2版

様　式　C－19、F－19、Z－19　(共通)

科研費 KAKENHI

科学研究費助成事業　　研究成果報告書

平成 28 年　6 月 22 日現在

機関番号： 52501
研究種目： 若手研究(B)
研究期間： 2013～2015
課題番号： 25750095

研究課題名（和文） 初等プログラミング教育におけるスキル修得過程の同定による潜在的スキル構造の抽出

研究課題名（英文） Extracting structure of latent skills from examination results in programming education

研究代表者

大枝　真一（Oeda, Shinichi）

木更津工業高等専門学校・その他部局等・准教授

研究者番号：80390417

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費）　3,100,000円

研究成果の概要（和文）：近年，実用的なITS(Intelligent Tutoring Systems)が普及し，学生の学習過程や試験結果をデータとして保存することが容易になった．本研究の目的は，EDM（Educational Data Mining）の観点からプログラミング技術を習得するために必要なスキル構造を抽出することである．
その方法として，NMF(Non-negative Matrix Factorization)を改良し，時間変化する試験結果行列からQ-matrixと呼ばれる設問とスキルの関係行列を抽出する手法を提案した．提案手法により学習者の潜在スキルの習得過程の抽出・可視化を行った．

研究成果の概要（英文）：Recently, ITS(Intelligent Tutoring Systems) has been widely used, these systems has allowed the collection of huge amounts of educational data, such as examination results or studying behavior of students. In this study, we extract latent skills to master programming technique from the point of view of EDM (Educational Data Mining).
Our studies applied NMF(non-negative matrix factorization) method to decompose the results of an examination into a Q-matrix and another matrix. The Q-matrix is the relationship between items and skills. Our proposed method could extract and visualize latent skills of students.

研究分野：知能システム，教育工学，機械学習，データマイニング

キーワード：非負値行列因子分解　Educational Data Mining　プログラミング教育

１．研究開始当初の背景

近年，実用的なITS(Intelligent Tutoring Systems)が普及し，教育現場で e ラーニングが活用されている．ITS を用いた場合，学生の学習過程や試験結果をデータとして保存することが容易になる．EDM (Educational Data Mining)では，これら膨大な教育関連のデータから，如何に意味のある情報を抜き出すかが焦点となる研究分野であり，ここ 1，2 年で急速に注目されている．

教育機関では，授業の後で学生がその科目を修得したことを確認するために試験を行う．授業の目的は，その科目の知識や技術などのスキルを教授することであり，問題を解けるようにすることではない．試験の問題にはこれらのスキルが含まれた問題を作成しなければならない．適切な試験が作成されたならば，スキルの修得状況が学生の得点として反映される．では逆に，ITS のデータベースに蓄積された膨大な試験結果から，潜在スキルを抽出することはできないだろうか．潜在スキルを抽出することが可能になれば教育現場において教師は教授法の改善，学生は未修得スキルの可視化による学習支援を受けることが可能となる．

しかしながら，e ラーニングシステムが普及した現在，膨大な試験結果がサーバに蓄積されているにもかかわらず，このような BigData となる試験結果から機械学習を用いて潜在的スキル構造を抽出する手法は，まだ実現されていない．

２．研究の目的

試験の結果から，その科目を修得するために必要なスキル構造を自動抽出するデータマイニング技術を開発する．対象科目はプログラミング言語とする．

３．研究の方法

この課題に対する先行研究がいくつか存在する．Desmarais らは NMF を用いて，試験結果の R 行列を Q と S の 2 つの行列に分解している(図 1,2)．行列 Q は Q-matrix と呼ばれる行列であり，どの問題を解くには，どのスキルが必要かを表した対応行列となっている．また，行列 S はどの学生が，どのスキルをマスターしているかを表したスキル修得行列となっている． Q-matrix は，1980 年代初頭から Tatsuoka らによって提案された RSM(Rule Space Methodology)と呼ばれる手法に関係する概念である．RSM では学習者の認知的過誤を診断して，試験結果の裏にある認知的過程を調べる手法である．Q-matrix は多数のエキスパートによって試行錯誤を繰り返しながら作成されるため，非常に時間と費用のかかるタスクであった． しかし，試験結果 R から自動的に Q-matrix とスキル修得行列 S を同時に抽出できれば，その科目の潜在的スキル構造を解明することが可能となる．これにより，カリキュラムの最適化や学生個々がどのスキルを修得しているかを知ることができるようになる．

