原著論文

学習者の不得意分野を同定するCAIシステム ~学習者モデルと教授ロジックの提案~

上之薗 和宏¹⁾・廣瀬 史典²⁾・佐藤 彰紀¹⁾ 橋立 真理恵¹⁾・小倉 彩実²⁾・古宮 誠一¹⁾

教師の講義による学習(受容学習)は、一度に多くの学生に効率よく知識を伝達できるという長所があるが、学生の理解度に差が出ても対応しきれないという欠点がある(大村、1981)。このため、CAIシステムを用いた個別学習により、不得意分野だけを集中的に学べるようすることにより不得意分野を克服できるようにしたい。しかし、既存のCAIシステムには、学習者モデルに学習分野という概念がないために、学習者が十分に理解している部分(得意分野)をも学ばねばならないので、効率の良い学習とは言えない。そこで著者らは、学習者の不得意分野をシステムが自動的に同定することにより、学習者が不得意としている部分だけを学べばよいようなCAIシステムの構築を目指している。そこでは、システムが学習者の不得意分野を把握するために、既存のオーバレイモデルを拡張した新しい学習者モデルを採用している。これにより、教材作成の容易さを維持したままで学習者の不得意分野を同定することができる。この論文では、このシステムがどのような学習者モデルと教授ロジックで、学習者の不得意分野を同定するか具体例を挙げて明らかにするとともに、提案した学習者モデルと教授ロジックの有効性を実験により証明している。

キーワード

不得意分野の同定、拡張オーバレイモデル、学習者モデル、ドリルアンドプラクティス・モードのCAI

1. はじめに

近年、インターネットの普及により、Webを用いた 学習支援システムに期待が寄せられている。これは, Web上に学習支援システムを構築すれば、時間的およ び地理的に制約の無い形で学習支援システムを利用でき るからである。また、そのような学習支援システムを利 用する大勢の学習者に対して同一の教材を同時に提供で きるだけでなく、教材に急な変更があっても、すべての 学習者に対して新たな教材を一斉に配布することができ るからである。このような状況を踏まえ、Web環境下 で稼働する様々なCAIシステム(Web Based Computer Assisted Instruction System) の研究開発が行われてお り、芝浦工業大学情報工学科でも、Webベースシステ ムの特徴を生かしたWeb Based CAIシステムの研究開 発を行っている。そこでは、授業などを通じて既に学習 したことのある分野を、このCAIシステムを利用して効 率よく復習できるようにするとともに、それによって学

ところで、既存のCAIシステムには、学習者モデルに 学習分野という概念がないので、学習者が十分に理解し ている部分(得意分野)をも学ばねばならず、効率のよ い学習を提供しているとは言えない。この問題点を解決 するには、学習者の理解状況をシステムが自動的に把握 し、理解の点で学習者に欠陥のある部分をシステムが同 定するとともに、矯正のためにその部分を集中的に学ば せるような教授ロジックを採用する必要がある。ここで は、矯正の対象として、学習者の不得意分野を考える。 即ち、学習者の不得意分野をシステムが自動的に同定す ることにより、学習者が不得意分野だけを学べばよいよ うなCAIシステムの構築を目指す。そのようなシステム

習者が不得意分野を克服することを目的としている。ところで、通常の場合、CAIシステムの教材を用意することは非常に膨大な労力を要する。そこで、教材をゼロから作成することは避け、紙媒体や電子的な形で既に提供されている教材を加工することにより、再利用できるような学習領域を対象としている。そのような学習対象の1つとして我々は情報処理技術を選び、このCAIシステムを利用することで、基本情報技術者試験に合格することを当面の目標としている。

¹⁾ 芝浦工業大学大学院

²⁾ 芝浦工業大学

を構築するには、学習者の理解状況、即ち、学習者がどこを理解しており、どこを理解していないかをシステムが把握できなければならない。このため、学習者の理解状況を把握するための指標として学習者モデルを用いる。

しかし、学習者モデルとして最も普及しているオーバ レイモデルを採用すると、他の学習者モデルよりも教材 作成は容易になるが、学習者の理解状況(例えば、理解 の在り方に関する欠陥) をきめの細かく表現することが 困難になる。このため、理解の点で学習者に欠陥があっ ても、それを矯正するための教授ロジックを組むことが できないという問題点がある。また、バグのモデルのよ うな学習者モデルを採用すると、学習者の理解状況 (例 えば、理解の在り方に関する欠陥)をきめ細かく表現す るのには適しているが、教材作成が難しくなるという問 題点がある。これらの問題点を解決するために、我々は、 既存のオーバレイモデルを拡張した新しい学習者モデル 「拡張オーバレイモデル」を提案する。拡張オーバレイ モデルを用いることより、バグのモデルなどと比べ、教 材作成の容易さを維持したままで、理解と言う点での学 習者の欠陥(すなわち、何処が不得意分野か)を把握で きるようになるので、この欠陥を矯正するための教授ロ ジックが組めるようになる。

本論文では、拡張オーバレイモデルとそれを用いた教授ロジックで、システムがどのように仮説を生成し、学習者の不得意分野を同定するか、具体例を挙げて明らかにするとともに、提案した学習者モデルと教授ロジックの有効性を実験により証明する。

最後に、本論文の構成を示す。第2章では、既存の学習者モデルの問題点を指摘する。しかる後に、授業などを通じて学習済みの分野を効率よく復習する為に、学習者の不得意分野をシステムが自動的に同定することにより、学習者が不得意分野だけを学べばよいようなシステムを提案する。第3章では、これまでに提案された学習者モデルの問題点を明らかにするとともに、本研究が目指す教授ロジックを実現するために、拡張オーバレイモデルという新しい学習者モデルを提案する。第4章では、拡張オーバレイモデルをベースに、学習者の不得意分野を同定するための教授ロジックを提案する。第5章では、関連研究について述べる。第6章では、提案した拡張オーバレイモデルとそれに基づく教授ロジックの有効性を実験により示す。第7章では、本論文のまとめを述べる。

2. 既存の学習者モデルに基づくCAIシステムの問題点 2.1 学習者モデルとは

学習者モデル(溝口, 1988; 溝口, 1995)とは, 学習者の理解状況をCAIシステムが把握するための指標である。さらに詳しく言えば, 学習者モデルとは, 教材作成者が目標とする学習内容を, 学習者が「どの部分を理解しているか, または理解していないか」や, 「どの部分

を誤って理解しているか」などを明らかにするための指標であり、教授ロジックを組み立てる上で基礎となる情報を取得するために用いられる。なぜなら、学習者が誤って理解している部分が明らかになれば、その部分を矯正するような教授ロジックを組み立てればよいからであり、学習者の不得意部分が明らかになれば、その部分を集中的に理解させるような教授ロジックを組み立てればよいからである。我々は、特に、学習者の不得意部分の同定に適した学習者モデルを採用する。

2.2 学習者モデルの例

(1) オーバレイモデル

オーバレイモデル(Carr, 1977; 溝口, 1988; 溝口, 1995)は、学習者の理解状況を教材作成者が設定した知識群の部分集合として捉えるモデルである。即ち、CAIシステムを通じて学習すべき項目(学習項目)の全体が作る集合に対して、学習者が正解した学習項目の全体が作る集合を、学習者の理解した部分と見なすモデルである。

表1にオーバレイモデルの例を示す。オーバレイモデルでは学習項目と設問との対応関係を学習項目ごとに予めきちんと定義しておく。そして、学習者が正解した設問に対応する学習項目が理解できたと判断したとき、理解できた学習項目にチェックマーク(✔)をつけることにより、どの学習項目が理解できたかを、そして、チェックマークがついていないことによって、どの学習項目をまだ理解していないかを管理するものである。オーバレイモデルでは、学習項目に対応した設問を作成するだけでよく、学習者がどのような思考に基づいて回答を導きだしたかを一切考慮する必要がなく、ただその設問に正解したか、不正解したかだけを管理するだけでよいので、他の学習者モデルに基づくCAIシステムに較べ、システムの構築と教材作成が極めて容易である。

しかし、オーバレイモデルを用いれば学習者の知識の 不足はモデル化できるが、それぞれの設問がどの分野に 属するかという情報を持っていないので、不得意分野を 同定することはできない。

済/未 学習項目 正/誤 設問番号

✓ L-001 ○ D-001

L-002 × D-002

✓ L-003 ○ D-003

表1 オーバレイモデルの例

(2) バグのモデル

学習者の理解状況をどのような視点でどこまで把握するかということは、モデル構築の際に考慮しなければならない基本的な視点である。BUGGY (Brown, 1978)、

