

Constructing a personalized e-learning system based on genetic algorithm and case-based reasoning approach

Mu-Jung Huang, Hwa-Shan Huang, Mu-Yen Chen
Expert Systems with Applications

Introduction

- カリキュラムシーケンシングは最善な教示操作 (presentation, example, question, or problem) を直接選択することで生徒個々のコースを生成することである。
- 最善な教示操作は生徒を究極的な学習ゴールに近づける。
 - 出来る限り短い時間で要求されている知識体を学ぶことである。

提案手法はプレテストをベースにした Computerrized Adapting Testing (CAT) (Hsu & Sadock, 1985) を通して学習者の間違った学習のコンセプトを集めるものである。遺伝的アルゴリズムや事例ベース推論はプレテストでの間違えたパターンに従って最善な学習パスを構築するために用いる。

2. Literature review

2.1 Mastery Learning

教育モデルにおける理論的な見解の古典として知られている Bloom (1968)

- マスタリーラーニング
 - ✓ 出来るまで繰り返し学習させ、できたら次に進む。
 - ✓ 全ての生徒が高いレベルの達成を得られる。
 - ✓ 多くの適応事例⇒初等教育(Crijnen, Feehan, & Kellam, 1998), 看護教育(VanArsdale & Hammons, 1998) 経済学など

- Fig. 1にマスタリーラーニングのアウトラインを示す。

初めに教師はカリキュラムや教材をコンセプトやアイデアが重要であるためレビューする必要がある。次に教師による診断手段や診断プロセスという形式的評価の計画である。また学習エラーを改善するための Corrective Activities の計画の主要な援助でもある。

- **Corrective Activities**

矯正活動にはさまざまな形がとられる。Peer Cross-age Tutoring、コンピュータ支援レッスンなど

- **Enrichment Activities**

問題解決練習の特別な tutoring であり、刺激的で早熟な学習者に実りのある学習となっている。

- **Formative Assessment B**

もし Corrective Activities が学習者を改善しているのならばこの2回目の評価では体得を行っている。この2回目の評価は学習者に改善されていることや良い学習者になっていることを示し、強力なモチベーションのデバイスとなる。最後は累積的試験または評価の開発がある。

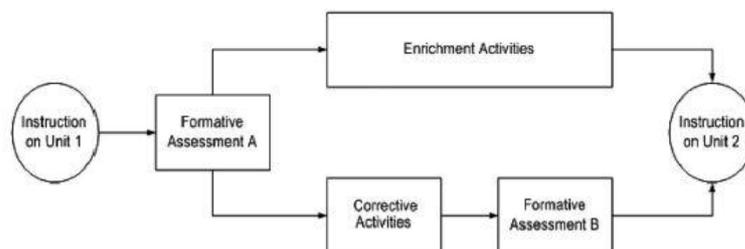


Fig. 1. Mastery learning process.

2.2 Genetic algorithm(GA)

帰納論理プログラミング、ディシジョンツリー、ファジー理論、ニューラルネットなど機械学習のアプローチが存在する。

- 膨大な探索空間による最適化問題解決のむずかしさ

遺伝的アルゴリズムは全体最適関数を探索するための最適化技術として用いられる。

2.2.1. Initialization stage

全ての可能な解決の探索空間は有限な染色体にマップされている。GA のスタートはランダムに生成された解決または特殊なアルゴリズムで適応された” population” とよばれる探索空間の構成のセットを選択する初期化で始まる。

2.2.2. Selection stage

適合度関数において高い値を出した個体セットは再生産するために選ばれる。

選択的プロセスはベストな染色体が時間の経過とともに割合が占めていく結果になる。

選択された個体セットから、遺伝的操作の適用によって多くの子孫が生みだされる。

2.2.3. Crossover stage

2つの染色体（親）の染色体のセグメントを一致させ入れ替えることで、2つの染色体（子供）をプロデュースすること。

- 一番単純なのは一転交叉

- ▶ ランダムに切り取る箇所が選ばれ、子供は1人の親から最初の部分を取って、他の親から2つ目のパートを取る

2.2.3. Mutation stage

単体の染色体において突然変異を起こす。1つの要素がランダムに選ばれ、ビットストリングスの表現はほかのものと変わる。

2.2 Case-based reasoning

事例ベース推論は古い事例を新しい事例の解決へ適応させ推論を行う。

図2にCBRシステムの手続きを示す。

① Assigning Indexes

事例辞書にどのように事例が保存されるかを決定したり事例を特徴化したりする重要な特徴。インデックス付けの主な目的は CBR システムが新しい問題に類似した事例を検索するため。

