

統計的パターン認識の可視化手法を用いた 内視鏡教育における学習者の誤り傾向分析

小柏 香穂理[†] 浜本 義彦^{††}

本研究では、統計的パターン認識の可視化手法により、内視鏡教育における学習者の誤り傾向を分析する。そのため、学習者を多次元ベクトルとして捉え、その学習者を *Sammon* 法により可視化する。多次元空間上の学習者の可視化により、人間の直感を活用した誤り傾向の解析が可能となる。医学生の学習履歴データを用いた実験から解答の誤りが類似した集団を捉えることができ、誤り傾向の類似性に着目した指導が期待される。

Analysis of Student Scores in Endoscopic Education by Means of Visualization in Statistical Pattern Recognition

Kahori OGASHIWA[†] and Yoshihiko HAMAMOTO^{††}

This study adopts a visualization method in statistical pattern recognition to analyze the test results of medical students in endoscopic education. The students are represented as multi-dimensional vectors and plotted on a two-dimensional space by means of the *Sammon* method in statistical pattern recognition. The results indicate that students can be classified into groups, i.e., clusters in which they have similar mistake-making results.

1. はじめに

従来の内視鏡教育では、熟練の内科医による個別指導とテキストによる教育が中心であり、医学生全員が同じように診断の体験をすることが難しいという問題があった。そこで我々は、実践的な内視鏡教育を可能とするシミュレーション型教材を開発した[1]。ICT (Information and Communication Technology) を活用した教材を開発したことで、医学生全員が同じ診断の体験をすることが可能になっただけでなく、学習者の学習履歴データも蓄積することができるようになった。この学習履歴データを活用すれば、内視鏡教育における学習者の傾向を捉えることが可能になる。すなわち、内視鏡教育における学習者に対して適切な助言を与え、効果的に能力を向上させていくことができる。

まず、内視鏡教育に適した教育評価方法について考える。医学教育の中でも内視鏡などの画像診断教育では、一定水準以上の臨床診断・推論能力を習得することを目的としているため、学習者個々の評価が重要であり、それを踏まえた個別化教育が必要とされる。医学生にとって、日々刻々と進化する膨大な情報を習得し、その中から最も適する情報を取捨選択していく能力を身につけることは、将来医師になるために不可欠な能力である。そのためには、医学生一人ひとりの自己教育力を伸ばしていくことこそ、最終的な目標である。このような教育評価を推進していこうとする場合、どのような評価をすればよいのだろうか。文献[2]では、自己教育力を伸ばしていくためには「少なくとも、○×式や多肢選択式の問題を並べてテストする、というだけではだめである。単に表面的な知識や理解を見るだけの評価ではなく、高次の知的諸能力や情意的な側面を重視した評価でなくてはならなくなる」と述べられている。そのような課題に対して、現在は、テスト結果のみならず、レポートや製作物などの学習成果などを評価する方法として、パフォーマンス評価[3]、ポートフォリオ評価、またピアアセスメントと呼ばれる相互評価などが注目されている[4]。

本研究での我々のアプローチは、先に紹介したような新しい評価方法の提案ではなく、従来から行われているテスト結果(学習履歴情報も含む)などのデータを使って、「見えないもの(隠れているもの)を見えるようにする」ために、適した統計的手法を見つけることを目的としている。

次に我々は、高次の知的諸能力を評価することを目的として、内視鏡教育における個別化教育に適した教育評価方法を、どのような分析方法(統計的手法)を用いるかを検討した。教育評価の分析手法としては、多変量解析法[5]があり、主成分分析、因

[†]山口大学大学情報機構メディア基盤センター
Media and Information Technology Center, Yamaguchi University

^{††}山口大学大学院医学系研究科
Graduate School of Medicine, Yamaguchi University

子分析, 共分散構造分析, 多次元尺度分析, クラスター分析など多くの分析方法がある[6]. また, 最近では, eラーニングによる学習履歴を用いたデータマイニングに関する研究も多い[7]. 我々は, 分析方法として, 学習者を「多次元ベクトル」として捉え, その学習者を統計的パターン認識により「可視化」する方法を用いることにした[8][9][10]. 統計的パターン認識については, 第2節で詳細を述べる.

