

記述式小テストの解答の傾向を把握するための分類手法

野呂 和誉^{*1} 中川敦志^{*1} 大井健太郎^{*1} 高瀬治彦^{*1} 北英彦^{*1} 森田直樹^{*2} 林照峯^{*1}

^{*1}三重大学大学院 工学研究科 電気電子工学専攻 ^{*2}東海大学総合情報センター

nororo@ce.elec.mie-u.ac.jp

1 はじめに

講師が、講義の内容を学生がどれだけ理解しているのかを把握することは、わかりやすい講義を行うために必要である。講義中に学生の理解度を知るための手段にはさまざまなものがある。そのひとつが記述式小テストである。記述式小テストは、解答を自分の言葉で書かなければならず、授業の内容を十分に理解していないと適切に解答することができない。そのため、学生の理解度を測るには良い手段である。講師は、学生の解答をもとに、学生の理解が不十分な箇所への追加説明などを行うことで、学生の理解度の向上を図る。

このような追加説明（フィードバック）は、小テストの直後に行うのが効果的である。しかし記述式小テストでは、講師がすべての学生の解答を短時間で読むことは難しいため、フィードバックが遅れてしまいがちである。

そこで本研究では、講師がすばやいフィードバックを行うための助けとして、解答の傾向を講師に提示するシステムの構築をめざす。具体的には、解答の傾向をつかみやすい分類法・表示法について検討し、それらを実装する。

2 記述式小テストの解答の傾向の把握

講師がどのような解答がどれくらいあるのか（解答の傾向）を知ることは、すばやいフィードバックのために有効である。これらの情報をもとに講師は、多数の学習者が同じ誤りをしているのならその誤りを正すような追加説明を行ったり、少数ではあるが注目に値する解答を紹介したりできる。

ここで、解答の傾向を講師に提供するために、解答をそれらの内容に応じて分類し視覚的にわかりやすい形で表示することは有効である。これにより講師は、すべての解答を読むことなく解答の傾向を把握でき、すばやいフィードバックがし易くなる。

本研究では、次の3つの要求を満たす、小テストの解答を分類・表示する手法を提案する。

1. 解答どうしの類似度が視覚的に分かる。

小テストの解答の内容は、誤答も含めると多岐にわたる。それらの解答間の類似度が視覚的に表示さ

れることで、他に類をみない解答などを把握しやすくなる。その結果、講師は、ユニークな内容の解答を紹介するなどのフィードバックを行うことが容易になる。

2. 解答がその内容にしたがい、いくつかのグループ（クラスタ）に分かれている。

解答間の類似度だけがわかっても、解答群がどれぐらいの種類の内容を含むのかを知ることは容易ではない。解答群を、その内容に従いいくつかのクラスタに分割することで、そこに含まれる主要な内容を把握しやすくなる。

3. 各クラスタの内容を容易に知ることができる。

解答のクラスタが分かるだけでは、どのような内容の解答があるのかは分からない。しかし、クラスタが表す内容を知るために、そこに含まれる解答をすべて読むのは時間がかかる。そのため、各クラスタの内容を、一目で分かるように表示する必要がある。これにより、講師は、すべての解答を読むことなく解答群の主要な内容を把握できる。

3 解答の類似度

2章の要求を満たすシステムを作成するためには、解答どうしの類似度を計算する必要がある。本研究では、一般的な文書分類と同じく、ベクトル空間モデルに基づいて解答間の類似度を測る [1]。ベクトル空間モデルでは、各解答をベクトル（特徴ベクトル）として表現する。特徴ベクトルとは、キーワードの重みを各要素に持つベクトルであり、これにより各解答の内容を表現する。一般にキーワードの数は多いため、特徴ベクトルの次元は高くなる。特徴ベクトル間の距離により、解答間の類似度を測る。

キーワードの選択とその重み付けには、さまざまな手法が提案されているが、本研究では、記述式小テストの解答に特化した、大井らの方法 [2] を用いる。

4 提案する分類手法

2章で述べた3つの要求を満たすために、それぞれの要求を満たす手法を組み合わせる。これは、それぞれの要求が互いに大きく異なるため、一つの手法ですべての

要求を同時に満たすことは難しいと考えたためである。

この章では、以下、解答どうしの類似度に基づいて要求 1, 要求 2 を満たす方法についてそれぞれ考察した後、それらを融合する手法を提案する。続けて、融合した手法において、要求 3 を満たす手法を提案する。最後に、以上の提案手法を実装する。

4.1 解答どうしの関係を視覚的に表示する手法

各解答に対応する特徴ベクトルは高次元であるため、多くの解答の関係を把握するのは難しい。要求 1 はこれを一目で分かるように表示することを意味する。

このような目的のために、多数の高次元データを二次元平面上に表示する手法が、数多く提案されている。これらの手法では、高次元のデータを、データどうしの距離をできるだけ保ったまま、平面上に配置する。平面上に配置されたデータは、類似したデータほど近くなり易く、異なるデータほど遠くなり易い。