② Case retrieval

事例辞書に保存された古い事例を検索することである。

③ Case Adaptation

事例ベース問題解決において、古い解決事例は新しい解決へのインスピレーションとして利用。新しい事例は古い事例に正確に一致していないため、古い知識は新しい事例にフィットされる必要がある。

④ Case Testing

提案された解決が本当に新しい問題において解決可能かどうかをみる

⑤ Case storage

一度解決した問題は、将来的な利用のために知識ベースに保存する。

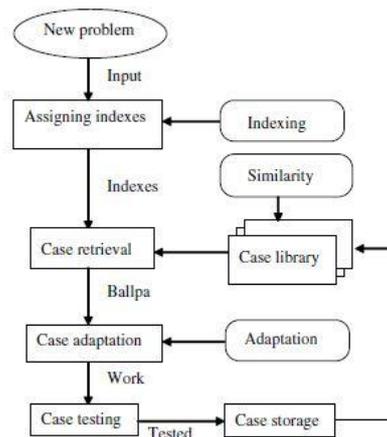


Fig. 2. The reasoning procedure of CBR systems.

3. Methodology

3.1 System architecture

マスターラーニングの個別 e-learning システム (PLS-ML) の構成を図 3 に示す。

☆ GA の部分

最初に形式的評価を経験する。そしてシステムがスコアを計算し、生徒の学習状況を分析する。

結果として、マスターレベルに到達失敗したら、システムは個別カリキュラムシーケンスを提案。

◇ Enrichment Activities

マスタリーレベルに到達していたのならば、追加的なトピクスや拡張的な教材

◇ CBRの部分

- ✓ Corrective Activities において異なったカリキュラムシーケンスやマテリアルを通して再度同じコンセプトを学ぶ。
- ✓ 学習者がその正しい活動を達成したら、2回目の形式的評価を受ける。
 - 同じ概念や学習ゴールをカバーしているが、まったく同じ問題や質問は構成されていない。
- ✓ それぞれの個別のカリキュラムシーケンスや形式的評価はCBRに保存される。
- ✓ 累積的な評価を提供する。

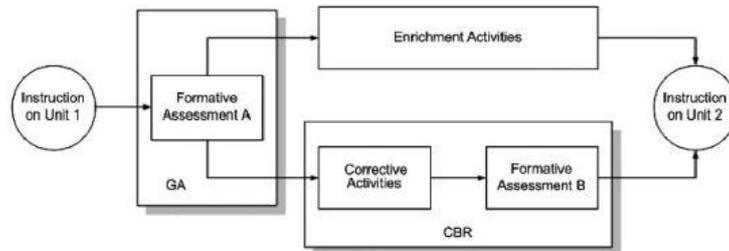


Fig. 3. System architecture of PLS-ML.

3.2. Estimation of curriculum difficulty paramere

● カリキュラムモデリング (図4)

カリキュラムの難易度パラメータや個別のカリキュラム生成のためのカリキュラムコンテンツの規定。難易度パラメータを決定するためにCAT理論の統計的手法を用いる。

● 例：“JAVAプログラミング” コースのデザイン

エキスパートは学習コンセプトに則したテストアイテムをデザイン。300人の参加者は学習コンセプトの19の項目のプレテストに参加することを尋ねられる。テストデータはBILOG（統計ソフトウェア）を用いて項目応答理論(IRT)にしたがって分析。

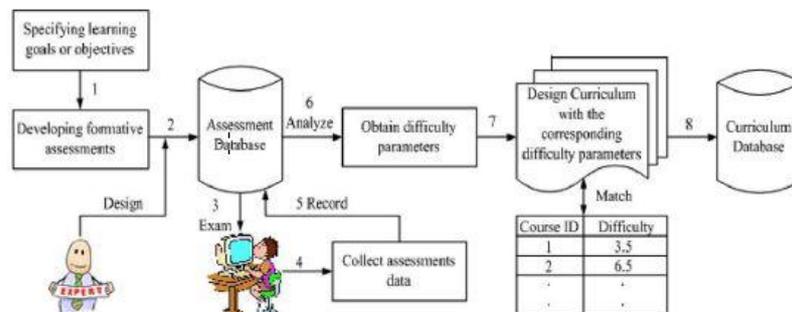


Fig. 4. Curriculum modeling process.