我々が提案するアプローチは, 表面的な評価ではなく, 本質を見抜くための評価の1つの方法になりうる可能性があると考えている. このような目的のもとに, 2009年に実データを分析した結果では, 有用な傾向が見られている[11].

本研究では, シミュレーション型教材を学習した医学生の学習履歴データを用いて実験を行い, その分析結果から内視鏡教育における今まで捉えることのできなかった学習者の誤り傾向を分析する.

2. 統計的パターン認識

2.1 統計的パターン認識

まず, 統計的パターン認識について概説する. 文献[12]では, 「パターン認識とは任意に与えられたパターンを有限個のクラス(概念)のいずれかに対応づける機能である」と定義され, 文献[8]では「統計的パターン認識理論は, 数値化された認識対象をパターンとして表し, 個々のパターンからではなく, それらパターンのなすパターン分布の統計的構造から, パターン認識問題を解こうとする理論である」と述べられている. 統計的パターン認識は, 多変量解析法を母体としながら独自に進化してきたものである. 現在では, 画像認識, 音声認識, 医療診断などの多くの分野でパターン認識が応用されている.

現在の傾向として, 文献[13]で「近年のひとつの流れとして, パターン認識を中心とする応用サイドからの多変量解析への再評価がある」と述べられているように, 応用研究からの方法論の有効性が示されている. 教育評価のための方法論としても, 応用研究からの方法論が適する可能性があると考えられる. 本研究では, まずは, 基本的な分析方法を用いてその有効性を探る. また近年では, 遺伝情報や脳神経情報の解析など大量のデータを縮約し特徴を抽出するための手法として, 主に社会科学分野で使われている多変量解析の一種である非線形手法も注目されている[14].

2.2 本研究で対象とする統計的パターン認識の位置づけ

実際に行われるパターン認識系構築の流れを図1に示す. 第3節で説明する内容は, 図1の「特徴の抽出」に該当する. 代表的な特徴抽出法を図2に示す. 本研究では, この中で非線形特徴抽出法である Sammon 法[10]と線形特徴抽出法である Karhunen-Loeve 展開(以下, K-L 展開)を用いて可視化し, 分析する.

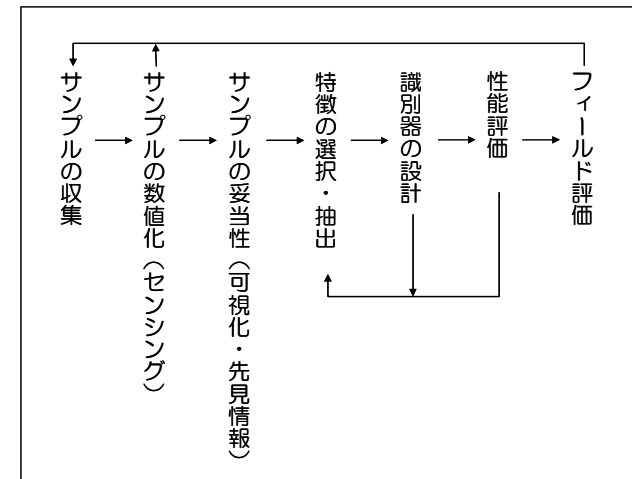


図1 パターン認識系構築の流れ(出所: 文献[8]p.8)

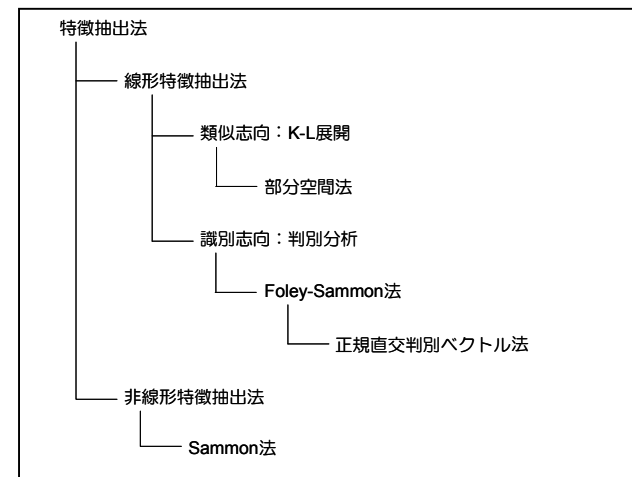


図2 代表的な特徴抽出法(出所: 文献[8]p.81)

