G-3

e-Learning システムにおける学習支援方法
—ベイズの定理を用いた学習評価手法の検討—
Learning Support Method in e-Learning System
-Consideration of Learning Evaluation Method using Bayes' Theorem-

○溝口　めぐみ[1]，大村　卓也[2]，泉　　隆[3]
*Megumi Mizoguchi[1], Takuya Omura[2], Takashi Izumi[3]

We are studying about e-Learning system. The purpose of this study is to improve the learning motivation of the learner. In order to achieve this purpose, we are considering how to find specialty fields and weak fields of the learners using this system. And we want to give the feedback of results to the learners using this system.

In this report, we considered the learning evaluation method using Bayes' theorem.

1. まえがき

ICT 技術の発展により，インターネットを用いて学習を行う e-Learning システムが教育機関や企業で利用されている．このシステムの利点として時間と場所の制約がないことに加えて，学習と教育の効率化を図れることが挙げられる．しかし，システムの利用頻度は学習者の学習意欲に依存するという問題点がある．

そこで，本研究では学習者の解答情報を用いて学習者の得意・苦手分野を分析し，分析結果を学習者及び指導者にフィードバックすることで学習意欲の向上を図ること目的とする．本報告では，ベイズの定理を用いた学習評価手法 [1] について検討し，システムに蓄積された解答情報を用いて検証した．

2. e-Learning システム

研究で用いる e-Learning システムは基本情報技術者試験を対象としている．このシステムでは午前問題を総合的に学習することができるが，得点は正解した問題の配点を合計したものを得点とする素点方式で算出しているため，得点から学習者の能力値を測定することは困難である．

そのため，問題を基本情報技術者試験シラバス [2] 内に示された大分類に基づき 9 つの分野に分け，学習者の解答情報を基に学習者の分野毎の得意・苦手の割合（以下，得意度・苦手度）を分析することで，学習者個人の分野毎の能力値を測定できると考える．

3. ベイズの定理を用いた学習評価手法

ベイズの定理を用いた学習評価手法は，確率論であるベイズの定理を用いて，学習者の解答情報から学習者の解答傾向を得る手法である．この手法の利点として，計算が簡単である点，既に得られている統計情報に新たな情報を加えることで統計情報を簡易に更新できる点が挙げられる．

先行研究では，ベイズの定理に用いられる各要素（3.1 にて示す）を学習者のアンケート結果に基づいて算出していたが，アンケートを行うことが困難な環境での評価が困難である．そのため，本研究では，アンケート結果の代わりに，学習者が問題に対してどの位自信を持って解答できたかを表す「確信度」を用いて学習評価を行う．

3.1 ベイズの定理

ベイズの定理は，ある事象 B が起きたとき，原因が事象 A である確率を表したもので，式(1)のように示される．

$$P(A|B) = \frac{P(A)P(B|A)}{P(B)} \quad (1)$$

事前確率 P(A)：事象 B が起こる前の事象 A が起こる確率
事後確率 P(A|B)：事象 B が起きた原因が事象 A である確率
尤度 P(B|A)：事象 A が原因となり事象 B が起こる確率
前提条件 P(B)：事象 B が起こる確率

ベイズの定理では，導出した事後確率を次の事象を推定するときの事前確率として利用することができ，蓄積した統計情報を活用できる．

3.2 得意・苦手分野の推定

ベイズの定理を用いた学習評価の手法を以下に示す．

① ：事前確率の決定

学習者の学習評価を行う前の得意度・苦手度を決定する．ベイズの定理を用いた推定では（前回の学習評価の事後確率）=（今回の学習評価の事前確率）の関係が成立するため，前回の学習評価の結果を利用する．なお，学習者が初めてシステムを利用する場合は，理由不十分の原則 [3] より得意度・苦手度を平均の 0.5 とする．

② ：尤度の決定

全ての評価対象の問題に対し，各出題問題の分野が得意な学習者が，その出題問題を正解・不正解する確率を求める．同様に，各出題問題の分野が不得意な学習者が，その出題問題を正解・不正解する確率も求める．これらの確率は学習者の確信度を用いて算出を行う．

問題に解答する際，学習者が正解だと考える選択肢に加え確信度（「1 つに絞れた」「2 つに絞れた」「3 つに絞れた」「適当」）を選択してもらう．このとき，選択肢を絞れた場合（「1 つに絞れた」「2 つに絞れた」）の方が，選択肢を絞れなかった場合（「3 つに絞れた」「適当」）よりも正解率が高い．このため，各尤度に確信度による重みづけを行うことで適当に解答した場合の得意度・苦手度の影響を小さくする．

③ ：得意度・苦手度の算出

事前確率，尤度を用いて，評価対象学習者の分野毎の得意・苦手度を算出する．各値は式(2)，(3)によりそれぞれ求める．

1：日大理工・学部・子情　2：日大理工・院（前）・情報　3：日大理工・教員・情報

・得意度

$$P(C_1|A) = \frac{P(C_1)\cdot P(A|C_1)}{P(C_1)\cdot P(A|C_1) + P(C_2)\cdot P(A|C_2)} \quad (2)$$

