

学習システム構築支援パラメータの推定

谷口 香苗[†]

近畿大学工業高等専門学校 総合システム工学科[†]

1. はじめに

Web ページを用いた自己学習において、学習を進めながら、適した経路を提示できるシステムを構築する際に、より厳密に、対象者に合わせた学習ステップ幅やステップ数の割り出しを事前に行う方が学習完了時の到達レベルもより精度よく予測できると考える。また、Web 学習は通常の学習と異なり、独学環境下での学習を強いられ、自身の学習効果の実感が直ちに得られ難いことから、学習者の学力に合致した学習ステップを規定することで、学習者自身に学習効果の実感や充足感を恒常的に与えられるようになると考える。

従来は教授者の経験則により、学習モジュール間の連携定義を行っていたが、本研究では、習熟度ごとのクラス内分散および学習ステップ間の相関を用いた学習レベルごとの遷移確率を定義し、1ステップのモジュール学習後に向上する得点を「学習向上度」と呼ぶことにし、この最尤値を「期待向上度」として、これを導出する。

2. 学習向上度の予測

通常馴染みのある学習評価法と同様、合格得点を優(advance)・良(middle)・可(primary)の3区分とした所属クラス分けを用いる。また、各モジュールにおける学生の得点分布は平均 μ 、分散 σ^2 の正規分布に従うものとし、ある*i*番目の学習モジュールから*i+1*番目の学習モジュールへ1ステップ進行後の学習向上度を $\alpha(\alpha > 0)$ 点とする。なお、*i*番目モジュール終了時の得点 x_i と、*i+1*番目モジュール終了時の得点 x_{i+1} の間には以下の関係があるものとする。

$$x_{i+1} = rx_i + \alpha + \sqrt{1 - r^2}z \quad (1)$$

なお、式(1)における r は x_i , x_{i+1} 間の相関係数を、 z は正規乱数を表す。

x_i から x_{i+1} へ1ステップ学習が進行し、3区分の各所属クラス (ad: advance, mid: middle, pr: primary) から特定のクラス (class) へ学力が遷移した学習者割合を、式(2)のような事後確率を用いて算出する。

$$P(x_{i+1};class) = P(x_{i;ad}|x_{i+1};class) + P(x_{i;mid}|x_{i+1};class) + P(x_{i;pr}|x_{i+1};class) \quad (2)$$

式(2)を用いて、ステップ間相関 r および所属クラスの σ ごとの最尤値 α を導出する。

3. advance クラスの学習向上度

i 番目から *i+1* 番目に学習ステップが遷移した際、advance クラスに所属している学生に関する学習向上度 α の最尤値を導出する。ただし、ここでは $\mu = 70$ とする。

図1に、学習ステップ間の相関係数 $r = 0.8$ の場合の advance クラスへの遷移確率を示す。図1より、標準偏差 σ が大きいほど高確率となるものの、1ステップ間の学習向上度 α が一定値を超えて大きくなると、advance への遷移確率は低下する傾向にある。

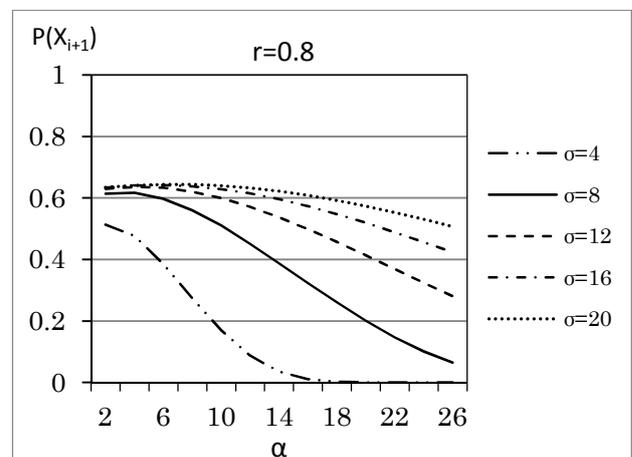


図1 advance, middle, primary クラスから advance 区分への遷移確率($r = 0.8$)

内実を詳しく確認するため、式(2)の右辺第一項を除外した確率、すなわち、middle および primary クラスから advance クラスへ推移した場合のみの確率を図2に示す。 $\sigma = 4$ の場合を除き、 σ が大きいほど概ね遷移確率が低下傾向にあることから、advance クラスへの遷移確率は、遷移前の advance クラス所属学生の実性 σ に依存することが分かる。

