

情報技術演習システムを利用した学習者の評価

—ニューラルテスト理論による学習評価—

Analysis of the Learner who used an Information Technology Learning Support System

—Learning Assessment by Neural Test Theory—

佐々木 龍†

Ryu Sasaki

久津間 啓右†

Keisuke Kutsuma

泉 隆†

Takashi Izumi

1. はじめに

インターネット利用者の増加に伴い、PC・インターネットを利用して教育環境を提供する「e-learning」は、教材等のコスト削減、時間や場所に左右されない学習が提供可能なことから、普及してきている。しかし、既存の e-learning は高価であり、また e-learning は利用者が受身になるシステムが多く、学習効果は利用者のやる気に大きく依存する。

本研究では、学習効果並びに学習持続性を念頭に置き、基本情報技術者試験を対象とした Web 上での学習を行う WBT(Web Based Training)による学習支援システムの開発を行う。本報告では、ニューラルテスト理論を用いた学習者の評価について述べる。

2. 情報技術演習システム概要

図1に本システムのフローチャートを示す。本システムはPCのWebブラウザよりサーバにアクセスして利用する。システムを初めて使用するユーザは、「ユーザ登録」を行う。すでに登録してあるユーザは、「ユーザ認証」を行う。その後、ユーザの目的に沿って学習「モード選択」を行い、ユーザはそれぞれの指示にしたがって学習を開始する。システム内のデータベースからモードにあわせた問題が抽出されHTML形式で「問題提示」される。なお、本システムでは基本情報技術者試験午前問題を対象としているので、出題問題は4つの選択肢からなる選択問題とした。問題に対してユーザが回答すると「回答評価」処理が実行され、その結果をユーザに提示するとともに、サーバ内に「成績記録」される。

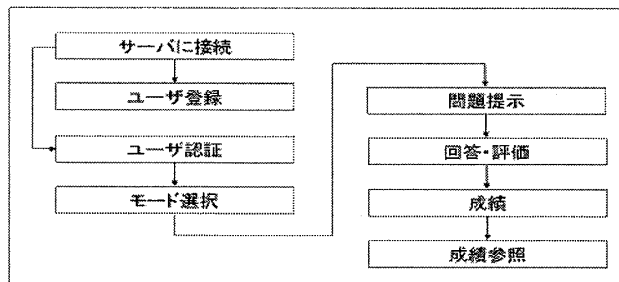


図1 システムの機能と処理の流れ

† 日本大学

3. ニューラルテスト理論^[1]

3.1 概要

ニューラルテスト理論^[1](以下 NTT)は、自己組織化マップ(Self-Organizing Map, SOM)や生成トポグラフィックマッピングのメカニズムを利用した統計モデルであり、学習能力を段階評価するために IRT などを用いられる連続尺度ではなく、順序尺度を仮定した理論である。

3.2 計算方法

潜在ランク数が Q である潜在的な順序尺度を仮定し、 Q 個のランクを各々 R_1, \dots, R_Q とし、 $R_Q > \dots > R_1$ の順で能力が高いものとする。各ノードは n 次元の参照ベクトルを持つ。ここで n はテストの項目数である。潜在ランクと参照ベクトルの関係を図2に示す。図2における参照ベクトル v の値を入力データ u と比較し、式(1)より最も距離の短い参照ベクトル R_ω をみつけ、その参照ベクトル及び周辺の参照ベクトルの更新を行う。

$$\omega = \arg \min_{q \in Q} \|v_q^{(t)} - u_h^{(t)}\|^2 \quad (1)$$

式(1)における $v_q^{(t)}$ は各参照ベクトル、 $u_h^{(t)}$ は入力データを指す。最終的に得られる参照ベクトル $v^{(t)}$ における列ベクトル $v_j^{(t)}$ の値をプロットすることで項目参照プロファイル(Item Reference Profile(以下 IRP))を得ることが出来る。

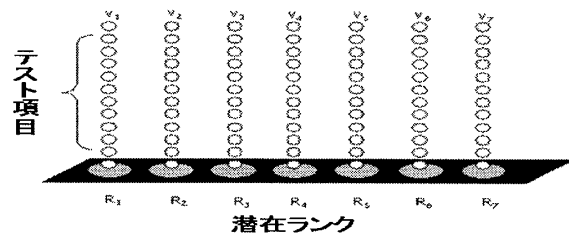


図2 潜在ベクトルと参照ベクトル

IRP は、各々の項目の各潜在ランクに対応した正解率を表現し、値の大きいランクに所属しているものほど学力段階が高いことを示す。

また、各 IRP の単純和をテスト参照プロファイル(test reference profile(以下 TRP))といい、TRP が単調増加であるとき、潜在ランクが高くなるにつれて得点の期待値が高まることが潜在ランク尺度の順序性の根拠となる。