本研究では、この代表的な手法である自己組織化マップ (SOM) [3] を用いる。SOM は、二次元の六角格子状に並んだマス (ノード) に、与えられたデータをそれらの間の距離を保つように配置したものである。特徴ベクトル間の距離が対応する解答どうしの類似度を表すので、類似した解答は同じノードや隣接するノードに配置され、大きく異なる解答は互いに離れたノードへと配置される。その結果、解答の内容に基づいた解答の分布を一目で把握できる。SOM において各データの配置は、各ノードに対して (事前にすべての解答をもとに) 定めた参照ベクトルとの距離に基づいて行われる。

4.2 解答をその内容に従いクラスタ分けする手法

一般に、第 2 の要求のためには、クラスタリングと呼ばれる手法が用いられる。これは、与えられたデータがある基準に従い、クラスタと呼ばれるグループに分割する手法である。各解答の特徴ベクトルを、その距離に基づきクラスタリングすることで、類似した内容の解答が一つのクラスタにまとまる。その結果、講師は、すべての解答をみなくても、解答群に含まれる内容がどれくらいあるのかを知ることができる。

本研究では、その代表的な手法である k -means 法を用いる。 k -means 法は、あらかじめ定めたクラスタ数 (k 個) にデータを分割する手法である [4]。この手法は分割を、(1) k 個のクラスタを代表するベクトル (代表ベクトル) を与えられたデータから適切に定め、(2) 最も近い代表ベクトルに対応するクラスタへと各データを分類する、ことで行う。

4.3 SOM と k -means 法の融合

SOM を解答の関係の表示に用いた場合、クラスタの境界が明確に分からないため、要求 2 を満たしている

とはいえない。また、 k -means 法は解答を分類するが、個々の解答の関係をわかりやすく表示するものではないので、要求 1 を満たしていない。

そこで、 k -means 法を、特徴ベクトルそのものではなく SOM の参照ベクトルに対して適用し、SOM の各ノードをその分類結果に基づき着色し表示することを提案する。SOM の作成は、各ノードの参照ベクトルと、各解答の特徴ベクトルとの距離に基づいて行われるため、各ノードを色分けして表示することで、解答のクラスタを一目で把握できるようになる。しかしこれだけでは、クラスタの内容がわかりやすく表示されていない。これについては次節で考察する。

4.4 各クラスタの内容を表示する方法

この節では、前節で提案した手法により得た各クラスタに対して、その内容をわかりやすく表示する方法について検討する。クラスタリングには k -means 法を用いるので、各クラスタを代表する情報として、代表ベクトルを得る。代表ベクトルの各要素の値は各キーワードの重みなので、そのクラスタでどのキーワードが重要視されているのかが、代表ベクトルの各要素から分かる。しかし、これで分かるのはキーワードの単なる羅列である。これだけでは、そのクラスタに含まれる解答の内容を、講師が正確に把握できるとは限らない。

そこで本研究では、クラスタ内の解答から、適切なものを一つ選択し表示することを提案する。こうすることで、講師は文章の形で各クラスタの内容が提示されるため、内容を正しく把握できる。

ここでは、各クラスタにおいて、最も多くの解答を含むノードを一つ選び、そこに含まれる解答から最も文字数の少ない解答を代表解として選択する。最も多くの解答を含むノードを選ぶのは、クラスタ内で最も頻りに現れた内容の解答を選択することを意図している。SOM では同じノードに配置された解答はほとんど同じ内容を持つとみなしてよいので、クラスタ内で多少ばらついていて解答の中から、そのようなノードに含まれる解答を代表として選択することは妥当と考える。また、最も短い解答を選択するのは、解答が長くなるほど一目で内容をとらえにくくなるためである。

4.5 小テストの解答の自動分類システム

本節では、以上の提案を実装したシステムについて述べる。このシステムは、小テストの解答をファイルまたはデータベースから読み取り、各解答から特徴ベクトルを生成し、SOM・ k -means 法により分類を行い、その結果を表示する。