DEBUGGY (Burton, 1982), IDEBUGGY (Burton, 1982) などのシステムで用いられているBUGGYモデル (溝口, 1988; 溝口, 1995) や摂動モデル (Sleeman, 1982) などで代表されるバグのモデルは、学習者が回答 を導く為の生態の中に、誤った知識を用いている、知識 を用いる推論方法が間違っている。などのバグをモデル 化することに重点が置かれている。即ち、人工知能分野 の技術を用いることで、学習者がどのような思考手順で 誤った回答を導きだしたかを推論し、正しい回答を導く 思考手順との差異を特定することで、その差異を矯正す るという視点に基づいて設計されている。そのため、バ グのモデルは、オーバレイモデルでは表現できなかった、 学習者の思考の中に存在するバグの状況を表現し、それ によってバグの状況をきめ細かく把握することが可能と なる。しかし、システムの構築からみると、バグのモデ ルは、予めバグの原因を十分に分析することで得られた、 学習者が陥りやすい思考のバグを組み合わせて、学習者 の理解状況を表現するため、これらのバグを検出するた めの仕掛けを設問ごと用意する必要がある。このため、 バグを検出するために設けた仕掛けを理解している人で ないと教材を作成できない。このため、教材を量産でき ないという問題点がある。

バグのモデルは学習者が持つバグの状況をきめ細かく 把握できるため、学習者が持つバグをきめ細かく分析・ 矯正できるが、教材を作成できる人がごく少数の人に限 定されるため、教材を量産することが難しく、大規模な CAIシステムには向いていない。このため、商用化され た CAIシステムにはほとんど採用されていない。

3. 我々が目指すCAIシステム

3.1 学習対象と不得意分野の定義

学習者における理解という点での欠陥として,我々は, 学習者の不得意分野を採り上げる。即ち,学習者の不得 意分野を同定し,それを矯正するCAIシステムの構築を 目指す。

不得意分野を定義する為に、学習領域(学習科目に相当する)の分類区分を表す分野(カテゴリ)という概念を導入し、学習者の学ぶべき学習領域を包含関係に基づいて階層的に分類する。ただし、学習領域を包含関係に基づいて階層的に分類した結果が、常に木構造(閉路を含まない連結なグラフの一種)で表現できているものと仮定する。逆に、包含関係に基づいて階層的に分類した結果が、木構造では表現できない領域は学習対象としない。

図1は情報技術者スキル標準の「IT共通知識体系」と「基本情報技術者実務知識体系・コア知識体系」(情報処理推進機構,2005)を参考にし、学習科目「情報処理技術」を包含関係に基づいて階層的に分類した例である。カテゴリ階層1の「数値変換とデータ表現」というカテゴリを全体とすると、包含関係に基づいて、カテゴ

リ階層2では「数値変換」や「ビットシフト」などのカテゴリに分解される。また、カテゴリ階層2の「数値変換」というカテゴリを全体とすると、カテゴリ階層3では、「基数表現」や「補数表現」などのカテゴリに分解されることを示している。

学習者の不得意分野を次のように定義する。ある学習科目が包含関係に基づいて階層的に分類されていたとする。このとき,あるカテゴリに属する難易度の低い設問ばかりを一定数(例えば5問)揃えて,論理的な1画面(Decision Frameと呼ぶ)にして出題し,それらの設問の全てにその学習者が不正解したときに,その学習者が不正解した設問の全てを含む最小のカテゴリをもって,その学習者の不得意分野と定義する。例えば,図1におけるカテゴリ階層2の「数値表現」というカテゴリに属する難易度の低い設問ばかりを一定数揃えて,論理的な1画面にして出題し,出題された設問の全てに対して、その学習者が不正解した時に,「数値表現」がその学習者の不得意分野であると見なすのである。このようなカテゴリを「不得意カテゴリ」と呼ぶ。

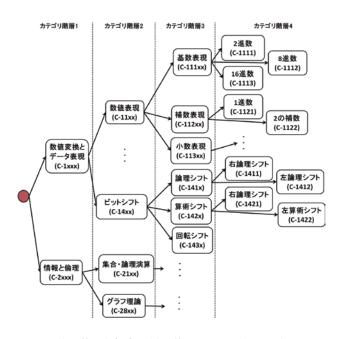


図1 学習科目を包含関係に基づいて階層的に分類した例

3.2 不得意分野の同定

不得意分野は一人の学習者に複数存在する可能性がある。階層構造になっているカテゴリの、どのカテゴリがその学習者の不得意カテゴリであるかを探索し突き止めることが、学習者における不得意分野の同定である。そして、学習者の不得意分野を同定するための探索アルゴリズムが教授ロジックである。我々は、学習者に複数存在する可能性のある不得意カテゴリに対して、それらの中から一つを同定し、同定されたその不得意カテゴリを

矯正する。次に、未だ同定されていない不得意カテゴリの中から1つを同定し、同定されたその不得意カテゴリを矯正する。すべての不得意カテゴリを同定し矯正し終わるまでこの操作を繰り返す。つまり、一人の学習者が持つ複数の不得意カテゴリを次々と同定して行き、すべての不得意カテゴリを同定した後で、同定された不得意カテゴリを次々と矯正して行く方法は採用しない。何故なら、不得意カテゴリを同定するために学習者が解いた設問とそれに対する正誤判定の結果が、学習者に鮮明に記憶されているうちでないと、矯正の効果が上がらないからである。

不得意カテゴリを同定するために、学習者が解いた設問とそれに対する正誤判定の結果を、1つ下の階層での探索範囲の絞り込みに利用すると、結果的に深さ優先の縦型探索を採用したことになる。ただし、最下層に存在するカテゴリを探索しても不得意カテゴリを突き止められなった場合には、そこで探索を終了するので、通常の深さ優先の縦型探索とは同一ではない。つまり、本システムで採用する深さ優先の縦型探索では、不得意カテゴリの1つを検出した時点、または最下層に存在する全てのカテゴリの探索を終えた時点で探索処理を終了する。

3.3 設問の難易度

CAIシステムが学習者に提示する設問は、設問をCAI システムの設問として採用する際に、CAIシステムの利 用者となる集団またはそれと同一の母集団を対象に、ペ ーパーテストの形で予めテストを実施し、各設問をCAI システムの設問として採用する上で問題ないか否か確認 する。このとき、CAIシステムの設問として適切である と判断された各設問の誤答率 (パーセントで表される) に100を乗じた値を以て、その設問の難易度と定義する。 即ち、誤答率の高かった設問ほど難易度が高いと見なす のである。そして、各設問を難易度によって10段階(ラ ンク) に分類し、同じランクに属する設問ばかりを集め て設問のセットを作る。このようにしてから、同一カテ ゴリの同じランクに属する一定数の設問からなる設問の セット同士の間における難易度のバラツキが最も小さく なるように設問のセットを複数用意する。その理由は, 不得意カテゴリの判定に使用する設問の選び方によっ て、そのカテゴリが、あるときは不得意カテゴリと判定 され、あるときは不得意カテゴリではないと判定される ことがあってはならないからである。不得意カテゴリの 同定には、難易度の低い設問のセットを使用する。ここ で、難易度の低い設問とは、当面は誤答率が50%以下、 難易度が50以下の設問のことだと考える。従って、当面 は難易度が50以下の設問ばかりを一定数揃えて出題し、 出題された設問のすべてを学習者が不正解したときに. それらの設問のすべてを含む最小のカテゴリがその学習 者の不得意カテゴリである。

3.4 不得意カテゴリを同定するための学習者モデル

我々は、学習者における理解という点での欠陥を同定して、それを矯正するCAIシステムの構築を目指す。そのためには学習者モデルが必要であるが、すでに提案されている学習者モデルとしてはバグのモデルなどがある。しかし、第1章で述べたように、バグのモデルを採用すると教材の作成が困難である。矯正の対象として、教材作成が困難なバグを扱うのではなく、教材作成がより容易な不得意分野を扱う。その為の学習者モデルとして、学習者の不得意カテゴリを同定できるようにオーバレイモデルを拡張する。それがこれから説明する拡張オーバレイモデルである。

(1) 包含関係に基づく学習分野の階層的分類

学習者に出題する設問は必ず、どれかの学習分野に属する。即ち、ある設問に正解する為には、その分野の知識が必要であり、学習分野とはその知識がカバーする領域を指す。例えば、『2進数01011100の2の補数を求めよ』という設問は、図1を見れば分かるように、カテゴリ階層3における、「補数表現」というカテゴリに属する。また、学習分野によっては、包含関係に基づき階層的に分類できる場合がある。例えば、「補数表現」というカテゴリは、「2の補数」というカテゴリを包含し、より広い学習分野である「数値表現」というカテゴリに属する。

ところで、あるカテゴリ階層における1つの設問が、同時に複数のカテゴリに属することも少なくない。例えば、『10進数の-5を2進数8ビットで表示し、右に3ビット算術シフトした結果を16進数で答えよ。ただし、負数は2の補数で表すこと。』という設問は、図1を見れば分かるようにカテゴリ階層3では、「基数表現」「補数表現」「算術シフト」の3つのカテゴリに属する。我々の提案する学習者モデルでは、このように、1つの設問が複数のカテゴリに属することを容認する。図1のように、設問に正解するために必要な知識は、学習科目に必要な知識を包含関係に基づいて分類した木構造の部分木として表現することができる。