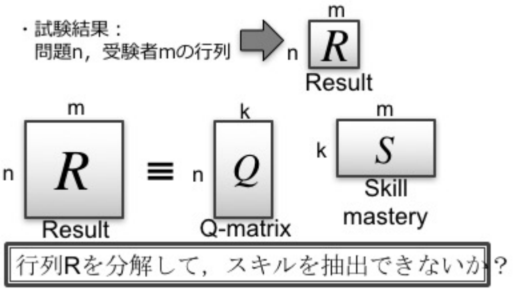

図 1. 試験結果の行列表現

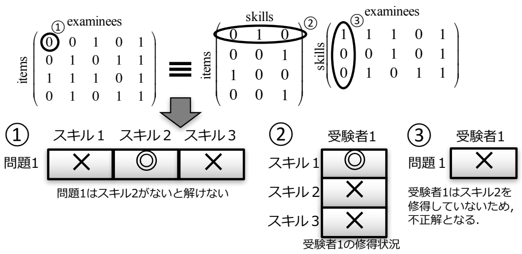

図 2. 試験結果行列の行列因子分解

４．研究成果

(1) NMF による Q-matrix の抽出

試験結果からの Q-matrix の自動抽出の関連研究では，図 3 に示すように，試験結果を設問 n，学習者 m の行列$R \in \{0,1\}^{n\times m}$として考え，正答を 1，誤答を 0 として表現する．また，見識者が定義する設問とスキルの関係である Q-matrix を設問 n，スキル k の行列$Q \in \{0,1\}^{n\times k}$，スキルと学習者の関係はスキル k，学習者 m の行列$S \in \{0,1\}^{k\times m}$として表現する．Q,S では，それぞれスキルを有していたならば 1，そうでなければ 0 を与える．S は学習者がどのスキルを有しているかを表していることになる．

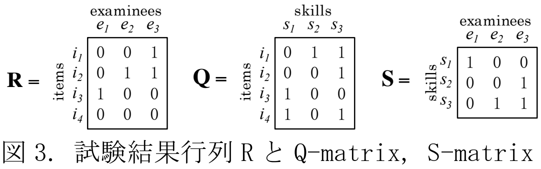

図 3. 試験結果行列 R と Q-matrix, S-matrix

行列因子分解はデータとして与えられる行列を複数の小行列に分解することによって，潜在因子を抽出する手法としてよく用いられる手法である．その中でも NMF は非負値行列を 2 つの非負値行列に因子分解する手法であり，音声処理や画像処理などさまざまな分野で利用されている．

NMF では式(1)のように，与えられる行列 X を行列 U と V に因子分解する．行列サイズ$n\times m$で与えられる行列 X に対して，NMF によって因子分解される行列 U と V の行列サイズはそれぞれ$n\times k$，$k\times m$であり，各要素は全て非負

値となっている．このとき k は，正の整数 $k < \min\{m, n\}$ となる．

$$X \approx U \times V \qquad \text{式(1)}$$

目的関数は，

$$f(U,V) = \frac{1}{2}\|X - U \times V\|_F^2 \qquad \text{式(2)}$$

となり，これを最小化する．ここで，$\|\cdot\|_F$ は Frobenius norm を表す．NMF を用いて試験結果から Q-matrix を抽出する場合，式(3)に示すように因子分解を行う．

$$\neg R = Q \times (\neg S) \qquad \text{式(3)}$$

(2) 時系列試験結果行列からの不変 Q-matrix の抽出

試験結果 R はある時刻に得られた単一の試験結果であり，時系列性を考慮していなかった．もし正答率が高い，あるいは低い試験結果の場合，R のランクは小さくなり，因子分解の候補数も多くなる．つまり，試験結果の正答率によっては，不変であるはずの Q-matrix がいくつもの解候補を持つということになる．