・苦手度

$$P(C_2|A) = \frac{P(C_2)\cdot P(A|C_2)}{P(C_1)\cdot P(A|C_1) + P(C_2)\cdot P(A|C_2)} \quad (3)$$

A：学習者の解答結果
$P(C_1|A)$：得意度　　$P(C_2|A)$：苦手度
$P(C_1)$：得意分野である確率　$P(C_2)$：苦手分野である確率
$P(A|C_1)$：得意分野のとき解答結果がAとなる確率
$P(A|C_2)$：苦手分野のとき解答結果がAとなる確率

式(2)，(3)にて導出した得意度・苦手度を次に学習評価を行う際の事前確率として利用することによって，継続的な評価ができ，成績の推移が得られると考えられる．

4. 得意・苦手分野の推定実験

学習評価手法の有意性を検証するために得意・苦手分野の推定実験を行う．

4.1 実験条件

学習評価手法を用いて，得意・苦手分野の推定実験を行った. Table 1 に実験条件を示す.「今日のテスト」では，各分野から 2〜3 問の問題がランダムで出題され，「確認テスト」では前日の「今日のテスト」が出題される．

Table 1. Experimental condition

対象	今日のテスト・確認テスト
テスト内容	基本情報午前問題 20 問
期間	2015 年 8 月 4 日〜8 月 7 日
人数	学生 12 名
テスト回数	平均 7 回

また，推定実験の結果の妥当性を検証するために，評価対象の学習者に対してアンケート調査を行い，実験結果とアンケート結果を比較する．Table 2 にアンケート概要を示す．括弧内の数字は，各選択肢を選択したときの得意度を示す．アンケートは出題問題毎に解答して貰った．

Table 2. Questionnaire overview

対象	評価実験と同様
内容	各問題に対する得意・苦手の調査
選択肢	得意（0.9）
	やや得意（0.7）
	どちらでもない（0.5）
	やや苦手（0.3）
	苦手（0.1）

4.2 アンケート結果との比較

各学習者の解答情報，アンケート結果を分野毎に集計し，学習評価手法及びアンケート結果から，「得意度＞苦手度」の場合を得意，「得意度＜苦手度」の場合を苦手として分野毎の得意・苦手を分類した．学習評価手法による分類結果を Table 3 に示す．ここで，アンケート結果における得意・苦手の分類と，学習評価手法での得意・苦手の分類が一致した場合を正分類，一致しなかった場合を誤分類とする．

また，各分野における正解率を算出し，正解率＞0.5 の場合を得意，正解率＜0.5 の場合を苦手とし，同様に分類した．正解率での分類結果を Table 4 に示す．なお，アンケート結果が得意度＝苦手度の場合は対象外とした．

Table 3. Classification results of the learning evaluation method

	分類数 [分野]	正分類 [分野]	誤分類 [分野]	分類率 [%]
得意	69	35	34	50.7
苦手	24	22	2	91.7
全体	93	57	36	61.3

Table 4. Classification results of the correct rate

	分類数 [分野]	正分類 [分野]	誤分類 [分野]	分類率 [%]
得意	78	34	44	43.6
苦手	15	12	3	80.0
全体	93	46	47	49.5

Table 3，Table 4 より，全体の分類率は，学習評価手法による分類結果の方が正解率による分類結果に比べ，高い分類率を示し，学習評価手法の有意性を確認することができた．しかし，学習評価手法による全体の分類率は 61.3%にとどまった．

この結果の主な原因には，学習評価手法の尤度が適切でなかった点が挙げられる．今回用いた学習評価手法では，尤度に確信度による重みづけを行ったが，どの確信度を選択しても，問題に対して正解であれば得意度が上がり，不正解であれば得意度が下がるように尤度を設定したため，確信度に依らず分野の正解率が 68%を超えると必ず得意に分類されてしまうことが分かった．このことから，学習者の苦手分野において，正解率が高い場合，学習者がどの確信度を選択しても得意と誤分類されてしまうため，確信度を用いて算出している尤度を改善する必要があると考えられる．

5. まとめ

本報告では，学習評価手法を用いて得意・苦手分野の推定を行った．正解率による得意・苦手の分類に比べ，学習評価手法による分類の方が高い分類率を示したが，全体の分類率は 61.3%にとどまった．

今後は，得意・苦手の他に「どちらでもない」を考慮した，学習評価手法の検討を行う．また，分野に対する得意・苦手の順番に注目した学習評価手法の検討を行う．

6. 参考文献

[1] 金子，久津間，泉：「携帯電話を利用した情報技術学習支援システムの開発 - ベイズの定理を利用した学習者の評価方法の検討 -」，第 10 回情報科学技術フォーラム，N-019，Vol.4，pp.455-456，2011-09

[2] 情報処理推進機構：「基本情報技術者試験（レベル 2）」シラバス，http://www.jitec.ipa.go.jp/1_13download/syllabus_fe_ver3_0.pdf，2015-08-22

[3] 涌井：「意味が分かる統計解析」，ベン出版，pp.303-308，2013-02