学習者ごとに表2のような順序制約付き学習分野一覧表を用意して、カテゴリ名とカテゴリ番号との対応関係を定義する。学習済み項目にチェックマークをつけ、学習が完了した回数を学習回数に記載することによって、オーバレイモデルと同様に、学習者が学習を終了したカテゴリを記録する。カテゴリ番号を、図2に示す形式でカテゴリを記録する。図2の例ではカテゴリ番号C-132xxx…について示している。C-以降の数字の桁数は、その教材の最大カテゴリ階層数と同じである。この例では、上位から数えて4桁目以降がxとなっている。これは、この教材がどのカテゴリに属するかについて、この時点では階層 $1\sim3$ までのみに注目し、階層4以下については注

目しないことを示している。そして、そのように見たとき、この教材が属しているカテゴリは、階層1では1、階層2では3に、階層3では2に属していることを示している、このようにすることで、包含関係に基づくカテゴリの分類において、その設問が各階層ではどのカテゴリに属するかを、カテゴリ番号を見ることで把握しやすくしている。なお、この場合、各カテゴリ階層で、親カテゴリが等しいカテゴリを9つまでしか宣言できないという制限が生じる。その場合には、 $0 \sim 9$ の数字だけではなく、 $a \sim z$ のアルファベットをも使用することで、より多くのカテゴリを宣言することを可能にする。

カテゴリ階層が何階層存在するかは、理論的には、何階層あっても良いが、学習対象となる教材、即ち、学習科目によって必要とする階層数は異なる。例えば、我々が現在目指しているCAIシステムは、情報処理技術に関する知識の習得を支援することを目的としており、それを本学学生が利用することによって、基本情報技術者試験に合格することを当面の目標としている。このため、情報技術者スキル標準の「IT共通知識体系」と「基本情報技術者実務知識体系・コア知識体系」(情報処理推進機構、2005)における分類の最下位項目に見られるカッコ内にある項目をさらに1階層下のカテゴリと見なすと、5階層の分類になる。さらに、基本情報技術者試験の過去問をこの分類大系に当てはめ、過去問がそれぞれどのカテゴリに属するかを分析した結果、カテゴリ階層は最大で7階層あれば十分であるとの結論を得た。以上

		12.2	/124/ 1	12/L2 12 C. 1	11/1/20	2010	
学習	学習	出題	カテゴリ		順序制約のあるカテゴリ		
済み	回数	可能	番号	カテゴリ名	理解済み	先行	後続
	_			1011 Annual CO 2		カテゴリ	カテゴリ
1	1	1	C-1xxx	数値変換と			C-2xxx
				データ表現			C-3xxx
1	1		C-11xx	数值表現			
1	1		C-12xx	非数值表現			
1	1		C-13xx	演算と精度			
	0		C-111x	補数表現			
	0		C-112x	小数表現			
	0		C-121x	文字表現			
	0		C-122x	画像表現			
	0		C-123x	音声表現			
	0	1	C-2xxx	情報と倫理	1	C-1xxx	C-3xxx
	0		C-3xxx	数理応用	1	C-1xxx	
	"		C-9XXX			C-2xxx	

表2 順序制約付き学習分野一覧表

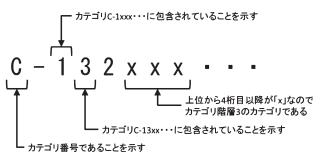


図2 カテゴリ番号の形式

の分析により、今回システムが想定するカテゴリ階層の最大数を7階層とし、カテゴリ番号もC-と7桁の数字で表現するのを我々のCAIシステムの標準とする。上記のように定義したため、カテゴリ番号を表現する為に必要な桁数も、カテゴリ階層の数によって異なる。例えば、表2は「数値変換とデータ表現」という名のカテゴリをC-1xxxxxxx(ただし、表2では、印字スペースの都合で下3桁のxxxを省略し、C-1xxxと表現している)というカテゴリ番号で表現することを意味している。

(2) 学習順序に関する制約

ある分野・科目を学習する際に、 例えば「割り算を理 解した後でなければ、分数を理解することができない。 だから、分数を学ぶ前に割り算を学ばなければならな い。」というように、同一のカテゴリ階層のカテゴリと カテゴリの間には、包含関係だけではなく、学ぶ順序に 制約が存在する場合がある。これを順序制約と呼ぶこと にする。学習者に呈示することが出来る教材は、その教 材が属するカテゴリが、順序制約を満たしているものに 限る。しかし、階層の深さが異なるカテゴリ間における 順序制約を定義することは、循環参照になっていないか などの制約の整合性を確認する必要があるため、多くの 労力を要する。また、下位の階層における順序制約を定 義することは、学習の流れを複雑にし、強い制約を与え ることになる為、順序制約を定義する対象は、カテゴリ 階層が最も浅い、階層1に属するカテゴリ間についての み考える。

そこで、カテゴリとカテゴリの間に存在する順序制約を抽出し、表2の順序制約付き学習分野一覧表を使って定義する。例えば、表2におけるC-3xxxの「数理応用」というカテゴリは、C-1xxxの「数値変換とデータ表現」とC-2xxxの「情報と倫理」というカテゴリを学んだ後でなければ学ぶことができないことを意味している。言い変えれば、C-1xxxの「数値変換とデータ表現」というカテゴリの学習内容を理解すると、C-2xxxの「情報と倫理」が出題可能となり、C-3xxxの「数理応用」というカテゴリは、出題可能な状態に一歩近づくことを意味している。またこの表も、学習者ごとに学習済みのカテゴリが異なるため、学習者ごとに用意する。

(3) 学習回数

ところで、表2にある「学習回数」は、その学習者の不得意カテゴリを同定するために、階層1に属するカテゴリ番号の設問をカテゴリ番号ごとに何回出題したかを数えるためのカウンタである。「学習回数」の利用目的は次のとおりである。その学習者の不得意カテゴリを同定するために採用している、深さ優先の縦型探索が持つ弱点を解消することがその目的である。出題された設問を1問正解したからといって、その設問が属するカテゴ

リ全体が理解済みであると判断するのは危険が大きい。このため、階層1に属するカテゴリに戻り、一度は不得意カテゴリではないと判定された階層に属するカテゴリをも含めて、設問を変えて出題し回答させることにより、不得意カテゴリを再度探索する。そのようなことを何回か繰り返し、それでも連続して理解済みであると判定された場合に、その階層に属するそのカテゴリ全体が理解済みと判断する。そのための学習回数のカウンタである。何回連続して理解済みであると判定されたら、そのカテゴリ全体を理解済みと判断してもよいかは、このシステムを運用し経験を積んだ上で結論を出したい。

(4) 設問別正誤状況の管理

不得意カテゴリがどのカテゴリであるかは学習者ごとに異なる。そのため、同じ設問を呈示したとしても、学習者ごとに、正解不正解の状況が異なる。また、呈示された設問が属するカテゴリを学習者が理解しているか、それとも、そのカテゴリを不得意としているかを判断する為に、学習者の回答状況を管理する必要がある。そこで、学習者ごとの不得意分野を同定するために、表3のような設問ごとの正誤状況を管理するテーブルを用意する。表3は、F-001という番号の教材画面がD-001、D-002、D-003、D-004、D-005の5つの設問で構成されていて、各設問が各カテゴリ階層でどのカテゴリに属しているかを示している。例えば、設問D-003は階層1で見ればC-1xxx、階層2で見ればC-11xx、階層3で見ればC-112xとC-113xというカテゴリに属していることを示している。

表3における着目階層の欄を見ると、すべて1になっている。これは『カテゴリ階層1の欄に注目せよ』の意味である。そこで、カテゴリ階層1の欄を見ると、カテゴリ番号C-1xxxばかりが5つ並んでいる。これは、学習者の不得意カテゴリがC-1xxxではないかという仮説の下に、カテゴリ階層1において、共通してC-1xxxに属している設問ばかりを5問揃えて出題したことを意味している。そして、正誤情報の欄を見ると、設問番号D-001とD-003だけが×で、その他はすべて〇になっているので、この学習者は出題された5問のうちのD-001とD-003の2問だけに不正解し、他の3問に正解したこ

表3 設問別正誤状況管理テーブル

画面	設問	正誤	着目	所属カテニ		IJ
番号	番号	情報	階層	階層1	階層2	階層3
F-001	D-001	×	1	C-1 xxx	C-12xx C-13xx	C-121x
						C-131x
						C-132x
F-001	D-002	0	1	C-1xxx	C-13xx	C-133x
F-001	D-003	×	1	C-1 xxx	C-11xx	C-112x
						C-113x
F-001	D-004	004	1	C-1 xxx	C-13xx	C-133x
					C-14xx	C-142x
F-001	D-005	D-005 🔾	1	C-1 xxx	C-13xx	C-133x
						C-134x

