

## 学習者の理解度診断に関する基礎的検討

## Examination on Diagnosis of Understanding Levels

廣瀬 雄真†

Yuma Hirose

難波 道弘‡

Michihiro Namba

## 1. はじめに

教師不在型学習システムでは、限られた指標の中でいかに学習者の自己調整を促すフィードバックを行えるかが課題である。そのためにも適切な学習者の理解度を推定することが重要である。

本研究では学習者の自信度を表す主観的確信度に有用な情報が含まれていると考え、従来のテスト等で用いられている客観的指標に加え、主観的指標を用いて学習者の適切な理解度を診断することを目的とする。実験では30人の被験者から主観的確信度を含めた4種類の解答情報を学習ベクトルとし、SOMを用いたクラスタ分析を行い、理解度診断における主観的確信度の有用性について基礎的な検討を行った。

## 2. 期待効用仮説を用いた学習者の自信度測定

## 2.1. 期待効用仮説

期待効用仮説とは、選択対象に対して効用が対応し、リスクを含む選択対象の選好順序は効用の期待値の大小に従い、意思決定者は期待効用を最大化するよう選択肢を選択するという仮説である。学習者の確信度を得点化することで、学習者は勘で解答することをやめ、得点が最大になるよう思考し、行動する。したがって、学習者は期待値を最大にする行動をとると仮定され、主観的指標を用いて学習者の自信度を測ることが可能となる [1]。

## 2.2. 手法

本研究で対象としたものは、設問に対して複数の選択肢から学習者が正しいと考える選択肢を1つ選択するタイプの多肢選択問題である。学習者は各問のそれぞれの選択肢に自信度を持ち、もっとも正しい可能性が高いものを選ぶと考えられる。この手法は学習者の「正しいだろうという確信度」を、その問が正解である主観確率と考え、これを測定するものである。テストは以下のような方法で行う。

1. 学習者には設問に対する解答の全ての選択肢に確信度を0~10の範囲で記入させる。なお、記入する確信度は1刻みとする。
2. 各選択肢に記入する確信度の合計は10になるよう学習者に指示する。
3. 正解の選択肢に確信度  $P$  が記入されている時、得点を  $\log P$  とする。なお、確信度0の選択肢が正解だった場合の得点を十分に小さな値にとる。

## 3. 自己組織化マップ (SOM:Self-Organizing Map)

自己組織化マップ (SOM:Self-Organizing Map) は、T.Kohonen が提案した教師なしニューラルネットワークのモデルである。入力層と出力層の2層で構成され、入力層の高

次元データを非線形変換して、出力層の2次元平面上にデータを写像するデータ解析手法であり、多次元尺度法、クラスタ分析として用いられている [2]。今回はこのSOMを用いてクラスタ分析を行った。

## 4. 実験方法

この手法を用いた実験をWebテスト形式で行った。問題数は19問、問題の内容は中等数学の四肢択一、被験者は大学生30名を対象という条件で行った。被験者からは解答正誤・解答時間・クリック回数・主観的確信度を抽出している。実験結果を分析するのには、

$$N = \sum_{i=1}^n P_i \log_2 P_i \quad (1)$$

という量を導入する。この量  $N$  はエントロピーの逆符号となっており、最も自信があれば最大となり、まったく自信がなければ最小となる。したがって、これは学生の自信の強さを表す量であると考えることができる。以下、自信度とする。

また、ここで  $P_i$  はある設問の選択肢  $i(1\sim4)$  にもつ確信度 (1~10) である。最終的には全問分の自信度を合計し被験者の自信度とする。

## 5. 実験結果および考察

実験で得られた正答率、自信度、クリック回数、解答時間の解答情報を学習ベクトルとし、SOMによるクラスタ分析を行った。また、入力に際し自信度と解答時間を平均と標準偏差を用いた区分線形関数により -1 から 1 へと正規化した。その手法は [3] に準ずる。なお図1, 2はクリック回数を入力に含まない結果を表している。クリック回数が解答者の迷いの度合いを示すと考えたが、クリック回数と自信度の相関は -0.03 となっておりクリック回数を理解度推定の指標と用いるのは難しい。原因として数学問題ということもあり、計算用紙にて解答を決めてからクリックした場合が多くみられると考えられる。したがって、今回はクリック回数を排除した3種類の解答情報を学習ベクトルとし、分析することとした。

図1はポジショニング結果を表しており被験者30人が分布されている。また図2のコード情報を元にA~Eの5つのグループに分類した。グルーピングの妥当性を表1と比較し検証していく。なお、表1は各グループを構成する被験者の解答情報の平均値を示している。各グループの解答情報から分析を行っていく。