そこで，式(4)に示すように，学習効果によって学習者の潜在スキルの習得状態 S_t が変化し，その結果，試験結果 R_t の正答率も変化するというモデルから，不変 Q-matrix の抽出を目的としたオンライン NMF を提案した．

$$\neg R_t = Q \times (\neg S_t) \qquad \text{式(4)}$$

NMF ではランダムな非負値で初期化した Q, S に更新式(5, 6)を繰り返し適用することで，因子分解後の Q, S が得られる．

$$Q_{ij} \leftarrow Q_{ij} \frac{(\neg R \neg S^T)_{ij}}{(Q \neg S \neg S^T)_{ij}} \qquad \text{式(5)}$$

$$\neg S_{ij} \leftarrow \neg S_{ij} \frac{(Q^T \neg R)_{ij}}{(Q^T Q \neg S)_{ij}} \qquad \text{式(6)}$$

提案するオンライン NMF では，Q-matrix は不変であるという制約を課すため $R_{t-1} \rightarrow R_t$ では，Q_t は初期化せず，得られた Q_{t-1} をそのまま引き継ぐ．一方，S_t はランダムな非負値で初期化する．この概念図を図 4 に示す．

さらに，オンライン NMF で得られる Q-matrix を安定的に求めるために，正則化項付きオンライン NMF を提案する．提案する目的関数を式(7)に示す．

$$\min_{Q_t, \neg S_t} \{\|\neg R_t - Q_t \times (\neg S_t)\|_F^2 + \lambda(t)(\|Q_{t-1} - Q_t\|_F^2)\} \qquad \text{式(7)}$$

ここで，$\lambda(t)$ は単調増加関数であり，

$$\lambda(t) = \frac{\alpha t}{T} \qquad \text{式(8)}$$

式(8)と定義する．式(7)に示す誤差項と正則化項を最小化するように Q_t と S_t を求める．

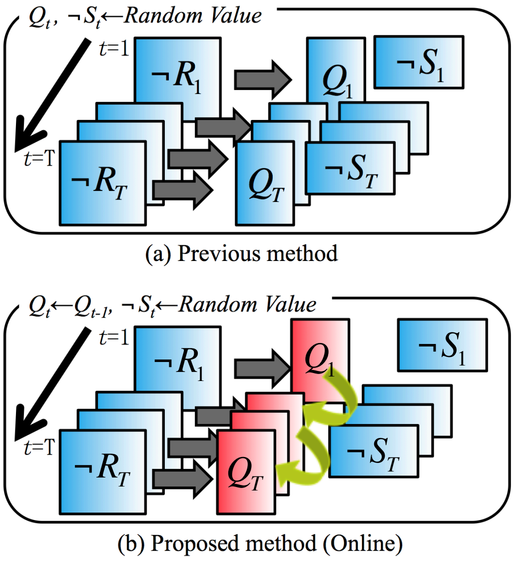

図 4. オンライン NMF の概念図

(3) 実験結果

学習者の学習効果が時間とともに反映されるモデルを作成し，時系列試験結果の人工データを作成する．設問とスキルの関係行列である Q-matrix は時間変化しないが，スキルと学習者の関係行列 S-matrix は変化する．このときの定義した Q-matrix を図 5 に示す．

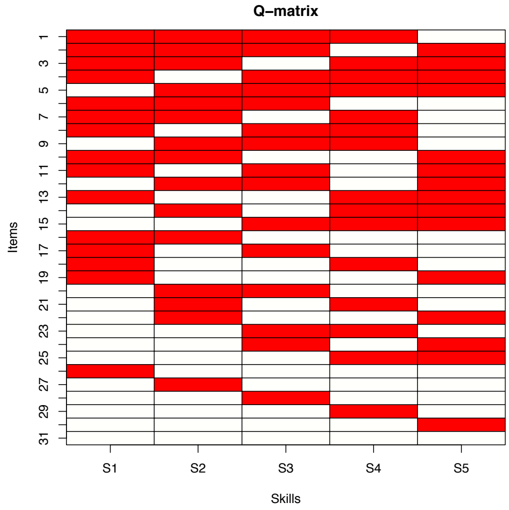

図 5. 定義した Q-matrix

また，S-matrix はユーザのスキル修得状態を表す行列として時間変化させた．このスキル習得過程を再現するため，IRT(Item response theory)モデルを採用した．このように作成した時系列試験結果行列を図 6 に示す．