とを示している。表2と表3で構成される学習者モデル を、本研究では「拡張オーバレイモデル」と呼ぶ。

4. 不得意カテゴリ同定のための戦略的知識と採用する 教授ロジック

4.1 Drill & PracticeモードのCAIを実現するために用 意される画面の例と処理の流れ

本システムでは、学習者の不得意カテゴリを同定する ために、3.2節でも述べたように、深さ優先の縦型探索(た だし、最下層まで探索しても不得意カテゴリを検出でき なかった場合でも、そこで探索を終了する)を採用する。 このため、探索が空振りに終わる可能性がある。この問 題点を解消するために、カテゴリ階層1またはその下位 層に不得意カテゴリを含む可能性の高い, 階層1のカテ ゴリ(つまり、探索のための基本ルート)を検出するた めに、階層1だけを対象に幅優先の横型探索を行う。横 型探索は探索のための基本ルートを検出するためだけに 使用する、横型探索専用の設問画面 (Decision Frame) をタイプIと呼ぶ。タイプIの設問画面の例を図3に示 す。タイプIの設問画面とは、階層1に属する出題可能 状態にある(順序制約に違反しない)すべてのカテゴリ から、カテゴリ毎に小設問の形で1問ずつ用意し、それ らの小設問を集めて、論理的な1画面としたものである。

タイプ I の設問画面を使用し、探索のための基本ルート(階層 1 のカテゴリ)が求まると、求められたカテゴリ、またはその下位カテゴリに不得意カテゴリが存在すると見なし、深さ優先の縦型探索を行う。このために使用する設問画面をタイプ II と呼ぶ。タイプ II の設問画面の例を図4に示す。タイプ II の設問画面とは、ある階層に注目し、その階層だけを見れば同じカテゴリに属する設問ばかりを一定数(例えば5問)集めて、論理的な1画面としたものである。タイプ II の設問画面は次の2つの場面で使用される。

- ある階層に注目したとき、その階層の、そのカテゴリが不得意カテゴリであるか否かを確認する場面
- ・不得意カテゴリが矯正されたか否かを確認する場面 ある階層の、あるカテゴリが不得意カテゴリであると 確認(同定)されたとき、その原因はそのカテゴリに属 する設問を解くのに必要な知識や情報がその学習者に不 足または誤って記憶されていたからだと見なされ、矯正 のための知識や情報がその学習者に呈示される。矯正の ために呈示される知識や情報の画面(Text Frameと呼 ぶ)例を図5に示す。

Text Frameが呈示されたら、そのカテゴリの内容が理解できたかどうかを確認するために、不得意カテゴリであると同定されたカテゴリと同一のカテゴリに属する、不得意カテゴリの同定に使用された設問セットと難易度が同一の、しかし、その学習者には未だ出題されたことのない設問セットを出題し、その設問セットの設問

のすべてに正解したら、そのカテゴリについて理解できた(つまり、不得意カテゴリが矯正された)と判断する。

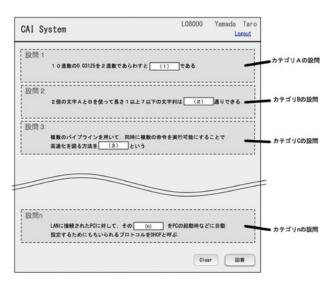


図3 タイプ I の設問画面の例

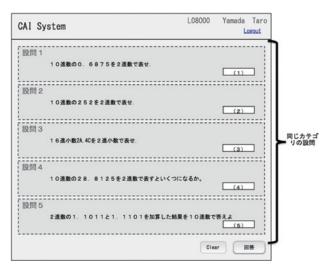


図4 タイプⅡの設問画面の例

本システムでは、タイプ I とタイプ II の 2 種類の設問画面(Decision Frame)が用意され、学習者の不得意カテゴリを同定するために呈示される。設問に対する学習者の回答を分析することにより、不得意カテゴリを同定する。不得意カテゴリが同定されたら、学習者の誤った知識を矯正したり、不足している知識を補ったりするために、そのカテゴリに属する設問を解くのに必要な知識を説明するための説明画面(Text Frame)を呈示する。つまり、本システムはDrill & PracticeモードのCAIなので、いくつかの設問画面が呈示された後に、説明画面が呈示される。一方、TutorialモードのCAIシステムでは、いくつかの説明画面が呈示された後に、設問画面が呈示される。その意味で、説明画面と設問画面の呈示順序がtutorialモードのCAIシステムとは逆になっているがけでなく、主眼をとする教材画面も逆になっている。

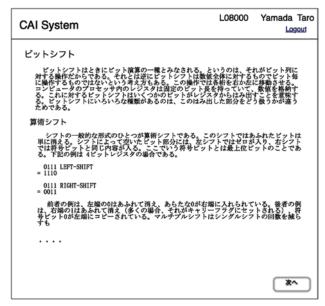


図5 Text Frameの例

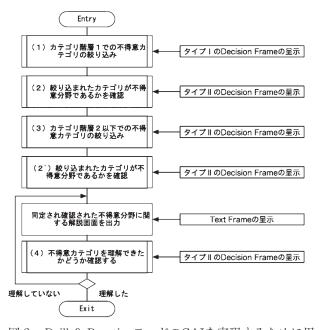


図 6 Drill & PracticeモードのCAIを実現するために用意された画面と処理の流れとの対応関係

Drill & PracticeモードのCAIを実現するために用意される画面と処理の流れとの対応関係を図6に示す。

不得意カテゴリが同定されたら、同定された不得意カテゴリにおける理解の欠陥を矯正する為に、そのカテゴリの知識を説明する画面を学習者に呈示する。そして、そのカテゴリの内容について理解できたかどうかを確認するために、不得意カテゴリであると同定されたカテゴリと同一カテゴリに属する、不得意カテゴリの同定に使用された設問セットと難易度が同一の、しかし、その学習者には未だ出題したことのない設問セットを出題し、その設問セットに含まれる設問の全てに正解したら、そ

のカテゴリについて理解できた(不得意分野が矯正された)と判断する。

4.2 不得意カテゴリ探索の起点となるカテゴリの探索

学習者の不得意カテゴリは、学習者ごとに複数存在する可能性がある。階層構造になっているカテゴリの、どのカテゴリがその学習者の不得意カテゴリであるかを、教授ロジックに基づいて探索していくことが、学習者の不得意カテゴリの同定処理である。この同定処理は、包含関係に基づく階層構造に分類されたカテゴリ構造(木構造)のなかで、どのカテゴリが学習者の不得意カテゴリであるかを検出する探索問題であると捉えることが出来る。この、学習者の不得意カテゴリを同定する問題は、学習者の不得意カテゴリの候補を絞り込む仮説生成の過程と、絞り込んだ不得意カテゴリの候補が学習者の不得意カテゴリであるか否かを確認する仮説検証の過程から構成される。

仮説生成の過程を探索問題と見なした場合, 我々の CAIシステムは.

- i) 不得意カテゴリが存在するとは限らない
- ii) 不得意カテゴリが存在する場合でも、それが1つと は限らない
- iii) 不得意カテゴリが存在する場合でも、それは末端ノードにあるとは限らない

という特徴を持っている。上記のような特徴を持った探索問題において、不得意カテゴリが存在する場合、確実にそれを検索するためには通常横型探索を採用する。しかし、横型探索は探索効率が悪い、特に空間計算量が膨大になることが多い。今回の探索問題について考えると、木構造の最上位層にあるカテゴリから最下位層にあるカテゴリまでの全てを探索し終わるまで探索処理が終了しない。このため、探索の終了までに時間がかかり過ぎる。また、学習者が充分に理解しており、本来解かなくてもよいはずの設問までも解答しなければならないので、非常に学習効率が悪いという2つの問題点が発生する。

そこで我々は、効率よく探索するために、バックトラックの部分を全く含まない縦型探索を用いる。通常の縦型探索は、深さ優先で末端まで探索し、該当するものが見つからなかったときに、末端ノードから上のノードへとバックトラックを行う、しかし、我々が採用する探索アルゴリズムは、末端ノード、または、不得意カテゴリであるノードに到着した時点で探索を打ち切る。この探索を繰り返し行うことで、学習者の不得意カテゴリを同定し、同定した不得意カテゴリを集中的に学習することにより、不得意カテゴリの矯正を行う。このため、探索が空振りに終わるというリスクを負うが、通常の縦型探索よりも時間計算量が少なくなる。

探索を空振りに、すなわち、末端ノードにたどり着い ても不得意カテゴリを発見することが出来ないことを避 け、探索範囲を効率よく狭めるために、我々は以下に挙 げる2種類のヒューリスティックを用いる。

カテゴリ階層の最上位層(これをカテゴリ階層 1 と呼ぶ)に属する全てのカテゴリからそれぞれ、小設問として切り出せるような設問を 1 問ずつ取り出し、それらを並べることにより、論理的な 1 つの設問を構成して出題する(このような出題形式をタイプ 1 の設問と呼ぶ)。

小設問の集合からなる1つの設問を学習者が解き,不 正解となった小設問が属するカテゴリの下位カテゴリの いずれかが,その学習者の不得意カテゴリであるという 仮説を立てる。

