についての明確な枠組みをもたせ、学習者からの質問に答えたり、システムからの助言や指導が丁寧に行える機能をもたせる。本文では電気回路についての教材学習から、学習者が獲得する上位概念をモニタする機能について述べる。

A MONITORING FUNCTION OF STUDENTS' KNOWLEDGE ACQUISITION IN CIRCUIT ANALYSIS

Shigeyoshi Watanabe

Gunma University

Natural learning is very important view in building intelligent educational systems. This paper describes monitoring function of students' knowledge acquisition in natural learning environment. Student Models are designed to frames structured by primitive knowledges. The monitoring function works during learning process and diagnoses usage of primitive knowledges.

1. はじめに

学習者の自然な学習 (Natural Learning) を可能にする対話環境を提供できる、知的教育システム (IES: Intelligent Educational Systems) の研究が注目されている^[1]。知的教授システム (ITS: Intelligent Tutoring Systems) のように、IESも学習者に気付かれずに学習者が理解している知識をシステムが獲得する方法と、学習者が獲得したい知識を学習者が理解できる表現形式でシステムが伝達する方法についての研究が必要である。前者は学習者モデルの構築として、後者は知識のコミュニケーションとしてITSの研究で議論されてきた^{[2],[3]}。

ITSは明確に記述された学習者モデルの枠組みに基づいた教授方略を用いている。このため、学習者モデル構築のための質問と知識のコミュニケーションが、その枠組みに依存した教師主導の教授方略となり、表現形式が学習者に理解できない恐れが生じる。これに反して、IESは明示的な学習者モデルの枠組みに捕われることなく、学習者の行動に合わせた学習者主導の教授方略を用いると考えてよい。すなわち、IESは学習者の知識獲得を促す教材の提示と、助言や指導によって知識のコミュニケーションを行ない、学習者の教材学習プロセスを解析して、学習者の知識状態を明示する学習者モデルを構築する。このように両者の違いは、学習者モデル構築における教授方略にある。

最近、学習者主導の教授方略に関係したITS研究が展開しつつある^{[4],[5],[6]}。生徒の自主的な学習過程から教師が生徒の知識状態を把握しなければならない知識のコミュニケーションでは、教師は次のように行動する。教師は生徒の教材学習プロセスを絶えず監視しながら、

生徒の知識状態を推論する。この推論結果に基づいて教師は生徒の質問に答えたり、関連した教材を提示したり、あるいはまた助言や指導を行なう。このような機能をコンピュータ上に構築するためには、学習者の知識獲得をモニタする機能が必要になる。

本文は学習者の知識を、学習対象に対して既に獲得した知識 (メンタルモデル) と、学習によって獲得する知識 (学習者モデル) に分類する。このため、システムはメンタルモデルに関する知識と知識の用い方についての明確な枠組みをもっており、学習者からの質問に答えたり、システムからの助言や指導が丁寧に行える機能があるものとする。学習者モデルはメンタルモデルの知識が組合わされた上位概念知識で構成される。電気回路についての教材学習から、学習者が獲得する知識をモニタする機能について以下で述べる。

2. メンタルモデル

電気回路を対象にしたSOPHIEからQUESTに至る研究は、ITSに必要な様々な課題を解決しただけでなく、人工知能や認知科学の研究にも多大の貢献をしている^[7]。電気回路では、回路動作を記述できるモデルの作成と、モデルの解析を学習する。モデルは現象を定性的に記述できる物理モデルと、定量的な解析を可能