図 1 に、本システムが提供する出力の例を示す。図中 (a) の部分には、4.3 で提案した手法により生成し

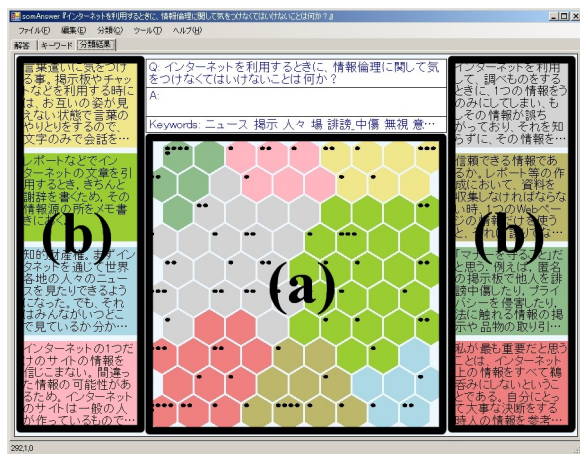


図1 提案するシステムの出力例

た SOM を表示する．白線で区切られている六角形が SOM のノードである．各ノードには配置された解答の数に応じた黒点を記す． k -means 法の分類結果に基づき、各ノードを着色する．図中 (b) の部分には、4.4 で提案した方法により選出した各クラスターの代表解を記す．SOM との対応をつけやすいように、各代表解の背景を、対応するクラスターのノードと同じ色にする．

(a) の部分における黒点の配置より、類似度に基づいた解答の分布がわかる．例えば、黒点が集中している部分には類似した内容の解答が集まり、まばらな部分には、他に類をみない解答が位置する．これにより要求 1 を満たす．

(b) の部分より、各クラスターの代表解がわかる．各解答は、 k -means 法の結果、その内容に応じたクラスターに分かれている．そのため、講師は、各クラスターに対応した代表解をみるだけで、各クラスターの内容を把握することができる．これにより要求 2, 3 を満たす．

5 実際の小テストの解答の分類

4.5 で作成したシステムにより、講師は、見やすい形で表示された分類結果を得る．この章では、実際に講義で行われた記述式小テストの解答を分類することで、講師がフィードバックをするために必要な情報を得ることができるのかを確認する．

5.1 分類対象

2006 年度前期に、三重大学工学部電気電子工学科 1 年生を対象に開講された講義「計算機基礎 I 及び演習」で行われた、記述式小テスト「インターネットを利用するとき、情報倫理に関して気をつけなくてはならないことは何か？」に対する 86 人分の解答を、作成したシステムで分類する．全解答を人手で別途分類した結果を表 1 に示す．提案手法では、 k -means 法を適用する際のク

表 1 人手による解答の分類結果

ラベル	内容	人数
A	法律 (著作権・肖像権) の順守	36
B	公開されている情報の正確さ	30
C	プライバシーの保護	10
D	相手を傷つける表現	9
E	その他	1

ラスタ数をあらかじめ定める必要がある．今回はクラスター数を全解答数の約 $1/10$ の 8 とした．

5.2 提案したシステムによる分類結果

図 2 にシステムの出力である着色した SOM (左) と各クラスターの代表解 (右) を示す．講師は、これらの情報から、フィードバックのための情報を得る．

まず要求 1 に対応して、他に類をみない解答をすばやく知ることができるのかを確認する．図中 (ア) と示したノードをみると、そのノードに含まれている解答が孤立している (隣接するノードには解答が一つも存在しない) ことがわかる．この孤立した解答は、他に類をみない解答であると予想できる．この解答は「自分が何かについて公の発表をするときに、(途中省略) 敬意を表すべきである。」であった．実際、省略しなかった部分の記述に相当する内容を持つ解答はほかに存在しなかったため、この解答は他に類をみない解答であった．このように、SOM 中の黒点の分布から、他に類をみない解答を知ることができた．

次に要求 3 に対応して、各クラスターの内容を容易に知ることができるのかを確認する．図中の 8 個の代表解から、人手の分類結果にある 4 種類の主要な内容 (A~D) のうち、C を除いた 3 種類を読み取ることができる．これにより講師は、全体の 1 割の解答を読むだけで、主要な内容を知ることができる．ここで、内容 C に関しては、図 2 のみでは知ることができない．内容 C の解答を実際に調べたところ、保護すべき情報の表現が、「個人情報」、「個人の情報」、「プライバシー」、「自分や友達の情報」など解答数が 10 個にもかかわらず多岐にわたっていた．そのため、キーワード単位でみたときに、それぞれ別の内容を持つ解答として判断されてしまった．このような場合の対策は、今後の課題である．

最後に要求 2 に対応して、各クラスターが、解答の内容に従い正しく形成されているのかを確認する．図 2 の結果 (各クラスターの解答数、代表解の内容、そのクラスター内で最も多かった内容) を、集計したものを表 2 に記す．表より、(1) 代表解として選んだ解答の内容が、正しくそのクラスター内の解答の主要な内容を表していること、