カテゴリ階層1に属するすべてのカテゴリからそれぞれ小設問を1つずつ切り出して並べることにより1つの設問を構成しているので、部分的に幅優先の横型探索を採用するのと等価な効果がある。即ち、探索の空振りを防ぐ効果があると考えられる。

我々が採用する探索では、下位に不得意カテゴリを含む可能性のあるカテゴリ階層1のカテゴリの検出(探索のための基本ルートの選定)を下記の手順で行う。

- (1) 表2の順序制約付き学習分野一覧表に載っている, カテゴリ階層1に属する出題可能状態にあるすべてのカ テゴリに対して,カテゴリ毎にそのカテゴリに属する設 問を1問ずつ設問として選出し,それらをまとめたタイ プIの設問画面を呈示する。
- (2) 学習者は呈示された設問のすべてに対して回答する。学習者の回答の正誤に応じて、その後の処理は以下の2つの場合に分けられる。
- (2-1) 学習者が小設問のすべてに正解した場合,(1)で呈示された設問では,この学習者の不得意カテゴリは検出できないと考え,(1)に戻る。
- (2-2) 学習者が1つでも小設問に不正解した場合,不正解した設問が属するカテゴリ階層1,または,そのカテゴリの子孫カテゴリの中に,この学習者の不得意カテゴリがあるのではないかと考え,(もし,ここで不正解した小設問が複数ある場合には,その中で最も若い番号の)不正解した小設問が属する階層1のカテゴリを選び,不得意カテゴリの絞り込み(4.4節)以降の処理へと進む。

上記の処理は、4.1節で述べたカテゴリ階層 1 だけを対象に幅優先の横型探索を行うものである。

4.3 不得意カテゴリの同定のための戦略的知識

本節では、不得意カテゴリ探索の起点となるカテゴリが決定した直後に、そこから如何にして不得意カテゴリを同定するか、不得意カテゴリを同定するための戦略的知識について述べる。

不得意カテゴリ探索の起点となるカテゴリが決定した ら、そのカテゴリに属する設問ばかりを一定数揃えて出 題し、それに対する学習者による回答の正誤の在り方に よって、この学習者の不得意カテゴリを絞り込んで行く。 あるカテゴリに属する設問ばかりを一定数出題したとき,これに対する学習者による回答の正誤の在り方は, 一般に次の3つの場合に分かれる。

[S1] あるカテゴリに属する設問ばかりを一定数出題したときに、学習者がすべての設問に不正解した、という場合 (例えば、図7におけるC-11xxのような場合)

この場合の戦略的知識は、このカテゴリが不得意カテゴリであると見なす。

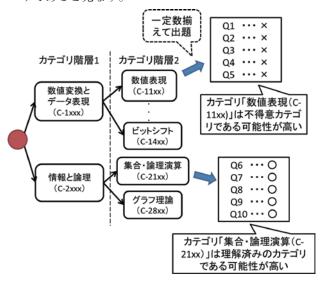


図7 戦略的知識S1, S2の適用例

[S2] あるカテゴリに属する設問ばかりを一定数出題したときに、学習者がすべての設問に正解した、という場合(例えば、図7におけるC-21xxのような場合)

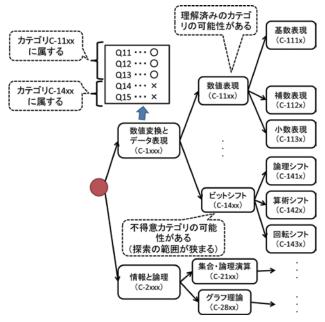


図8 戦略的知識S2の適用例

この場合の戦略的知識は、これらのカテゴリは不得意 カテゴリではなく、理解済みのカテゴリである可能性が ある。従って、この場合は不得意カテゴリの探索に失敗 したと考える。何故なら、不得意カテゴリ探索の起点と なるカテゴリ(その下位カテゴリに不得意カテゴリが存在する可能性のあるカテゴリ)に立ち、起点となるカテゴリおよびその下位カテゴリを探索したにも拘わらず、不得意カテゴリを検出できなかったからである。

[S3] あるカテゴリに属する設問ばかりを一定数揃えて出題したときに、学習者の回答が正解と不正解に分かれた場合(例えば、図8におけるC-1xxxのような場合)には、このカテゴリ階層ではこれ以上議論できないので、カテゴリ階層を1つ下げて考える。

注目するカテゴリ階層を1つ下げたとき、学習者が不正解した設問のそれぞれが属するカテゴリを B_1 , B_2 , …, B_m とし、正解した設問のそれぞれが属するカテゴリを G_1 , G_2 , …, G_n とする。

このとき、この学習者の不得意カテゴリは B_1 、 B_2 、…、 B_m のどれかか、またはこれらのカテゴリの下位カテゴリである可能性がある。そして、カテゴリ G_1 、 G_2 、…、 G_n およびこれらの下位カテゴリは、この学習者の不得意カテゴリではない可能性がある。

従って、[S3]という戦略的知識から [S3-1]と [S3-2]という戦略的知識が導かれる。そして、[S3-2]という戦略的知識は、[S3-1]という戦略的知識よりも下位のカテゴリに関する知識なので、[S3-1]という戦略的知識の適用が終了した後に適用する。

[S3-1] この学習者の不得意である可能性のあるカテゴリの最上位を、「または」を意味する集合演算を使って $B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m - G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n$ で表すことができる。このとき、この集合演算の結果が空集合であるか否かによって、採用すべき措置が以下のように異なる。

(1) $B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m - G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n = \phi$ の場合

カテゴリ B_1 , B_2 , …, B_m はいずれも正解した設問と不正解した設問の両方を持つカテゴリであることを意味する。従って、この場合には [S3-2] の(2)という戦略的知識を適用する。

(2) $B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m - G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n \neq \phi$ の場合

 $B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m - G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n = \{C_1, C_2, \cdots C_p\}$ とすれば、 C_1 、 C_2 、 $\cdots C_p$ のそれぞれの下位に、この学習者の不得意カテゴリが存在する可能性がある。

従って、この場合には、 C_1 、 C_2 、… C_p の順に、これらの下位カテゴリをそれぞれ調べ、そこに存在するかも知れない不得意カテゴリの候補を探索する。探索を行った結果、不得意カテゴリの候補を発見した場合、4.5節で述べる方法で不得意カテゴリか否かの確認を行う。その結果、不得意カテゴリが同定された場合でも、されなかった場合でも、再びこの時点まで戻り、引き続き検索を行う。しかる後に、不得意カテゴリである可能性のある他のカテゴリを探索するために、[S3-2] という戦略的知識を適用する。

[S3-2] 正解した設問と不正解した設問の両方を持つカテゴリは、 $\{B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m\} \cap \{G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n\}$

で表すことができる。このとき,この集合演算の結果が 空集合であるか否かによって,採用すべき措置が以下の ように異なる。

- (1) $\{B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m\} \cap \{G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n\} = \phi$ の場合 この場合には、正解した設問と不正解した設問の両方を持つカテゴリは存在しないことになる。従って、この場合には、4.2節で抽出された、不得意カテゴリ探索の起点となるカテゴリの次の候補について、不得意カテゴリ同定のための戦略的知識 [S1]、[S2]、[S3] のいずれが適用できるかを調べる。
- (2) $\{B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m\} \cap \{G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n\} \neq \phi$ の場合 (図9のような場合)

 $\{B_1 \cup B_2 \cup \cdots \cup B_m\} \cap \{G_1 \cup G_2 \cup \cdots \cup G_n\} = \{D_1, D_2, \cdots, D_q\}$ とすれば、 D_1 , D_2 , …, D_q のそれぞれについて、これらの下位カテゴリに不得意カテゴリと不得意ではないカテゴリがそれぞれ存在する可能性がある。従って、この場合には、 D_1 , D_2 , …, D_q のそれぞれについて、注目するカテゴリ階層を1つ下げてから考察する必要がある。しかる後に、[S1]、[S2]、[S3] のいずれかを適用することになる。

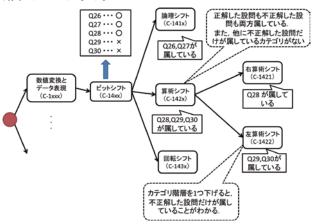


図9 戦略的知識S3-2の適用例

4.4 不得意カテゴリの絞り込み

本節では、4.2節で説明した方法によって不得意カテゴリ探索の起点となる階層1のカテゴリが決定した直後に、前節で述べた「不得意カテゴリ同定のための戦略的知識」を使って、如何にして不得意カテゴリを絞り込むか、その方法について記述する。

不得意カテゴリ探索の起点となる階層1のカテゴリに, そのカテゴリに属する設問ばかりを一定数揃えたもの(設問セット)を出題して、学習者に解いて貰う。

このとき、学習者の回答の正誤に応じて、その後の処理は以下の3つの場合に分かれる。

(1) 学習者が設問セットの設問全てに不正解した場合 戦略的知識 [S1] によって不得意カテゴリが同定さ れたと見なし、4.6節で説明する不得意カテゴリを矯正 する処理へと進む。 (2) 学習者が設問セットの設問全てに正解した場合