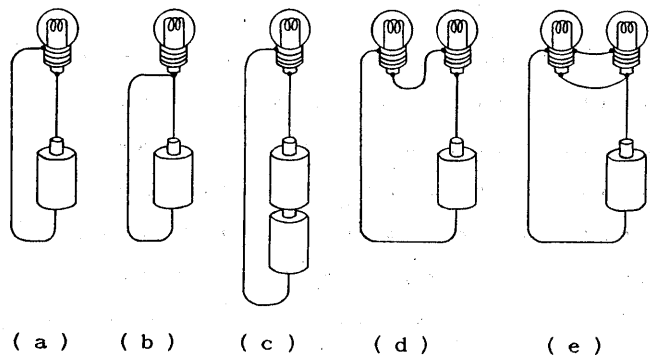


図1 電池と豆電球の実験

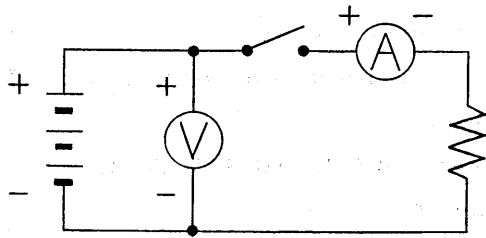
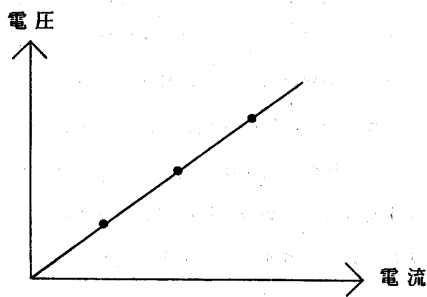
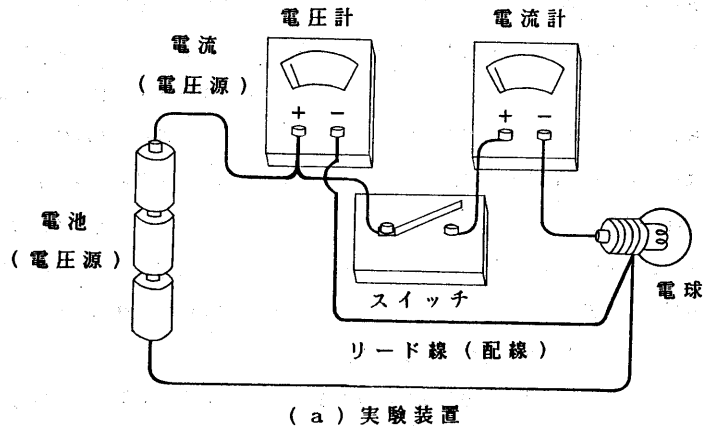


図2 回路実験

にする数学モデルに分類でき、物理モデルから数学モデルへの変換も学習対象である。

2.1 物理モデルの生成

人は目の対象をどのようにして理解し、メンタルモデルを生成しているのでしょうか。図1(a)の実験で豆電球に電池をつなぐと明るくなった。この事実から学習者自からまたは指導を受けながら、図1(b)から(e)などの実験を行なうとしよう。図1(e)は電池、(d)は豆電球を直列に、(e)は豆電球を並列につないだ例である。実験では電池や豆電球の数、つなぎ方を変えること(実験条件の設定)によって

- (1) 電池と豆電球のつなぎ方で明るさが変わる
- (2) 同じつなぎ方でも豆電球がつかないことがある
- (3) 豆電球が一瞬明るくなってつかなくなることがある

など、明るさという物理量の変化を観測している。メンタルモデルは、このような観測事実を説明できるメカニズムで構成されると考えられる。

この例で注意すべきことは、観測しなかった事実(変化の割合や他の物理量)はモデルから欠落してしまうことである。例えば図1(c)では、明るさが電池の数に比例するかどうかはわからない。また電圧の測定を知らないならば、電池の電圧が低く(放電した)なったとき、豆電球はつかないことがわからない。このように対象は一つであっても対象理解のモデルは一般に複数ある。

図2(a)は電気回路の基本となるメンタルモデル構築のための実験である。この実験では、測定可能な物理量である電圧と電流を、実験対象の特性を記述する属性として学習者に認識させる。実験書には

- (1) スイッチを開いた状態での測定値を読む

- (2) スイッチを閉じた状態での測定値を読む
- (3) 測定器とリード線のつなぎ方を変えて(1)と(2)の測定を行う

と書いてある。この実験によって、学習者は

- (1) 電球に電圧がかかれれば電流が流れる
 - (2) 電圧は正負の極性がある
 - (3) 電流は流れる方向がある
- ことを体験学習し、理解する。

この状態にある学習者は自分の力で、あるいは教師の指針を受けることによって、様々な物理モデルの知識を獲得することができる。例えば

- (1) その現象が生じた原因は電池や豆電球を構成する素材のどのような特性によるのか
- (2) 電池や豆電球を他の部品に代えれば物理量にどんな変化が生じるか
- (3) 時間や温度などの計測可能な物理量の変化は、測定値に影響するか