3.3. Estimation of the curriculum relation degree

● カリキュラム間の関連度の計算

- VSM(Vector space model)を採用する。それぞれのカリキュラムはベクトル表現され、ユーザによって提出されたクエリとの関連性は適切な適合関数によって測定される。

● j 列のドキュメント、 i 行の辞書項目との対応で A_{ij} は以下の式(1)で計算される。

$$A_{ij} = L(i, j) \cdot G(i) \quad (1)$$

$G(i)$ はデータベース全体から抽出されたアカウント情報を考慮した全体の重み、 $L(i, j)$ はドキュメント j における情報のローカル重み。

● tf/idf に適応。式(2)に示す。

$$A_{ij} = \text{tf}(i, j) \cdot \log\left(\frac{N}{N_i}\right) = \text{tf}(i, j) \cdot \text{idf} \quad (2)$$

$f(i,j)$ とはカリキュラム j における i の頻度。 N はデータベース上のカリキュラム数。 N_i は項目 i を含むカリキュラム数。 idf は少ないテキスト中における項目の出現の発生量。少ないカリキュラムにおける項目出現は異なるテキスト間での良い差別化となる。

カリキュラム i とカリキュラム j のすべての言語的項目 n 個があると仮定する。
このカリキュラム i と j のコンセプト関連度は式(3)のコサイン類似度によって計算される。

$$r_{ij} = \text{Cosine Coefficient} = \frac{\sum_{k=1}^n A_{ik}A_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (A_{ik})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n (A_{jk})^2}} \quad (3)$$

4. System design and development

4.1. User interface

Web-based のユーザインタフェースを表現する Web アプリの技術(HTML や JSP)を用いて開発した



4.2. GA-based module

4.2.1. GA for personalized curriculum generation

4.2.1.1. Definition of chromosome strings

本研究では、シリアルナンバーを 1~n のカリキュラムにアサインする。

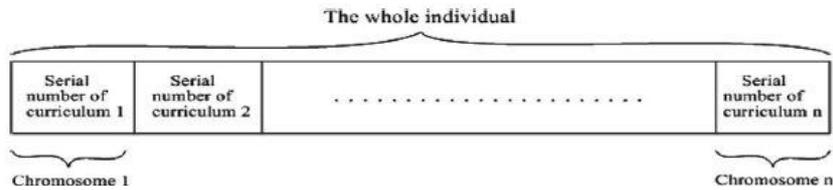


Fig. 7. The individual strings combined with serial number of the curriculum for the GA (Chen, Chang, et al., 2005).

4.2.1.2. Initial population size.

初期 population サイズは本研究では 50 にした。

4.2.1.3. Selecting the fitness function

- 選択適合関数はGAによる学習パス生成の品質検査の性能指数である。
 - GAによる学習パスの構築は学習者がプレテストにおいて間違っただけを考える。
- 適合関数は式(4)でしめす。 f は適合関数。 $r(i-1)$ は構成された学習パスにおけるカリキュラム i とカリキュラム $(i-1)$ との関連度。 d_i はカリキュラムの難易度値、 w は学習度、 n はカリキュラムの総数。

$$f = \sum_{i=2}^n (w \times r_{(i-1)i} + (1 - w) \times d_i) \quad (4)$$

$$w = f(\text{time spent}/\text{time needed})$$

4.2.1.4. Reproduction operation.

最大適合関数の値の染色体は次の生成の高い可能性を持っている。ルーレット選択を利用する。

4.2.1.5. Crossover operation.

個々の2つの染色体からランダムに選択されたシリアルナンバーを確率的決定により交換することである。この操作は優れている子の染色体を生成するために2つの親をくっつけることである。本研究では、一定の交叉操作が利用された。

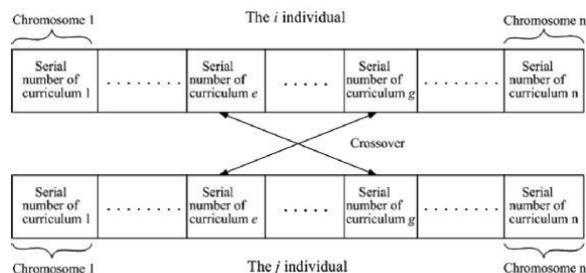


Fig. 8. Crossover operation (Chen, Chang, et al., 2005).