戦略的知識 [S2] によってカテゴリ階層 1 では不得意カテゴリの同定に失敗したと判断する。この場合, 4.2節の処理において, 不得意カテゴリの候補が未だ残っている場合は, 本節の先頭へ戻る。不得意カテゴリの候補が残っていなければ, 4.2節へ戻る。

(3) 学習者の回答に正解と不正解が混在していた場合 この場合に該当する具体例を挙げて説明しよう。表 4 は、各設問がカテゴリ階層 1~4では、それぞれどのカ テゴリに属するかを示したものである。

表4 設問別回答状況管理テーブル

設問	正誤	着目	所属カテゴリ				
番号	情報	階層	階層 1	階層 2	階層3	階層 4	
D-006	0	1	C-1xxx	C-13xx	C-131x C-132x	C-1313 C-1323	
D-007	0	1	C-1xxx	C-12xx	C-122x	C-1221 C-1223	
D-008	×	1	C-1xxx	l	C-112x C-133x	C-1121 C-1331 C-1332	
D-009	0	1	C-1xxx	C-12xx	C-121x C-122x	C-1214 C-1222	
D-010	×	1	C-1xxx		C-111x C-132x		

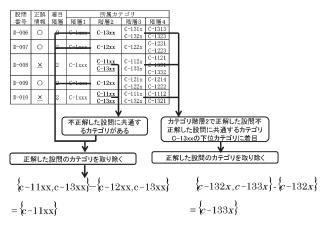


図10 仮説カテゴリの導出例

表4は、学習者の不得意カテゴリがC-1xxxではないかという仮説の下に、C-1xxxに属する設問ばかりを一定数(この例では5問)揃えて出題したところ、これに対する学習者の回答に正解と不正解が混在していたという局面である。

このとき、戦略的知識 [S3] を適用すれば、カテゴリC-1xxxの下位(ここではカテゴリ階層 2) に、この学習者の不得意カテゴリと不得意ではないカテゴリの両方が存在する可能性があると判断できる。

そこで、注目するカテゴリ階層を1つ下げ(その結果、カテゴリ階層2に注目する)、学習者の不得意カテゴリを求めるために戦略的知識 [S3-1] を適用する。

この学習者が不正解した設問はD-008とD-010だから、これらの設問が属するカテゴリの和集合をとれば $\{C-11xx, C-13xx\}\cup \{C-11xx, C-13xx\}= \{C-11xx, C-13xx\}$ である。従って、これらのカテゴリの下位に不得意カテゴリが潜んでいる可能性がある。

一方, この学習者が正解した設問はD-006, D-007, D-009だから, これらの設問が属するカテゴリの和集合をとれば

 $\{C-13xx\}\cup\{C-12xx\}\cup\{C-12xx\}=\{C-12xx,C-13xx\}$ である。 従って、これらのカテゴリの下位には、不得意カテゴリはない筈である。そこで、これらの差集合をとれば、 $\{C-11xx,C-13xx\}-\{C-12xx,C-13xx\}$ = $\{C-11xx\}$

を得る。かくして、C-11xxが不得意カテゴリであるという仮説が生成された。ここまでの操作を図10に示す。

この後は、4.5節に示す操作によって、C-11xxが不得 意カテゴリであるか否かを検証する。

C-11xxが不得意カテゴリであるか否かの検証が終わると、不得意カテゴリ探索のための戦略的知識 [S3-2]を適用して、 $\{C-11xx, C-13xx\}\cap \{C-12xx, C-13xx\}$ = $\{C-13xx\}$ を得る。カテゴリC-13xxには正解した設問と不正解した設問の両方が存在するので、このカテゴリ階層ではC-13xxは不得意カテゴリであるとも不得意カテゴリでないとも言えない。そこで、注目するカテゴリ階層を1つ下げ、C-13xxの1つ下のカテゴリで不正解した設問が属するカテゴリの和集合をとると $\{C-132x, C-133x\}$ となる。また、C-13xxの1つ下のカテゴリで正解した設問が属するカテゴリの和集合をとると $\{C-131x, C-132x\}$ となる。そこで、両者の差集合をとると $\{C-131x, C-132x\}$

この後は、4.5節に示す操作によって、カテゴリC-133xが不得意カテゴリであるか否かを検証する。

C-133xが不得意カテゴリであるか否かの検証が終わると、戦略的知識 [S3-2] の適用により、C-133xの場合と同一の推論によって、C-1321を得る(説明は省略する)。

4.5 不得意カテゴリが同定されたか否かの検証

ここでは、4.2節の「不得意カテゴリ探索の起点となるカテゴリの探索」と4.4節の「不得意カテゴリの絞り込み」によって生成された不得意カテゴリの候補(仮説)が、3.1節で定義した学習者の不得意分野であるか否かを確認する手続きを明らかにする。

表4の事例に対して、戦略的知識 [S3] と [S3-1] を 適用することにより、C-11xxが不得意カテゴリの候補 (仮説) であることを導いた。そして、さらに推論を進め、 戦略的知識 [S3-2] と [S3-1] を適用することにより、

C-1321が不得意カテゴリの候補(仮説)であることを 導いた。しかし、生成された不得意カテゴリの候補(仮 説)が、本当にその学習者の不得意カテゴリであるか否 かを検証する必要がある。そのための手続きは、上記の いずれの場合でもすべて同じなので、以下の説明では、 学習者の不得意カテゴリの候補(仮説)がC-11xxの場 合に絞って説明する。

検出された不得意カテゴリの候補C-11xxが,この学習者の不得意カテゴリであるか否かを確認するには,C-11xxに属する設問を一定数揃えて出題する。これに対する学習者の回答が、それらすべてに不正解すれば,戦略的知識[S1]の適用により、C-11xxがこの学習者



図11 Text Frameの例

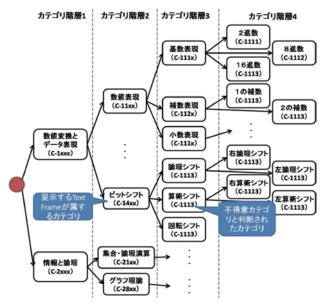


図12 学習者の不得意カテゴリと提示するText Frame のカテゴリとの関係

の不得意カテゴリであると判断し、出題された設問のすべてに正解すれば、戦略的知識 [S2] の適用により、不得意カテゴリの探索に失敗したと判断する。

もし、ここで正解した設問と不正解した設問の両方があったら、戦略的知識 [S3] の適用により、C-11xxの下位カテゴリに、不得意カテゴリと不得意でないカテゴリの両方が存在する可能性があると判断し、注目するカテゴリを1つ下げる。しかる後に [S3-1] と [S3-2]を適用し、不得意カテゴリの候補を絞り込んで行く。

4.6 不得意カテゴリ同定後の矯正のための処理

学習者の不得意カテゴリを同定したら、システムは学 習者に対して、その不得意カテゴリの知識を補うための 説明画面(Text Frame)を呈示する。Text Frameの例 を図11に示す。Text Frameは、あるカテゴリについて、 そのカテゴリが包含する知識について、解説が記述され ており、1つのカテゴリには複数のText Frameが登録 されている。この図11は基本情報技術者試験の出題範囲 である「ビットシフト」についての説明の例である。シ ステムは、学習者の不得意カテゴリを同定した後に、過 去にその学習者に提示したことがないText Frameの中 からランダムに選択し学習者に呈示する。図12の例では、 学習者の不得意カテゴリが「算術シフト」であると同定 されたとき、「ビットシフト」に関するText Frameが呈 示されることを示している。学習者がこのText Frame を見て、実際に理解したかどうかは、再び、不得意カテ ゴリに共通して属する一定数 (例えば5間) の設問を学 習者に呈示し、全間正解したら理解したと判断する。も し全問不正解した場合、学習者は理解できなかったと判 断し、別の学習者に呈示したことのないText Frameか らランダムで選択し呈示する。そのカテゴリについての Text Frameをすべて呈示したことがある場合には、呈 示回数が最も少ないText Frameの中から選択する。も し,正解した設問と不正解した設問が混在した場合には, よりカテゴリ階層が深いカテゴリに、学習者の理解して いない、すなわち不得意カテゴリが残っていると考え、 4.4節の処理に戻り、新たに不得意カテゴリの同定を試 みる。

4.7 学習の終了

我々のCAIシステムでは、表2のすべてのカテゴリについて、学習済みのチェックがつけば、学習を終了する。しかし、学習者が再度全体を通じて学習(復習)を行いたい場合には、一度学習済みのチェックをクリアし、再び学習を開始することができる。なぜならば、我々のCAIシステムは、カテゴリ階層1のカテゴリに属する設問を1間不正解すれば、その設問が属するカテゴリを学習者の不得意カテゴリ、もしくは、不得意カテゴリを含んでいるカテゴリではないかと判断する。そのため、設