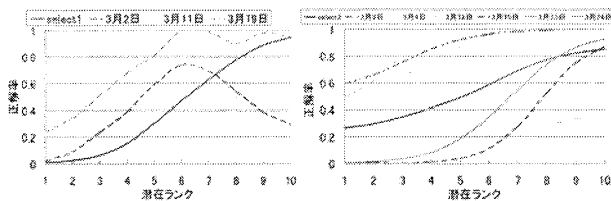
各学習者の潜在ランクは、ランクメンバーシッププロファイル(Rank Membership Profile(以下 RMP))から求める。RMP は、各学習者がどの潜在ランクにどの程度の確率で所属しているかを示す。

4. 実験結果

4.1 実験条件

- ・実施期間：3月2日~3月24日
(問題出題パターン select1:日にちを開け3回出題
問題出題パターン select2:日にちを開け6回出題)
- ・対象モード：確認テスト
- ・対象者数：14名

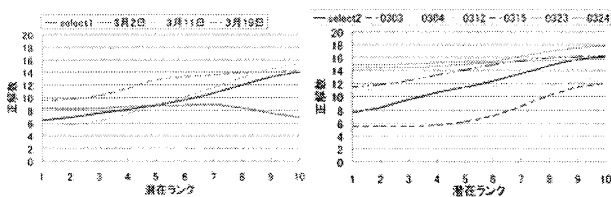
4.2 IRP の導出結果



(a)select1 問4 (b)select2 問4
図3 IRP の導出結果

図3より、select1の問4では始めてこの問題を出題した3月2日の時点では中間ランク層の正解率が高かったが、日数が経過する毎に、高ランクになるほど正解率の高くなる結果へと変化し、3月19日の時点では全てのランクの正解率が2日と比べて高くなっていることが分かる。また、select1, 2共にランク5以上から急激にIRPが立ち上がっているものがある。これは、ランク5以上の学習者を正解させ、ランク5未満の学習者を誤答させるため、その日の試験ではランクの識別力が高い問題であったと言える。しかし、日数を経るごとにその傾向が薄れていることから、学習者がその問題を記憶し始めていることが考えられる。

4.3 TRP の導出結果

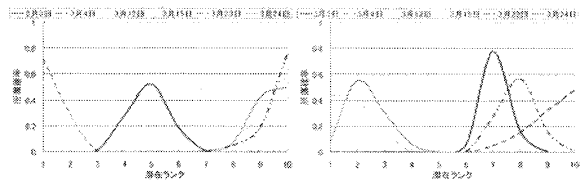


(a) select1 の TRP (b) select2 の TRP
図4 TRP の導出結果

図4より、潜在ランクが高くなるにつれて正解率が上昇していることがわかる。しかし、select1の3月2日のTRPは、潜在ランクが高くなるにつれて正解率が下がるという結果が得られた。この原因として、解答データに偏りがあったことなどが考えられる。また、その他の全ての条件においては日数が経過するにつれて各潜在ランクにおける

正解率が上昇していることが確認できる。

4.4 RMP の導出結果



(a)解答者 a (b)解答者 b

図5 RMP の導出結果

図5より、解答者aは初日では潜在ランク5の所属確率が最も高く、2, 3回目では潜在ランク1まで降下しているが、最終的には潜在ランク10に落ち着いている。しかしながら、最終日のRMPより、潜在ランク9の所属確率が高くなっていることから、今後継続的に学習しなければランクが落ちてしまう可能性が考えられる。

解答者bは、初日では潜在ランク7の所属確率が最も高いが、その後、高ランクと低ランクを行き来していることがわかる。これより、危機感を感じてから勉強するのではなく、常に勉強をするようなアドバイスが考えられる。

4.5 潜在ランクの点数分布

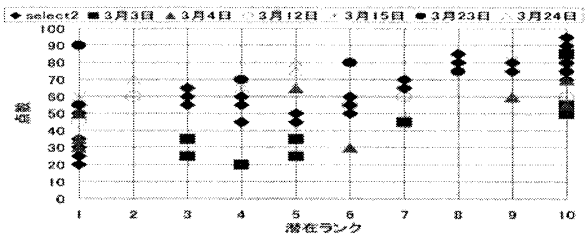


図6 select2の潜在ランクの点数分布

図6より、潜在ランクが高くなるほど点数が高くなることがわかる。また、日数が経過することで各潜在ランクに所属する点数が高くなっていることがわかり、Select1についても同様の結果を得ることができた。

5. まとめ

学習者の評価方法について検討を行った。NTTでは、IRPの導出結果より、学習者の能力を分類しやすい問題を把握することが可能であるが、問題を頻繁に使用すると分類能力が低下することがわかった。また、RMPの導出結果より、個々の学習者の潜在ランクの所属確率を求めることで学習者に対してもう少し勉強すればランクアップになるなどのアドバイスが可能となった。今後は計算式とパラメータの最適値の検討と評価結果を学習者へフィードバックの方法について検討する。

参考文献

[1] 荘島宏次郎：「ニューラルテスト理論」, 第5回 日本テスト学会 pp.174-177 (2007)