

情報技術学習支援システムを利用した学習状況の評価

—ニューラルテスト理論による評価—

Evaluation of Learning Assessment using Information Technology Learning Support System

—Assessment by Neural Test theory—

○佐々木龍¹, 久津間啓右¹, 泉隆²*Ryu Sasaki¹, Keisuke Kutsuma¹, Takashi Izumi²

Abstract: In late years, with the increase of the Internet user, "e-learning" offering education environment using the PC and Internet spread. In this study, I take a learning effect and the learning durability into consideration and develop the learning support system by WBT (Web Based Training) learning on the Web for the basic information engineer examination. By this report, I give this system about evaluation of the learning situation by the neural test theory with the data which it is able to have been used in a basic information engineer lecture of the information education research center sponsorship

1. はじめに

近年, 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っている^[1]. 本報告では, 本システムを利用した学習者に対する, 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. e-Learning システム概要

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」を行って, 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. サーバ内に記録された成績は, 成績確認画面から確認することが可能である.

3. ニューラルテスト理論^[2]

3. 1 概要

ニューラルテスト理論^[2](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などで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

NTTでは, ランク数が Q である潜在的な順序尺度を仮定し, Q 個のランクをそれぞれ 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. 潜在ベクトルと参照ベクトルの関係をFig1示す.

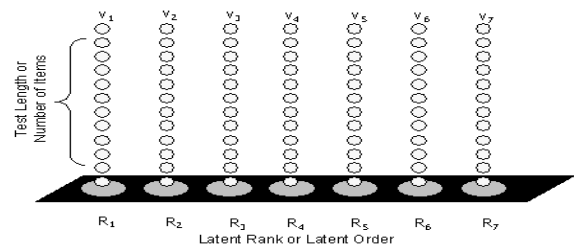


Fig1. Latent Rank Scale and Reference Vectors

Fig1 における参照ベクトル \mathbf{v} の値を更新することで結果を修正する. 更新する潜在ランクは以下の式で決定する.

$$R_{\omega} : \omega = \arg \min_{q \in Q} \left\| \mathbf{v}_q^{(t)} - \mathbf{u}_h^{(t)} \right\|^2 \quad (1)$$

式(1)における $\mathbf{u}_h^{(t)}$ は入力データ, $\mathbf{v}_q^{(t)}$ は各参照ベクトルを指す. また, t は計算回数を表す($t=1, 2, \dots, T$). 更新を複数回行い, 最終的に得られる参照ベクトル $\mathbf{v}^{(t)}$ における列ベクトル $\mathbf{v}_j^{(t)}$ の値をプロットすることで各々の問題の潜在ランク対正解率の図を得ることが出来る.

潜在ランク対正解率の図は, 各々の項目の各潜在ラン

クに対応した正解率を表現し、値の大きい潜在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、各問題の潜在ランク対正解率の和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の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、潜在ランク対所属確率の図から詳細を見る。

4. 実験結果

4. 1 実験条件

- ・実施日：8月3日 ~ 9月7日
- ・対象モード：確認テスト(20問のテスト)
- ・対象者数：23名

4. 2 各問題の潜在ランク対正解率

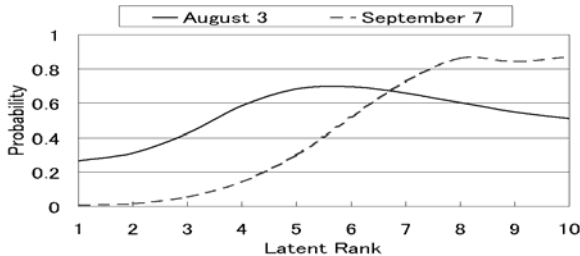


Fig2. Latent Rank – Correct Answer Rate

Fig2 は、20問のうちのある1問における潜在ランク対正解率の図である。8月3日の時点ではランク6の正解率が最も高い結果が得られたが、学習の進んだ9月7日の時点では低ランクでは正解率が0付近であるが、高ランクになるほど正解率が上がる結果が得られた。これより、学習者の学習が進むことでこの問題の学習者の能力を分類しやすい問題になったといえる。

4. 3 各問題の潜在ランク対正解率の和

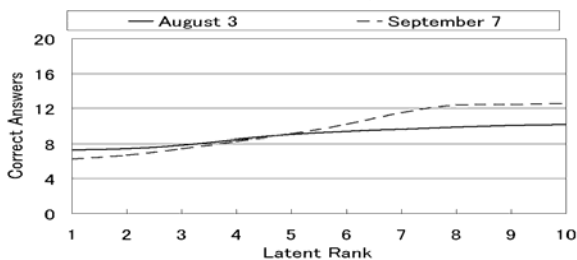


Fig3. Latent Rank – Correct Answers

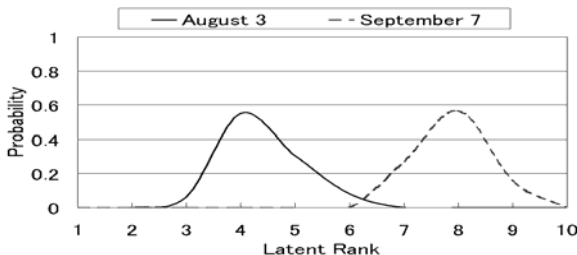


Fig4. Latent Rank - Probability

Fig3 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。また、日数が経過することで、

高ランクの正解率は上昇しているが、低ランクの正解率は下降している。このことから、日数が経過することで、各潜在ランクの能力差が大きくなったといえる。

4. 4 各学習者の潜在ランク対所属確率

Fig4 は、ある学習者の潜在ランクに対する所属確率の図である。8月3日の時点では、ランク4に最も高い確率で所属しており、ランク5、6と高ランクの方向への所属確率も高いことがわかる。このことから、学習を続けることで能力の上昇が見込めるといえる。また、9月7日の時点では、ランク8に所属する確率が最も高く、次点がランク7、9となっている。このことから、学習を怠ると能力が減少するが、継続して学習を行うことで維持・上昇が見込めると判断できる。

4. 5 潜在ランクの点数分布

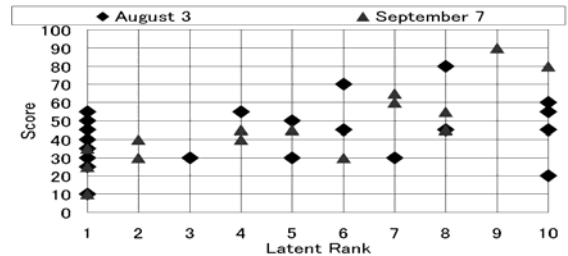


Fig5. Scatter Plot of Score and Latent Rank

Fig5 より、潜在ランクが高くなるほど点数が高くなるのがわかる。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、ランク内でも点数に違いが見て取れる。

5. まとめ

ニューラルテスト理論を用いた学習者の評価について検討を行った。潜在ランク対正解率の導出結果より、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となった。今後、能力を分類しやすい問題を集計し、テスト問題に反映していく。また、各学習者の潜在ランク対所属確率の導出結果より、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、このような情報を学習者に提示できるようにする。

なお、本研究の一部は日本大学理工学部情報教育センター重点開発研究助成によって行われた。

6. 参考文献

- [1]及川亮介, 泉隆:「情報技術学習支援システムの構築と学習評価の検討」, 電気学会全国大会, pp.12, 2009年
- [2]庄島宏次郎:「ニューラルテスト理論」, 第5回日本テスト学会, pp.174-177, 2007年