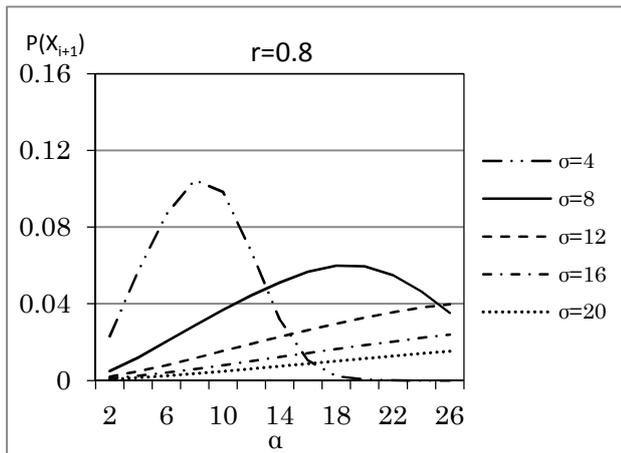


図2 middle, primary クラスから advance 区分への遷移確率($r = 0.8$)

他の相関係数においても同様の結果が得られることから、1ステップ学習前の advance クラスの学力分散を $\sigma \geq 12$ 程度、1ステップの学習における期待向上度を $\alpha \leq 14$ 程度に設定するのが好ましいと考える。

4. 学習向上度の最尤推定

advance クラスの1ステップの学習完了後の遷移確率の図1,2と同様に、middleクラスおよびprimaryクラスの遷移確率を導出し、1ステップの学習向上度 α に関する最尤値を求めた結果を図3に示す。

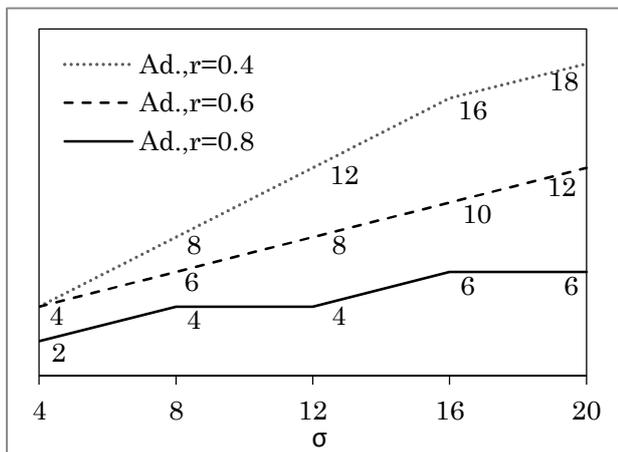


図3 各区分へ遷移する際の最尤値 α

この図より、advanceクラスでは1ステップの学習における相関の強弱および学習者クラスや能力の σ により、適した期待向上度 α が異なる

ことが分かる。このことより、 $\sigma = 8, 12$ とすると、1ステップに強相関が見られる学習内容には $\alpha = 4$ 、弱相関が見られる内容には $\alpha = 6 \sim 12$ が適している。ところで、middle、primaryクラスに式(2)を適用すると、学習残留者の確率が導出できることから、高確率ではなく低確率である方が学習遷移状況としては好ましいため、最尤値 α の導出は不可能となる。

5. まとめ

本研究では、教授者が目標として提示する学習レベルへ学習者が効率的に到達できるようにするため、1ステップの学習モジュール終了時の学習向上度 $\alpha (> 0)$ として学習遷移確率をベイズ確率を用いてモデル化し、モジュール間の相関係数、および学習者のクラス分散との兼ね合いから、期待向上度 α を導出した。

本結果より、1ステップの学習モジュールを終了した学生が advance クラスに所属することが見込まれる場合、モジュール間に強相関が設定できるならば $\alpha = 4$ 、弱相関が設定可能であるならば $\alpha = 6 \sim 12$ が適しており、middleクラスに所属することが見込まれる場合は任意の値でよく、primaryクラスに所属することが見込まれる場合は、クラス内 σ が小さい場合は $6 \leq \alpha \leq 12$ 、 σ が大きい場合は $\alpha \geq 12$ 程度が適していることを明らかにした。

参考文献

- [1] Kanae Taniguchi, Attempt of Modeling of Dynamic Learning Course for Stable System Specification, INFORMATION, Vol. 15, No. 8, pp. 3611-3619 (2012).
- [2] 宇都雅輝, 植野真臣, ベイズ符号を用いた論文構成構築支援システム, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J94-D, No. 12, pp. 2069-2081 (2011).
- [3] 安田宗樹, 田中和之, 相関等式を用いたボルツマンマシンの決定論的近似学習アルゴリズム, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J93-D, No. 11, pp. 2446-2453 (2010).
- [4] 杉村藍, 尾崎正弘, 武岡さおり, 安達義則, 授業における Web 教材の効果的な活用法について, 信学技法 ET2008-94, Vol. 3, pp. 7-12 (2008).
- [5] 中山実, 山本洋雄, Santiago, Rowena, ブレンディッド学習の行動に影響を及ぼす学習者特性の検討, 信学技法 ET2008-118, Vol. 3, pp. 145-150 (2008).

「Parameters Estimation for Constructing of Learning Aided System」

† 「Kanae Taniguchi・Kinki University Technical College」