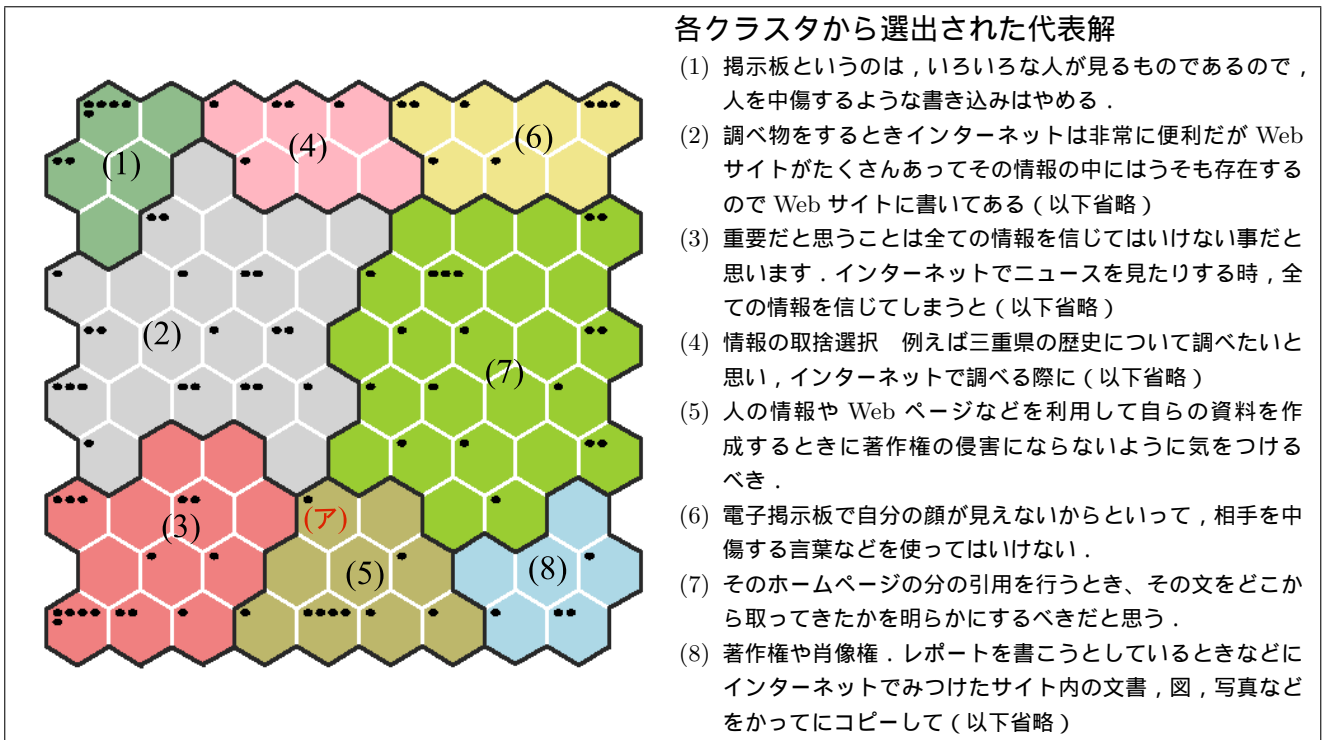


図 2 実際の解答の分類結果

表 2 分類結果の集計

クラス	代表解の	多数を占める
番号	解答数	内容
(1)	7	D
(2)	20	B
(3)	15	B
(4)	5	B
(5)	9	A
(6)	8	C, D*
(7)	18	A
(8)	4	A

* C と D は同数

(2) 代表解の内容と各クラスターの解答数から、解答全体で多数を占める内容をおおむね知ることができる。これらの結果より、この分類結果がおおむね正しいことが分かる。

以上より、講師は図 2 の情報をシステムから提示されることで、すべての解答を読むことなく解答の傾向を、おおまかに把握できたといえる。今回の分類結果から「公開されている情報の正確さ」に関する解答が多いことが分かるので、講師は「情報の正確さは、情報倫理とは関係ない話である」というフィードバックをおこなうことができる。

6 まとめ

講師は、学生の理解度を把握するために、記述式小テストを行う。本稿では、これを補助するために、講師に解答の傾向を提供するシステムの構築を目指した。具体的には、講師が小テストの解答の傾向を把握しやすいように、三つの要求：(1) 解答どうしの関係が視覚的に分かる、(2) 解答がその内容に従って分類されている、(3) 分類された解答の内容を把握しやすい、を満足する手法を提案し実装した。

作成したシステムを用いて実際の小テストの解答を分類した結果、本システムが提供した情報は、講師がフィードバックを行なうために有効なものであることを確認した。

参考文献

- [1] 徳永健伸：情報検索と言語処理，東京大学出版会，1999
- [2] 大井健太郎：記述式小テストの解答を分類するための解答の特徴抽出に関する研究，CIEC Computer & Education, Vol.22, pp.54-59, 2006
- [3] T. コホネン：自己組織化マップ，シュプリンガー・フェアラーク東京，2005
- [4] 岸田和明：文書クラスタリングの技法，Library and Information Science, No.49, pp.33-75, 2003