などの疑問は、図2(a)を違った物理モデルで表現することになる。電気回路に関する物理モデルは

- (4) 電池を2個、3個と直列に増やしたときに物理量の変化はどうなるか

によって具体化されてくる。測定値を求め、図に書くと(図2(b))、電圧と電流の比は電圧が変化しても変わらないという事実気付く。このとき、学習者は比例係数(抵抗)という概念知識を獲得したことになる。すなわち豆電球を電圧、電流、抵抗という物理量で表現するモデル化技法を獲得した。図2(c)は実験装置をこのモデル化に従って模式化したものであり、回路図と呼ばれる。明らかに(3)の疑問を調べることにより、抵抗の値は他の物理量に影響されることがわかる。一般に、ある事実を成り立たせている背景(物理量とそれらの関係)を厳密に認知することは困難であるから、物理モデルはモデルを構成する物理量の関係しか表現していない。このことから、学習者は対象の属性と属性間の関係を決定しながら、対象モデルを構築していく。知識のコミュニケーションでは、伝達される知識は生成したモデルと矛

盾しないときに付加され(知識の獲得)、矛盾が発生したときにモデルの妥当性が検討される。

電気回路の学習では、電圧と電流の関係が明確に表現できる素子を複数個つないで回路を構成したときに、どのような現象が観測されるかを学習者が説明できなければならない。明確な表現が定性的あるいは因果的であれば、定性モデルあるいは因果モデルによる説明となり、定量的であれば定量モデルによる説明となる。

2.2 数学モデルの生成

オームの法則は抵抗素子の電圧と電流の関係を定量的に規定する。すなわち、電圧 V の値は電流 I と抵抗 R のそれぞれの値の積に等しい。記号では $V = RI$ で示される。この表記では暗黙的な約束が隠されている。それは電圧の向き(極性)と電流の向きである(図2(a))。この約束を守らない場合、抵抗値 R が負になることがある。また、電圧と電流の因果関係が失われている。しかし、これらの情報は図2(c)とメンタルモデルから推論できる。

一般に素子数が多くなって回路構造が複雑になれば、物理モデルによる説明は困難になり、数学モデルに頼らなければならない。上位概念の理解では、数学モデルによる証明が非常に役立つ。また物理量が非線形性の強い関係で記述される場合、定量的な解析結果を用いて定性的な説明を行うことがある。

このように、メンタルモデルのレベルでは物理モデルと数学モデルの両方が混在する。

3. 上位概念の獲得

メンタルモデルはプリミティブな知識の集合である。プリミティブな知識とは、その知識の構成要素となる知識がメンタルモデルに存在せず、ある概念の構成要素となる知識である。その概念をそれらの知識の上位概念と呼ぶ(得られた上位概念をメンタルモデルに加えることは考えない)。

3.1 上位概念の生成

学習者に図3の下にある回路が示されたとしよう。学習者は左上円内に示した箇所（素子の端子が接続された点：節点）に注目し、この図が川の流れの交差する所に類似すると考えた。そして支流の水量の総和は本流の水量に等しい（これはプリミティブな知識である）ことを思いだし、節点に流れ込む電流の総和はゼロであるという結論を導く。このような思考過程から、学習者はキルヒホッフの電流則を電流と水流の類推から導出したことになる。また電圧則は山登りの高低差と電圧の類推から導出できる。プリミティブな知識は、頂上から次の頂上の高低差を次々に加えて出発の頂上に戻れば高低差の総和はゼロになるのである（図3の右上円内：閉路）。

このように上位概念は知識間の類推によって生成できることがある。そのような類推は

- (1) 学習者が自ら見付け出す
- (2) 解決の糸口を与えてもらって思いつく

こともあるが、類推が正しいかどうかの判定を行なう必要がある。ときには

- (3) キルヒホッフの法則を示し、それを理解させるためにそれらの類推を用いる

こともある。

キルヒホッフの2つの法則は電圧や電流の物理量を制約する。従って、オームの法則を物理量に適用すれば制約式が導出できる。式を構成する物理量の1つは他の物理量に従属するという知識を用いて、未定の物理量に等しい数の制約式を作成できれば、それらの物理量が決定できることになる。このような問題解決の知識もまたプリミティブ

な知識である。

電気回路では未定の物理量を減らすための上位概念がある。図4は合成抵抗の例である。合成抵抗とは、複数の抵抗が接続されているとき、両端の電圧と電流の間に等しい電圧と電流の関係を示す一つの抵抗の定義である。図4(a)の直列接続では、合成抵抗の電圧が各抵抗の電圧の和であり電流は等しいという知識が適用でき、抵抗の総和が合成抵抗になるという制約が導ける。これから、個別の抵抗の電圧が合成抵抗1個の電圧に減らされたことになる。同様に、図4(a)の並列接続では、抵抗の逆数の総和が合成抵抗になるという制約が導ける。