4.2.1.6. Mutation operation

突然変異において、ランダムに選択された2つの染色体は染色体の位置を交換される。図9では用いた交叉を描画した。本研究では突然変異の確率を0.1とする。

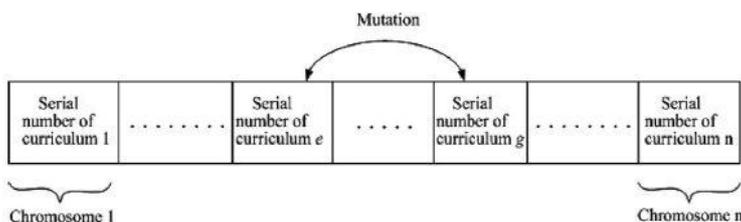


Fig. 9. Mutation operation (Chen, Chang, et al., 2005).

4.2.1.7. Stop criterion

停止基準は100回生成とした。

4.2.2. Experiments

JAVA 言語の”制御構造”のコースユニットで学習パスを生成する。

”制御構造”のコースユニットによるプレテストが学習者のよって実行され、10の間違ったテストアイテムがあるとする。

- 表1にカリキュラムと一致したリストと学習者からの反応によるそれらの難易度値をしめす。
- 表2にGAによって提案された学習パスを示す。
 - 生成された学習パスが適切な学習パスをカリキュラムのむずかしさパラメータやカリキュラムの関連度を同時に考慮し学習者に推奨した。(CRDはカリキュラムの関連度)

Curriculum	Title of curriculum	Difficulty
C1	Introduction of syntax of "do while" instruction	0.5
C2	Introduction of syntax of "break" instruction	0.7
C3	Example 2 of "do while" instruction	1.6
C4	Using opportunity of repetition programming	1.6
C5	Introduction of syntax of "for" instruction	-0.5
C6	Introduction of syntax of "continue" instruction	0.3
C7	Introduction of syntax of "switch" instruction	0.8
C8	Example 1 of "for" instruction	1.8
C9	Example 1 of "do while" instruction	1.2
C10	Example 1 of "switch" instruction	0.6

Learning path	Difficulty	CRD	
C5	Introduction of syntax of "for" instruction	-0.5	-
C8	Example 1 of "for" instruction	1.8	0.9308
C7	Introduction of syntax of "switch" instruction	0.8	0.3625
C10	Example 1 of "switch" instruction	0.6	0.7821
C4	Using opportunity of repetition programming	1.6	0.287
C1	Introduction of syntax of "do while" instruction	0.5	0.585
C9	Example 1 of "do while" instruction	1.2	0.846
C3	Example 2 of "do while" instruction	1.6	0.684
C2	Introduction of syntax of "break" instruction	0.7	0.473
C6	Introduction of syntax of "continue" instruction	0.3	0.426

CRD: Curriculum relation degree.

4.3. CBR-based module

4.3.1. The learning process of the CBR module

- CBRテクノロジーを累積的評価の分析に適応した。
 - 異なるコース材料や2回目の形式的評価を含んだ Corrective Activities を支援する能力を提供。
 - CBRシステムの推論プロセスは図10にしめし、累積的評価のスクリーンショットは図11に示す。

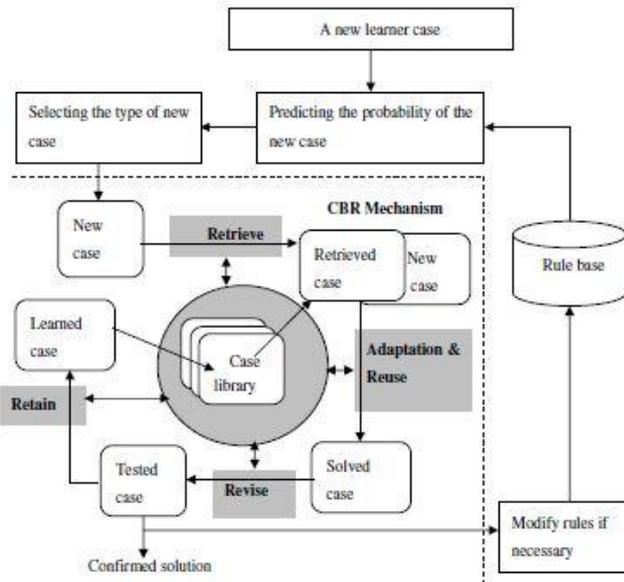


Fig. 10. The procedure of the CBR reasoning.