問の特色,例えば,既に解いた設問に似た設問であるなどの理由により,偶然正解してしまった場合,学習者の不得意カテゴリを見逃して,理解済みのカテゴリになってしまう可能性が生じる。これを防ぐ為に,同一のカテゴリに属する設問でも,別の設問であれば不正解するのではないかと考え,同一の学習領域の学習を何度か繰り返す。

4.8 CAIシステム全体での処理の流れ

本システムのシステム全体での処理の流れは、図13に 示すフローチャートの通りである。

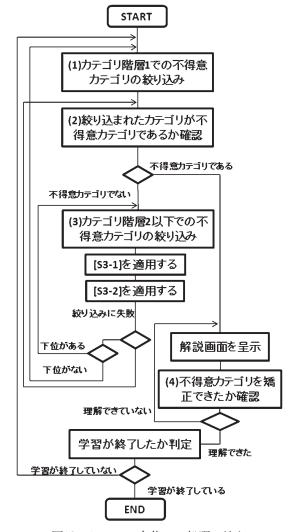


図13 システム全体での処理の流れ

5. 関連研究

5.1 関連研究

学習者の理解状況に合わせて設問を自動生成する研究は、P. Suppes (Suppes, 1971) に始まる。そこでは、Strand構造と呼ばれる仕組みによって、設問を14段階の難易度に分けて自動生成することができる。しかし、彼のCAIシステムには学習者モデルという概念や仕組みが存在しないので、CAIシステムを使って学習中の学習者

の理解状況をシステムが自動的に把握することはできない。学習者の回答履歴を人間が分析し、学習者の理解のレベルを14段階に分類して、その学習者の理解のレベルに適合する問題を自動生成している。また、学習者のレベルに合わせた設問を学習者に呈示するという研究(Christian, 2003; Kunichika, 2000)が行われており、C.Brown (C.Brown, 2005)らによって、学習者のレベルを確認するための設問を学習者に呈示し、学習者のレベルを確認するという研究が行われている(Dolog, 2004; Mcgough, 2005)。

津森(Tsumori, 2007;津森, 2010)らは、CAIシステムによる学習対象をITパスポート試験の資格試験に絞るとともに、その学習領域で使用されている語彙に注目し、類似度に基づく距離を導入することにより、学習中に把握した学習者の理解状況に適合する選択問題の自動生成を実現している。

菅沼ら(菅沼, 2005) は、選択方式、穴埋め方式、誤 り訂正方式という3種類の出題方式の練習問題をXML 文書から自動生成するシステムを研究開発した。これら 3種類の出題方式の間には、出題内容が同じでも、学習 者に解答群を呈示して、その中から正解を選ばせる方式 の選択問題は難易度が最も低く、解答群も呈示せず、誤 っている情報が埋め込まれている場所の候補を与えずに 出題する誤り訂正方式は難易度が最も高いというよう に、 設問の出題方式には難易度に関する順序関係が存在 すると述べている。難易度に関する順序関係が存在する という。学習中に把握した学習者の理解状況に会わせて, 設問の出題方式を制御することにより、学習者の理解状 況に合わせて設問を自動生成することを実現している, 練習問題をその内容で分類し、分野ごとに出題順を操作 できる仕組みを実現するためのタグも用意している。し かし、このタグを使用して効率的に分類する手法の提案 は未だない。

本研究のように、学習対象をいくつかの分野に分類し、 学習者における分野ごとの理解状況を把握する研究は未 だない。このため、その理解状況に合わせて設問を呈示 する研究も本研究以外には未だ存在しない。

5.2 著者らが過去に提案した拡張オーバレイモデルと の比較

既に我々は、過去に拡張オーバレイモデルについて、提案を行っている。しかし、小野寺(小野寺,2005)、山本(山本,2004)らの提案では、各設問がどのカテゴリからの出題かを示すために、設問番号とそのカテゴリのリストをテーブル表現したものを拡張オーバレイモデルと呼んでいた。複数の設問を出題し、学習者が誤った設問に共通するカテゴリ(不得意カテゴリ)を帰納推論することにより抽出していた。帰納推論を使っているので、不得意分野を求めるために多くの設問を必要とした。

このため、実用的でないと判断し、採用しないことにした。

一方、上之薗(Uenosono, 2009)の提案では、同一のカテゴリから出題された設問に対して、同一の学習者が回答した時、あるときはそのカテゴリが不得意だと判断され、またあるときは、不得意ではないと判断されていた。その原因は設問に(客観性のある方法で定義された)難易度という概念がなかったからである。また、前のシステムでは戦略的知識の [S3-2] というものがなかった。このため、C-1321というカテゴリが導入できなかったが、今回の改良によって導けるようになった。この2点が前のシステムとの最大の相違点である。

6. 拡張オーバレイモデルと教授ロジックの有効性評価

不得意カテゴリを同定するまでに、学習者がどの程度 設問を解く必要があるかを明らかにすることを目的に、 学習の効率を調べる実験を行った。

本実験の教材は、情報技術者スキル標準の「IT共通知識体系」と「基本情報技術者実務知識体系・コア知識体系」を参考に、63個のカテゴリに分類した。そして、過去に出題された基本情報技術者試験の試験問題を再利用して、単語記述形式の設問を669問用意した。これらは、過去に出題された1つの設問を修正して、複数問用意している。設問は全て一定の難易度で登録されている。

本実験では、情報工学科3年の学生60名と、電気電子情報工学専攻の学生9名を対象に、システム実験を行った。被験者69名の内3名については、操作上の不備のために正しくログが取れていなかったと判断した。1名は、呈示された全ての設問に正解して学習が終了したため、不得意カテゴリがないと判断された。本実験では制限時間を60分とし、たとい学習が制限時間の60分を過ぎたら実験を終了させた。なお、予備実験を5人の被験者を対象に行ったところ、学習が終了するまでの時間は、最短で38分、最長で158分、平均96.2分であった。

被験者69人中65人に関して、システムのログを分析したところ、65人中45人(69.23%)が少なくとも1つの不得意カテゴリの同定に成功した。残りの人たち(30.77%)は時間内には終わらず、タイムアウトとなり同定できなかった。一度に多くの被験者を確保するためには授業をつぶして実験するしかなかった。授業時間(90分)を利用したために時間が足らず、授業時間内に回答できなかった人が少なくなかった。しかし、時間内に学習が終了した人に関しては不得意分野を100%同定できた(ただし、全問正解したために、不得意分野をもたないと判断された1名を含む)。

探索の回数でみると、総探索回数は196回。それに対し、不得意カテゴリを同定できた回数は63回(32.14%)であった。これを1人あたりでみると、1人当たり平均

2.97回の探索を行い、そのうち1.51回(50.83%)の探索において不得意カテゴリの同定に成功している。同定に成功するまでに学習者に呈示された設問画面数は平均2.85。一方探索に失敗した際の学習者に呈示された設問画面数の平均は4.22であった。また、60分の実験中で、1人あたり平均14.18回の設問画面が呈示された。

7. まとめと今後の課題

既存のCAIシステムには、学習者モデルに学習分野と いう概念がないので、学習者が十分に理解している部分 (得意分野) をも学ばねばならず, 学習効率のよいシス テムとは言えない。この問題点を解決するには、学習者 の理解状況をシステムが自動的に把握し、それにより理 解状況の点で、その学習者にとって問題のある部分をシ ステムが同定することにより、その部分を矯正するため にその部分を集中的に学ぶような教授ロジックを採用す る必要がある。我々は、そのような矯正の対象として学 習者の不得意分野を考えた。即ち、学習者の不得意分野 をシステムが自動的に同定することにより、学習者が不 得意分野だけを学べばよいようなCAIシステムの構築を 目指した。学習者の不得意分野をシステムが同定できる ようにするために、我々は、学習領域に、分類区分を意 味するカテゴリという概念を導入し、包含関係に基づい て階層的に分類可能な学習領域を対象に、学習領域を階 層的に分類したとき、学習者の不得意分野が、どの分類 区分(カテゴリ)に属するかを同定しようと考えた。

上記の考えを実現するために、我々は、既存のオーバレイモデルを拡張した「拡張オーバレイモデル」を提案するとともに、学習者の不得意分野をシステムが同定するための教授ロジックを提案した。そして、提案した「拡張オーバレイモデル」と教授ロジックを使用した実験を行って、68人の被験者全員の不得意分野を同定できることを確認することにより、提案した「拡張オーバレイモデル」と教授ロジックの有効性を証明した。

提案した教授ロジックは、学習対象に対して不完全ながらも学習者が多少の予備知識を持っていることを前提としている。このため、本システムでは、学習者の不得意分野を同定するためのDecision Frameが最初に呈示され、それにより不得意分野が同定されると、学習者の誤った知識を矯正したり、不足している知識を補ったりする形で学習対象となる知識のText Frameが呈示される。つまり、本システムは、いくつかのDecision Frameが呈示された後に、Text Frameが呈示される。これに対して、通常のCAIシステムでは、いくつかのText Frameが呈示された後に、Decision Frameが訂正される。その意味で、Text FrameとDecision Frameの呈示順序が通常のCAIシステムと逆になっているだけでなく、いずれのフレームを主とするかという位置づけも逆