グループA: 正答率が低く、自信度が低いことが分かる。客観的指標 (正答率) と主観的指標 (自信度) のズレが小さいことから、自身が不得意であると認識していると考えられる。

グループB: 正答率が低く、自信度が高い。グループAと違って客観的指標と主観的指標のズレがみられ、誤った認識をしていると考えられる。また、cの解答時間の早さが正答率トップの被験者を大きく上回ることから勘で解答したと推測することができる。

†山梨大学大学院医学工学総合教育部, 甲府市

‡山梨英和大学人間文化学部, 甲府市

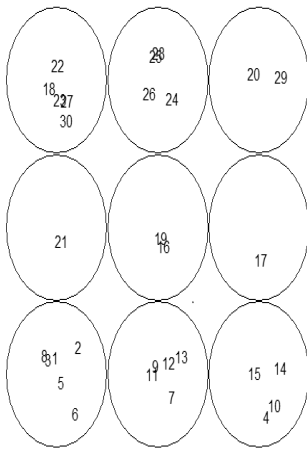


図 1: SOM によるポジショニング結果

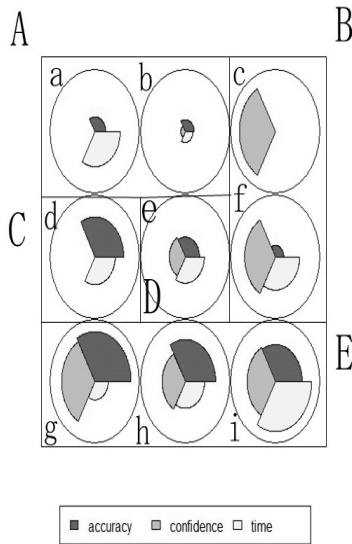


図 2: 図 1 のコード情報

グループ C: 正答率が比較的高いわりに自信度が低く、客観的指標と主観的指標との間にズレがある。

グループ D: 正答率、自信度、解答時間が平均的である。解答情報の数値からも妥当であることがわかる。

グループ E: 他グループと比較すると正答率が高いことが分かる。しかし、グループ内の g, h, i をみみると自信度にばらつきがあることが分かる。g は正答率、自信度ともに高く、客観的指標と主観的指標のズレが小さい。また解答時間も早い。しかし、h をみると f, i よりも自信度が低く自信のなさが伺え、自身に対し認知のズレがある。また、解答時間をみみると i が遅いことがわかる。

以上のことから各グループの特徴が解答情報の数値として表れており、グルーピングの妥当性が示唆されている。各グループの特徴を表 2 に示す。しかし、グループ E はグループを構成するニューロンごと自信度にばらつきがあり、解答時間にも差があることからさらに細かくグルーピングが可能

表 1: グループごとの解答情報

group	no.	accuracy	confidence	time
A	a	0.45	-0.99	0.25
	b	0.43	-0.78	-0.61
B	c	0.32	1.00	-1.00
	f	0.42	-0.70	0.19
C	d	0.68	-1.00	0.00
D	e	0.50	-0.10	-0.04
E	g	0.78	0.86	-0.35
	h	0.71	0.31	-0.04
	i	0.66	0.57	0.79

であると考えられる。

今後の展開としてはグループ単位である程度共通したフィードバックを行うことが可能であると考えられる。また、客観的指標と主観的指標との間にズレがあるグループ、そうでないグループがあることが分かり、学習者にそれらのズレを修正するフィードバックを促すことが可能であるとする。

表 2: グループごとの特徴

group	characteristic
A	正答率が低く、自信度が低い
B	正答率が低く、自信度が高い
C	正答率、自信度、解答時間が平均的
D	正答率が高い

## 6. むすび

今回の実験により主観的確信度を用いることで客観的指標だけでは測ることができない情報を得ることができ理解度診断に有用であることが分かった。今後の展望としては問題の多様化、被験者を増やして実験を行い、有用性を確認していくこと、また、具体的なフィードバックの考案等を行い、理解度診断機構を設計することがあげられる。

## 謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金(課題番号 25750091)によって行われた。ここに記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] 養老 真一, 田中 規久, 下倉 雅行, 西本 実苗, “期待効用仮説による学習者の自己評価計量技法 (6)-多肢選択問題への拡張”, 情報処理学会第 38 回全国大会, E4-1, 2013.
- [2] 岡田 昌史, “R パッケージガイドブック”, 東京図書, 2011.
- [3] M.Namba, “Intelligent Tutoring System with Associative Cellular Neural Network, (E-learning:Organizational Infrastructure and Tools for specific Areas)”, Intech, pp.123-136, 2012.