Question ID	Question Text	Score	Year Grade	Evaluation
Q1	Introduction of name of "do while" instruction	0.5	3	100%
Q2	Introduction of name of "break" instruction	0.7	1	50%
Q3	Example of "do while" instruction	1.6	0	0%
Q4	Using separator of apostrophe	1.6	1	100%
Q5	Introduction of name of "do" instruction	-0.5	1	50%
Q6	Introduction of name of "continue" instruction	0.3	2	100%
Q7	Introduction of name of "break" instruction	0.8	1	50%
Q8	Example of "do" instruction	1.8	0	0%
Q9	Example of "do while" instruction	1.2	2	66.6%
Q10	Example of "break" instruction	0.6	2	33.3%
Total Grade			Year Grade	Evaluation
100			05	Full

Fig. 11. A screen shot for the user interface on summative assessment.

4.3.1.1. Inputting a new case.

- 新しい事例
 - 直近のユニットにおいてマスターレベルに達することに失敗したという事例。
 - CBRメカニズムの推論は Corrective Activities を支援するために新しい事例に最も類似した事例を検索することからはじまる。学習者は同じコンセプトにおいて異なった材料を学ぶことが出来る。
- 学習者はまた CBR システムによってアレンジされた第二の評価に参加する。

4.3.1.2. Analyze an inquiry

どのように事例評価の重要な要因となる事例インデックスを選択するかは事例の完全性や評価の結果に重要なインパクトがある。

4.3.1.3. Assign index weight

もし類似度関数により決定された類似度がスレッシュホールド値よりも高いならばシステムは現存している類似事例を適応する。でないならばシステムは存在しない事例とみなし、事例ベースに新しい事例をつくる。

4.3.1.4. Case retrieval.

- 事例辞書からもっとも類似事例を効果的に検索するのは CBR システムの重要な課題
 - 事例検索手法は知識ガイド手法 WightRatioFunctionlity(WRF)手法を統合。些細な特徴の重みは 0 として設定されている。ルールベースのルールは特徴類似集団へ新しい事例を導くための知識ガイドの手法の資源として採用されている。
- WRF 手法はもっとも類似した事例を事例辞書から検索するために採用されている。
 - WRF 手法の適合関数によって決定される全体の類似度は以下の類似関数で表現する。

$$\text{Similarity} = \frac{\sum_{i=1}^n W_i * Z_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad \text{if } x_i < y_i \quad \text{then}$$

$$Z_i = \frac{x_i}{y_i} \quad \text{else } Z_i = \frac{y_i}{x_i} \quad (5)$$

W_i は i の特徴量、 x_i は新しい事例における特徴値、 y_i は事例辞書に保存されたある事例における i の特徴値。

4.3.1.5. Case adaptation and reuse.

事例適応の目的は新しい事例の問題を解決するために検索された事例を修正することである。

4 つの適応手法がある。

- (1) 厳密適応
 - 検索された事例と新しい事例間のパラメータ値を比較し違いを厳密に表現する実験が求められる
- (2) 補間
 - 全体の値の範囲と足場間の重み比によって線形に行われる。
- (3) 適応のための平均値
 - もし $r1$ の値が $r2$ 値に適応するなら、 $r1$ と $r2$ 平均値を利用
- (4) 適応ルールの適応

上の4つの適応手法の基本的な機能は、新しい事例の問題を解決することにおいて取得された事例を適用する CBR システムに適用ルールを事前に定義することである。

本研究では WRF 手法は適切な新しい事例においての問題を解くことにおける適切なコース教材や2つ目の評価への優れた参考となる類似比を生成するであろう。

4.3.1.6. Revision of a case

取り出された類似事例の解法が新しい事例に対して不適切な場合、補正は現在の事例をより適切にするためにプロの知識をベースとして実施されることが出来る。

4.3.1.7. Saving a case

事例を事例ベースに完全であることを強調し、システムの自己学習機構を強化するために保存する。

4.3.2. Analytical case representation

- 学習者の最初の形式的評価の記録はパーソナルデータベースに保存される。

➢ 履歴情報、トータルスコア、最近の答えと間違った答え。

新しい記録は CBR システムを特殊なケースであることの確率を予想するために指導される。本研究では我々は表3に示したような事列表の表現を利用する。生成された事例テーブルは、正しい事列表と間違った事列表に分割する。