3. 統計的パターン認識の可視化を用いた自己点検可能な解析

3.1 概要

本研究のアプローチは、(1)学習者を2次元に可視化する(図3)、(2)学習者の類似集団の妥当性を検証する(図4)、という2つの手続きから構成される。

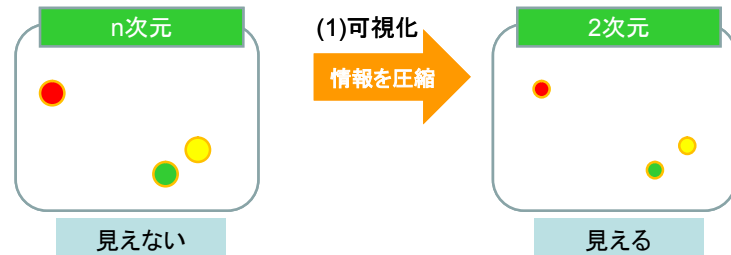


図3 2次元空間への可視化

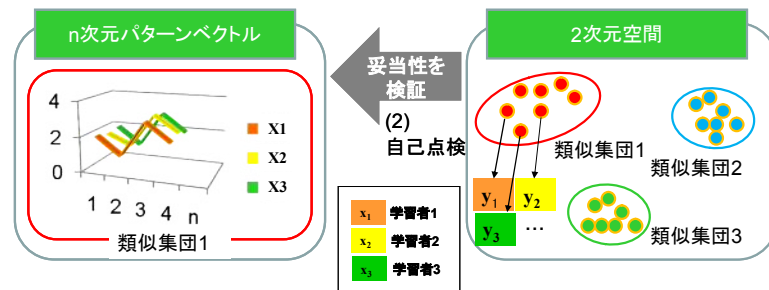


図4 類似集団の妥当性の検証

3.2 可視化の手法

本研究で用いる可視化の手法について説明する。3.2.1では非線形特徴抽出法であるSammon法[10]、3.2.2では線形特徴抽出法であるK-L展開を取り上げている。本研究では統計的パターン認識の最も基本的な手法を教育評価の分野に適用し、その有用性を検証することが目的である。

まず準備として記号の定義を行う。今、 N 人の学習者に対し n 個の設問からなるテスト問題を用いて試験を行ったとする。このとき、 i 番目の学習者は設問の得点を成分とする n 次元パターンベクトル \mathbf{x}_i として表される。これにより、学習者は n 次元空間の1点として記述される。

3.2.1 Sammon法

非線形変換として、Sammon法を紹介する。本研究ではSammon法による非線形変換を用いて n 次元のパターンを2次元に変換する。 n 次元空間上に2人の学習者に対応するパターン \mathbf{x}_1 と \mathbf{x}_2 があり、それらを非線形変換により2次元空間上へそれぞれ \mathbf{y}_1 と \mathbf{y}_2 と対応づけるとする。このとき、 $\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|$ と $\|\mathbf{y}_1 - \mathbf{y}_2\|$ との差ができるだけ小さくなるように、 \mathbf{y}_1 と \mathbf{y}_2 の配置を考える。Sammonは、 n 次元空間内のパターン間の位置関係、つまりパターンの分布の幾何的構造が変換先の空間上においてできるだけ保存される非線形変換を考えた[8][10]。

この非線形変換のための評価関数を定義する。集合 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ が与えられているとする。ここで N は学習者数を表す。 n 次元空間上のパターン \mathbf{x}_i と \mathbf{x}_j との距離を、 $d_{ij} = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|$ とし、パターン \mathbf{x}_i に対応する2次元空間上のパターンを \mathbf{y}_i として、 d_{ij} に対応する距離を $d_{ij}^* = \|\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j\|$ と表す。以上から、評価関数 $J(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N)$ は次式で表わされる[8]。この評価関数を最急降下法によって最適化する。

$$J(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_N) = \frac{1}{\sum_{i < j} \sum_{i < j} d_{ij}} \sum_{i < j} \sum_{i < j} \frac{(d_{ij} - d_{ij}^*)^2}{d_{ij}}$$