3.2 概念獲得の診断法

あるモデルの知識は明確な表現形式で伝達できるが、体験させるなどのナイーブな方法でしか伝達できない知識もある。従って、学習者が教材学習から上位概念を獲得できたとしても、その伝達書式が適切でないために獲得した知識を教師に正しく伝達できなかったり、教師の

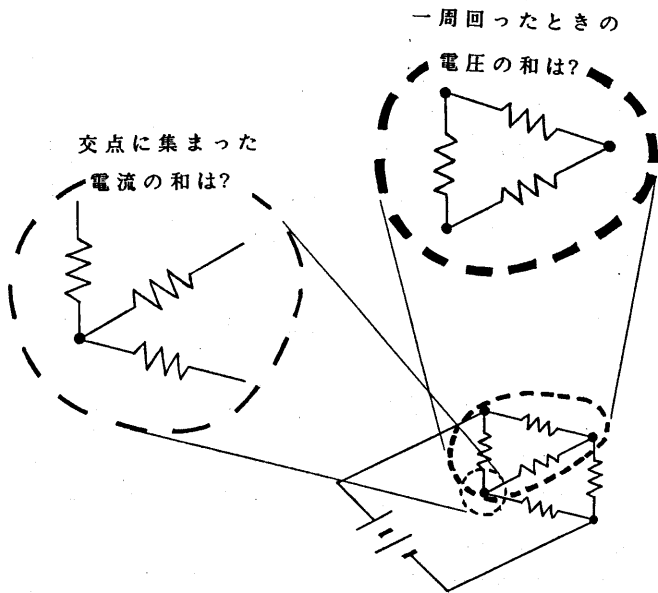
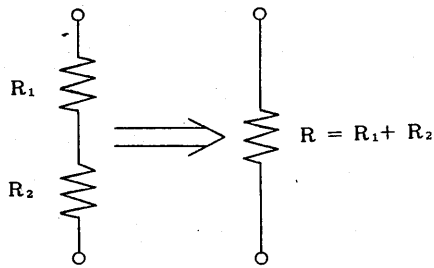
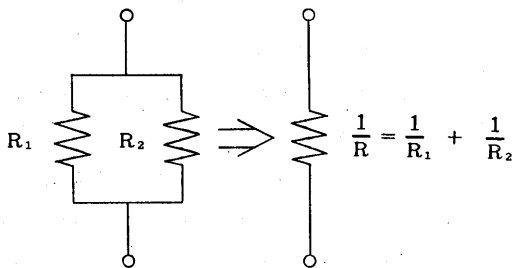


図3 解決の糸口（視点）の助言



(a) 直列



(b) 並列

図 4 合成抵抗

質問が理解できないために答えられないことになる。暗記した正しい伝達書式を用いれば、教師は学習者が知識を獲得できていると判断するかもしれない。

このように、ある知識の獲得を調べるためにその知識の説明を求める方法は十分ではない。直接的な質問によるインタラクションよりも、自然な学習を通して上位概念を獲得させ、学習プロセスの解析によって知識の獲得を調べる診断法が望まれる。

この診断法は、プリミティブな知識の枠組みを領域知識とし、類推による知識の関連付けによって上位概念を記述して、学習履歴が枠組みと矛盾しない場合に知識を獲得できたと判定する。例えば、キルヒホッフの電流則は、プリミティブな知識の類推である

- (1) 節点に注目している
- (2) その節点に接続された素子を総て見付けている

(3) 素子の電流は節点に向かう方向で考えている

(4) 電流の総和がゼロになっている

から構成されているから、学習履歴からいずれの知識も正しく適用できていることがわかれば、この上位概念を獲得できたと判定する。このような解析を可能にするために、上位概念ごとにプリミティブな知識の枠組み(学習者モデル)を作成する(4.2節参照)。ある知識が誤って適用されていれば、それを正すような教授方略を用いる。

4. モニタ機能

4.1 学習者の伝達書式

人とコンピュータの対話モデルを図5に示した。最近のコンピュータは、内部表現を様々な書式の外部表現に変換して表示できるために、コンピュータから学習者への伝達は正しく行なえる可能性が高くなった。しかし、コンピュータの入力書式は出力書式より貧弱であり、学習者の伝達書式に合わなかったり、伝達内容が正しく伝わらないなどの問題がある。

自然な学習環境のもとでこの問題を解決するために、学習プロセスの行動を明確な表現書式で書かせることにした。行動には

- (1) 問題解決プロセスでのプリミティブな知識の用い方を説明する
- (2) 知識を用いた結果を示す
- (3) 解決の糸口となる助言を求める
- (4) プリミティブな知識の説明を求める
- (5) 質問に答える