になっている。このような状況におけるText Frameの 在り方について検討する必要がある。

また、4.1節で例としてあげた実例に対応する設問画面は、紙媒体や電子的な形で既に提供されている設問を、最下層のカテゴリが異なる単位で分割し、カテゴリを付与することで設問画面の部品とする。それらの部品を切り貼りして(組み合わせて)、一つ画面を作成することが、1章で説明した我々の再利用のイメージである。しかし、学習者の理解状況に対応した設問画面を予め作成しておくということは現実的ではない。それぞれの局面で必要となる設問画面をシステムが動的に生成する「生成的なコースウェア」を実現する必要がある。

設問セットに含まれる設問の数を,現段階では5問を標準にしているが,何問にするのが適切か,システムの運用を通じて明らかにして行きたい。

参考文献

- 大村彰道 (1981). 教授 学習過程, 藤永保, 心理学事典, 平凡社, pp. 169-171.
- 溝口理一郎, 角所収 (1988). 知的CAIにおける学習者 モデル, 情報処理, Vol. 29, No. 1, pp. 1275-1282
- 溝口理一郎 (1995). 誤りを科学する: 学習者モデルの 構築, 人工知能学会誌, Vol. 10, No. 3, pp. 348-353.
- B. Carr and I. Goldstein (1977). Overlays: A Theory of Modeling for Computer Aided Instruction, MIT AI Memo 406.
- Goldstein (1977). The Computers as Coach: An Athletic Paradigm for Intellectual Education, MIT AI Memo 389.
- J. S. Brown and R. B. Burton (1978). Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills, Cognitive Science, 2.
- R. R. Burton (1982). Diagnosing Bugs in a Simple Procedural Skill, H. D. Sleeman and J. S. Brown, eds. Intelligent Tutoring Systems, Academic Press, London, pp. 157–183.
- D. H. Sleeman (1982). Inferring (Mal) Rules from Pupil's' Protocols, Proc. of European Conference on Artificial Intelligence, Orsay, France, pp. 160–164.
- 情報処理推進機構編:情報処理技術者スキル標準,情報 処理推進機構 2005年12月9日
- Patrick Suppes (1971). Computer Assisted Instruction for Deaf Students, American Annuals of the deaf, No. 116, pp. 500–508.
- Jonathan C. Brown, Gwen A. Frishkoff, Maxine Eskenazi (2005). Automatic question generation for vocabulary assessment, In HLT '05: Proceedings of the conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing (2005), pp. 819–826.

Hans Christian Liebig, Wolfgang Effelsberg (2003).

AUTOMATIC ADAPTATION OF EXERCISE PROBLEMS TO THE PROFICIENCY LEVEL OF THE LEARNER, 5th International Conference on New Educational Environments, Lucerne, Switzerland, 30. 04. 2003

Hidenobu Kunichika, Tomoki Katayama, Tsukasa Hirashima, Akira Takeuchi (2000). Automated Question Generation Methods for Intelligent English Learning Systems and its Evaluation, Proc. of ICCE01, pp. 1117–1124

津森伸一(2010). 学習者の理解状況に適応した選択問題の生成方法に関する研究,博士(工学)学位論文,信州大学.

Sinichi Tsumori, Kenji Kaijiri (2007). System Design for Automatic Generation of Multi-Choice Questions Adapted to Students' Understandin, the Proc. of the 8th International Conference on Information Technology Based Higher Education, Kumamoto, Japan, pp. 541–546,

菅沼明, 峯恒憲, 正代隆義 (2005). 学生の理解度と問題 の難易度を動的に評価する練習問題自動生成システム, 情報処理学会論文誌, Vol. 46, No. 7, pp. 1810-1818.

小野寺直樹, 馬場純子, 山本洋介, 中溝昌佳, 古宮誠一(2005). "拡張オーバレイモデルに基づくCAIシステム: 教授ロジックと教材の作成事例", 情報処理学会研究報告, コンピュータと教育研究会報告, Vol. 2005, No. 15 (20050218), pp. 1-8.

山本洋介, 馬場順子, 小野寺直樹, 中溝昌佳, 古宮誠一 (2004). オーバレイモデルの拡張によるWBT型 CAIシステム〜学習者の理解状況に基づく教授ロジックの実現〜, ヒューマンインタフェース技術の教育への利用, ET2004-101 (社団法人電子情報通信学会), pp. 37-42.

Kazuhiro Uenosono, Shinya Kaneko, Tomohiro Tachibana, Akinori Sato, Marie Hashidate, and Seiichi Komiya (2009). "A CAI System to Identify Each Weak Part of a Student: A Proposal of a new Student Model and an new Instruction Program", International Journal of Education and Information Technologies, Issue 1, Volume 3, pp. 1–11.



上之薗和宏

2002年芝浦工大・システム工・電子情報システム卒。2004年同大大学院工学研究科修士課修了。同年 同大学大学院工学研究科博士 (後期) 程入学。2010年より和洋女子大学メディアセンター嘱託職員。ソフトウェア工学・自然言語処理・教育工学の研究に従事。



廣瀬 史典

2007年芝浦工業大学入学。現在, 工学部情報工学科在籍。



2008年3月芝浦工大・工・情報工学科 卒業。 2010年3月芝浦工大・工・電気電子情報工学科 修了。2010年4月~株式会社NTTデータ勤務。 同大学在学中は教育システムに関する研究に従 事。



横立 真理恵

2005年芝浦工大・工・情報工卒。2009年同大大 学院・工・修士課程(電気電子情報工学専攻) 在学中。



2007年芝浦工業大学入学。現在,工学部情報工 学科在籍。



古宮 誠一

1969年埼玉大・理工・数学科卒。1970年㈱日立製作所入社。1984年(特別認可法人)情報処理振興事業協会技術センター(略称IPA)に出向し、自動プログラミングシステムをはじめとする計方法論とそのメタ理論、CAI及び知的CAIをどの研究に従事。1988~2000年IPA技術センター特別研究員。1991~7年IPA新ソフトウェア高大学に、1995~2009年千葉大学情報工学大学院非常勤講師。1993年報工学大学院非常勤講師。2000年3月信工業大学客員教授。1995~2009年千葉大学情報工業大学客員教授。1995~2009年千葉大学情報工業大学客員教授。1995~2009年千期、19前大学中等的一大学院非常勤講師。2000年3月信工業大学院,19方学大学院非常勤講師。2000年3月信工業大学院、(兼)大学院教授。2003年より芝浦工業大学門職大学院(MOT)教授を兼務。1992~3/1994~5/1996~7年知能ソフトウェア工学研究会幹事、十分に入り、1996~7年知能ソフトウェア工学研究会幹事、1996~7年知能ソフトウェア工学研究会幹事会情報、1996~7年工学研究会幹事会情報、1996~7年工学研究会幹事会情報、1996~7年電子情報、1994~7年電子情報、1994~7年電子情報、1994~1996~7年電子情報、1994~9年電子情報、1994~9年電子情報、1994~9年電子情報、1998~9年間中国、1998~9年

A CAI System to Identify Each Weak Part of a Learner: A Proposal on a new Student model and a new Instruction Program

 $Kazuhiro\ Uenosono^{1)}$, Fuminori Hirose $^{2)}$, Akinori Sato $^{1)}$, Marie Hashidate $^{1)}$, Ayami Ogura $^{2)}$, Seiichi Komiya $^{1)}$

Reception learning (or lecture method) is a method for knowledge transmission based on instruction by lecturing.

The method has the advantage that it is possible to transmit knowledge to many students at one time, but has the disadvantage that is not possible to cope with the situation where big differences occur in the students' comprehension [Ohmura 1981]. It is required to overcome weak parts through learning them intensively by CAI-based individualized learning. However, since the existing CAI systems have no concept of "learning areas" in their student model, students must learn even their strong parts. For this reason, the existing CAI systems do not provide efficient learning for the students.

Therefore, the authors aim at implementing such a CAI system as the students have only to learn only their weak parts through indentifying them automatically. This CAI system employs a new student model (i.e. Enhanced Overlay Model) that is an extension of the existing overlay model in order for the system to identify weak parts of a student automatically. For this reason, it is possible to identify weak parts of the student while maintaining ease of preparing teaching materials. This paper clarifies through citing a specific example how to identify weak parts of the student by using what kinds of student model and instructional program, and also shows through an experiment that the proposed student model and the proposed instructional program are effective.

Keywords

Identifying Weak Part, Enhanced-Overlay-Model, Student Model, Instruction Program, Drill & Practice Mode CAI

¹⁾ Graduate School of Engineering, Shibaura Institute of Technology

²⁾ Shibaura Institute of Technology