3.2.2 K-L展開

線形変換として、K-L展開を紹介する。統計的パターン認識の分野ではK-L展開と呼ばれることが多いが、多変量解析における主成分分析と同じ手法である。詳細は文献[8]を参照されたい。

このK-L展開は、平均2乗誤差最小基準のもとで最適な直交展開として特徴づけられる。本研究では、K-L展開を用いて、 n 次元空間上のパターンを2次元空間へ対応づける。 n 次元空間上の学習者に対応するパターンを線形変換により2次元空間上へ写像し、可視化とする。K-L展開は、最終的には、分散共分散行列の固有値、固有ベクトルを求める問題となる。よって、K-L展開による2次元への圧縮は、結論として固有値の大きい順に λ_1 と λ_2 を選択し、これに対応する固有ベクトル ϕ_1 と ϕ_2 を用いる。 n 次元空間から2次元空間へは、変換行列 F を $F = [\phi_1 \phi_2]$ とおくと、次式によって行われる。

$$\mathbf{y}_i = F^T (\mathbf{x}_i - E[\mathbf{x}_i])$$

3.3 類似集団の妥当性の検証

本研究では、分析過程に可視化により人間の直感を取り入れた対話型解析を行っていることも特徴である。類似集団の妥当性を検証するために、可視化によって人間の直感によって捉えられた類似集団ごとに、その集団に属する学習者(n 次元ベクトル

ル)を折れ線グラフで表示する。各学習者の折れ線グラフの重なり具合から、同一の類似集団に属する一員か否かを判断する。

4. 実験の方法と結果

4.1 データと解析手法

本実験で使ったデータは、医学生 5, 6 年生 51 名を対象としたシミュレーション型教材の学習履歴のデータである。本実験においては、医学生 5 年生 25 名の学習履歴データを用いて、第 3 節で提案した手法による解析を行う。解答の誤り傾向に何らかのパターンがあるかどうかを調べることを目的としているため、50 点未満の学生 25 名を対象にした。100 点満点で、設問 1~8 の配点は、10, 20, 10, 10, 10, 15, 15, 10 である。実際の設定数は 8 問より多くあるが、ほとんどの医学生が正解している問題を除いた状態で点数化している。データは、医学生 25 名、設問 8 問という 25 行 8 列のデータを用いた。解析には、R というフリーの統計ソフトを用いて行った。R の使い方については文献[15][16][17][18]を参照されたい。

4.2 結果

25 名の学習者を提案した手法により可視化した結果を図 5 に示す。図 5 左は *Sammon* 法、右は *K-L* 展開を用いた 2 次元への可視化の結果である。どちらも同じ 4 つの類似集団を見つけることができた。各類似集団の人数は、(a)3 名、(b)9 名、(c)10 名、(d)2 名、Other 1 名であった。これらの 4 つの類似集団 (a, b, c, d) を折れ線グラフで表示した結果 (図 6)、各学習者の折れ線グラフの重なり具合から妥当性を検証できた。

4.3 考察

学習者を 2 次元に可視化した結果から、4 つの類似集団を見つけることができた。各集団の特性について表 1 に示す。集団(a)は、問題 1, 4 の得点が低く、問題 2, 6, 7 は中程度、問題 3, 5, 8 は高い。集団(b)は、問題 1, 3, 4, 5 の得点が低く、問題 2, 6 は中-高程度、問題 7, 8 は高い。集団(c)は、問題 1, 3, 4, 5, 8 の得点が低く、問題 2, 6 は中-高程度、問題 7 は高い。集団(d)は問題 3, 4, 5, 8 の得点が低く、問題 1, 2, 6, 7 は高い。また折れ線グラフ (図 6) により、類似集団の妥当性も検証できていることから、提案した手法は有効であると考えられる。