- ✓ 正しい事例
 - 学習者の知識レベルとエキスパートモジュールを比較。
- ✓ 間違った事例
 - 学習者の勘違いやエラーを修正するために用いられる。

Table 3
The case representation of attribute-value

Correct		Incorrect	
Attributes	Values	Attributes	Values
User_ID	Int user_ID	User_ID	Int user_ID
Gender	String <i>m</i> or <i>f</i>	Gender	String <i>m</i> or <i>f</i>
Age	Int age	Age	Int age
Item_number	Int item	Item_number	Int item
Item_unit	Int unit	Item_unit	Int unit
Sol_time	Time time	Sol_time	Time time
Expert_level	Double difficulty	Misconcept_no	Int misconception_no
Similar_item	Int sim_item	Similar_item	Int sim_item
Diagnosis	Level of learners knowledge	Diagnosis	Inference of misconception
Solution	Provide adaptive learning	Solution	Correct misconception

4.4. Enrichment activities

早熟な学習者への報いや刺激的な学習活動、問題解決の練習である。図12にスクリーンショットを示す

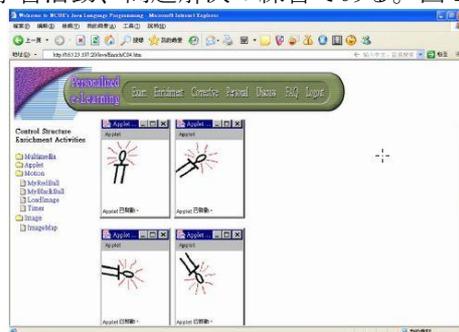


Fig. 12. A screen shot for the user interface on enrichment activities.

5. Evaluation of the PLS-ML system

台湾の大学の JAVA 言語のコンテンツに従ってテストを分析した。

PLS-ML システムの実現可能性を確認するために、本研究では実際に解放された事例を適応した。その上以下のテストを利用した。

- (1) 事例ベースがある事例で問いただされたとき、100%で類似事例を与えるか

システムの事例検証はシステムの推論の正確性の検査として20事例を選択した。システムによって推論された20の事例の類似度の平均は88.65%を指し示した。よって学習者に対して適切なコースマテリアルを決定する支援システムとして使える。

(2) 2回やっても同じ結果が出るか

同じ結果

(3) 事例が正確にマッチしているか、また他の事例に一致していないか

事例ダブりは100%達成

(4) グローバルテスト

- JAVAの制御構造の10の問題を選択した。実験対象は20の大学生の初心者。それぞれの生徒に表4の問題解決手法を表示し生徒の反応を与えた。
 - 教育のエキスパートとPLS-MLで診断された結果をP、Fのような形式的評価を下すために比較した。
 - 小文字のc1, c2, c3は生徒が作った誤解である。
 - ◇ 生徒が間違った答えにたどり着いたら、生徒の弱点であるカリキュラムであることを意味する。
 - それぞれの生徒の誤解はシステムおよび人間のエキスパートによって独立的に診断される。

システムは高い類似的値と高い信頼と正確な診断能力をしめした

Table 4
Global system verification check

Case number	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Diagnostic results from educational experts	P	F c3, c4	P	F c8, c9	P	F c3, c8	P	F c3, c9	F c7, c10	P
PLS-ML Consulting result	P	F c3, c4	P	F c8, c9	P	F c4, c8	P	F c1, c9	F c7, c10	P
Similarity	.94	.86	.9	.88	1	.84	.96	.82	1	.98
Case number	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Diagnostic results from educational experts	F c5, c8	P	P	F c4, c7	P	P	F c1, c9	F c1, c3	P	P
PLS-ML Consulting result	F c5, c8	P	P	F c2, c4	P	P	F c1, c9	F c3, c9	P	P
Similarity	1	.95	.97	.92	1	1	.85	.78	.89	.94

P: Pass; F: fail; c1-c10: Curriculum code.

6. Conclusion

遺伝的ベースカリキュラムシーケンシングアプローチを行った。

CBRを累積的試験または評価分析に適応した。

個々の学習者の要件に基づく適切な教材選びをWebベース環境で効果的に支援する実証的な研究である。