がある。もし(1)の説明なしに(2)の結果を入力した場合には、その結果と問題解決知識(教材に依存する上位概念)によって得られた結果を比べる。一致すれば正しい行動が証明されたことになり、一致しなければ行動の説明を求める。

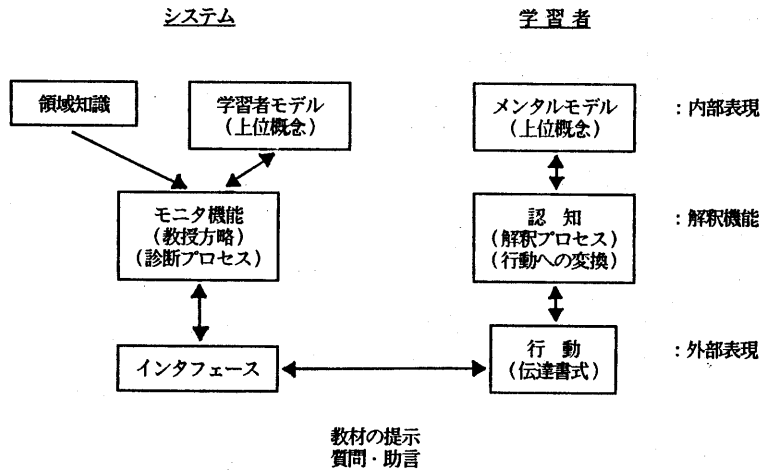


図5 人とコンピュータの対話モデル

4.2 学習者モデル

学習者モデルは上位概念であり、それぞれの概念を構成するプリミティブな知識の枠組みで構成される。学習プロセスでの行動の解析結果が枠組みのスロットに埋められる。例えば、問題解決知識の一つである枝電流法の学習者モデルは、キルヒホッフの電圧則と電流則を未知の物理量に等しい数だけ適用して制約式を導出し、目標物理量を式の変換規則から決定する枠組みである。学習プロセスがこの枠組みに従っているならば、学習者モデルのスロットを解析することにより、学習者の知識獲得における行動を部分的にモニタできる。

5. おわりに

従来のシステム^[6]は、電気回路の解析法の理解を目的としたため、解析法の基になるプリミティブな知識と上位概念を明確に区別していなかった。また、類推による知識の獲得などの学習者の知的活動が記述できていなかった。さらに、行動の説明が欠落した場合の推論機能がなかった。

本文ではこれらの不十分さを解消するために、上位概

念である知識の獲得がプリミティブな知識の中から類推によって可能になる例を示して、学習者モデルの構成法とモニタを簡単に説明した。モニタの機能は従来のシステムと同じであるが、問題解決知識の枠組みは、プリミティブな知識だけで構成するという制限から、システムの推論機能を強化する必要があり、対話の制御も複雑になる。

最後に、本研究は文部省科学研究費一般研究(c)課題番号1550276と財団法人大川情報通信基金の援助を受けている。また、研究を進めるために必要なデータを作成してくれた、群馬大学修士1年の渋沢良裕君、学部4年の矢作誠一君に感謝する。

文献

- [1] Cumming, G. : Using Artificial Intelligence to achieve Natural Learning. Proceedings of the IFIP TC3 Working Conference on Advanced Research on Computers in Education. Tokyo, 291-302, 1990
- [2] Wenger, E. : Artificial Intelligence and Tutoring Systems. LosAltos, Calif., Morgan Kaufmann, 1987
- [3] Clancey, W. J. and Soloway, E. : Artificial Intelligence and Learning Environments. Artificial

Intelligence. Vol. 42. No. 1. 1-6. 1990

- [4] 時森ほか: 学習者モデル構築のための質問戦略について. 1990年度人工知能学会全国大会(第4回)論文集.
[II]. 679-682. 1990
- [5] 大和田ほか: 双方主導の環境型教育システムに関する研究. 1990年度人工知能学会全国大会(第4回)論文集.
[II]. 723-726. 1990
- [6] 渋沢ほか: 知的CAI:学習者の理解状態に適合した課題の生成機能. 1990年度人工知能学会全国大会(第4回)論文集 [II]. 703-706. 1990
- [7] White, B. Y. and Frederiksen, J. R. : Causal Model Progressions as a Foundation for Intelligent Learning Environments. Artificial Intelligence. Vol. 42. No. 1. 99-157. 1990