Sammon 法と *K-L* 展開による比較結果は、ほとんど変わらない結果が得られた。今回の場合、パターン分布が単峰形であったために、ほとんど変わらない結果が得られたと考えられる。このような場合は線形で求めるだけでよい結果が得られるかもしれないが、パターン分布が単峰形であるか否かは未知のため、どちらの手法も適用して結果を見るのが望ましい。非線形の場合には、*Sammon* 法による分類は有用であると考えられる。

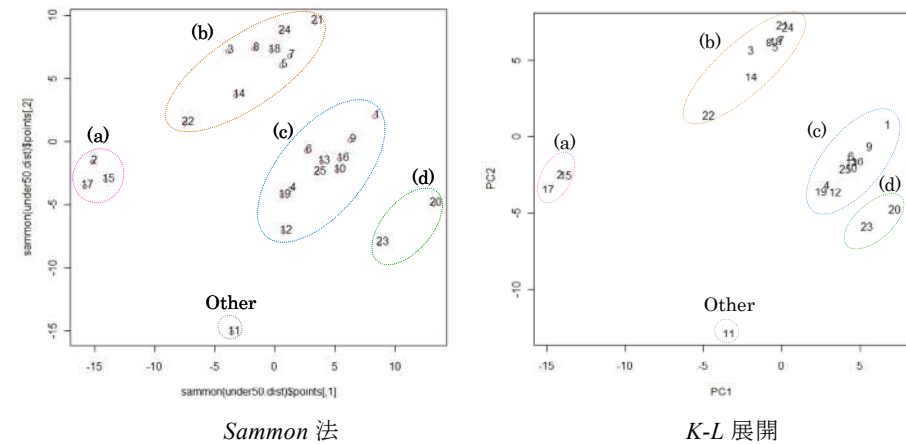


図 5 学習者の可視化

表 1 類似集団の各問題の得点傾向

	問題 1	問題 2	問題 3	問題 4	問題 5	問題 6	問題 7	問題 8
集団(a)	低	中	高	低	高	中	中	高
集団(b)	低	中高	低	低	低	中高	高	高
集団(c)	低	中高	低	低	低	中高	高	低
集団(d)	高	高	低	低	低	高	高	低

5. おわりに

本研究では、統計的パターン認識の可視化手法を用いて、内視鏡教育における学習者の誤り傾向を分析した。シミュレーション型教材を学習した医学生の学習履歴データを用いて実験を行い、その解析結果から解答が類似した、すなわち解答の誤り方が類似した 4 つの集団を捉えることができた。これにより、今まで捉えることができなかった誤り傾向に着目した教育評価が期待できる。

謝辞 本研究は、科学研究費補助金 (若手研究 (B) (課題番号: 222700812)) の助成を受けたものです。

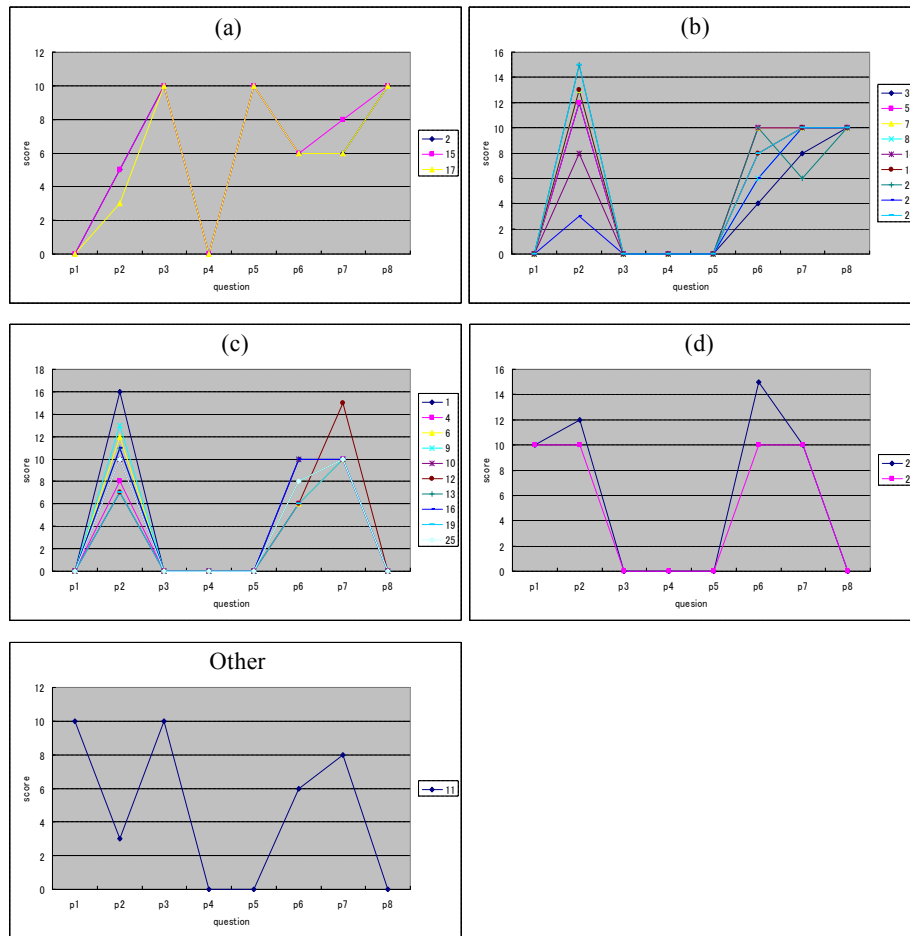


図6 折れ線グラフによる検証

参考文献

- 1) 小柏香穂理, 浜本義彦, 藤田悠介, 室川和也, 米田晴彦, 齋藤真理, 西川潤, 寺井崇二, 坂井田功: 胃がんを対象とした内視鏡教育のための動画像を用いたシミュレーション型教材の開発, ITヘルスケア学会誌, pp.117-127 (2009).
- 2) 梶田叡一: 真の個性教育とは, 国土社 (2002).
- 3) 松下佳代: パフォーマンス評価—子どもの思考と表現を評価する—, 日本標準ブックレット No.7 (2007).
- 4) 吉川厚, 植野真臣: 学習評価のデザイン, 人工知能学会誌, Vol.25, No.2, pp.283-290 (2010).
- 5) 奥野忠一, 久米均, 芳賀敏郎, 吉澤正: 多変量解析法, 日科技連 (2005).
- 6) 教育工学辞典, 日本教育工学会 (2000).
- 7) 植野真臣: eラーニングにおけるデータマイニング, 日本教育工学会論文誌, Vol.31, No.3, pp.271-283 (2007).
- 8) 浜本義彦: 統計的パターン認識入門, 森北出版 (2009).
- 9) K. Fukunaga: Introduction to Statistical Pattern Recognition, Academic Press (1972).
- 10) J.W. Sammon: A nonlinear mapping for data structure analysis, IEEE Transactions on Computers, Vol.18, No.5, pp.401-409 (1969).
- 11) 小柏香穂理, 浜本義彦, 米田晴彦, 室川和也: 統計的パターン認識の可視化を用いた個別化教育のための評価法, 教育システム情報学会研究報告, Vol.23, No.6, pp158-163 (2009).
- 12) 浜本義彦: パターン認識理論の最近の動向, 電子情報通信学会誌, Vol.77, No.8, pp.853-864 (1994).
- 13) 伊庭幸人: 地図を描く・風景を眺める, 統計数理, Vol.49, No.1, pp.1-7 (2001).
- 14) 田口善弘, 大野克嗣, 横山和成: 非計量多次元尺度構成法への期待と新しい視点, 数理統計, Vol.49, No.1, pp.133-153 (2001).
- 15) R Development Core Team: R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>. (2010).
- 16) 金明哲: Rで学ぶデータサイエンス 多次元データ解析法, 共立出版 (2010).
- 17) R:Sammon's Non-Linear Mapping: <http://stat.ethz.ch/R-manual/R-patched/library/MASS/html/sammon.html> (2011.11.6 アクセス).
- 18) [連載]フリーソフトによるデータ解析・マイニング第27回, <http://mj.in.doshisha.ac.jp/R/27/tajigen.html> (2011.11.6 アクセス).