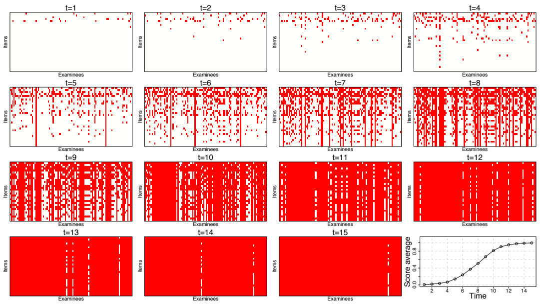

図 6. 時系列試験結果行列

提案手法の有効性の検証を行った．図 7, 8, 9 は，それぞれ従来手法，オンライン NMF，正則化項付きオンライン NMF の実験結果である x 軸が時間，y 軸が真の Q-matrix と推定した Q-matrix との誤差を示している．

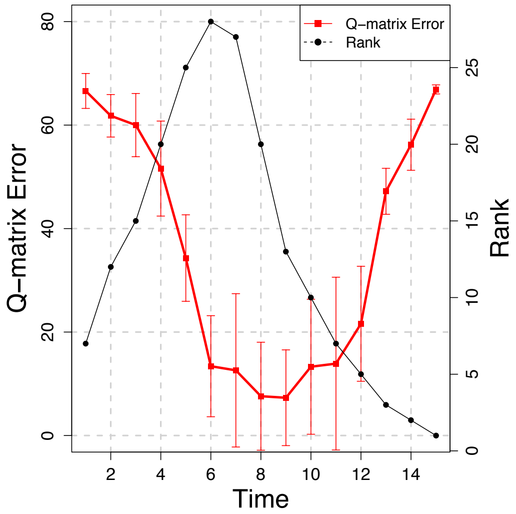

図 7. 従来手法（NMF のみ）

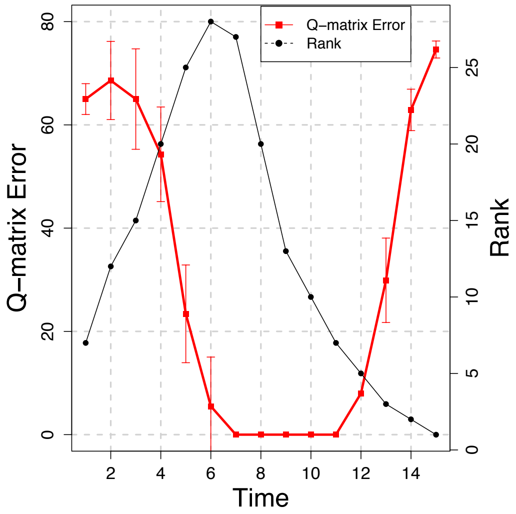

図 8. オンライン NMF

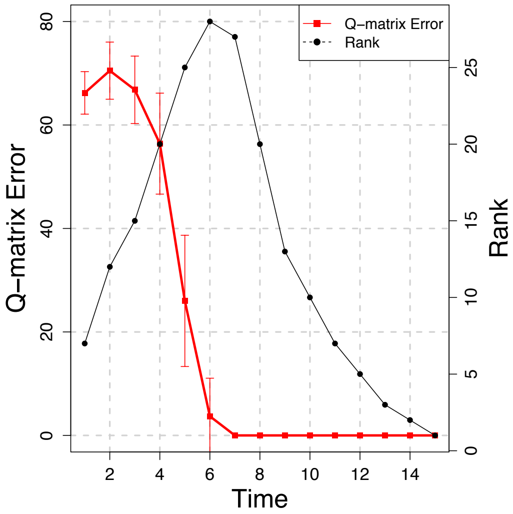

図 9. 正則化項付きオンライン NMF

図 7 に先行研究による実験結果を示す．図 7 からわかるように t=1, …, 4 の初期と，t=13, …, 15 の終期では誤差が大きい．一方，t=6, …, 11 の中期では誤差が小さい．行列ランクと比較すると，誤差が大きいときは行列ランクが小さくなっていることがわかる．このことから，誤差と行列ランクには相関があることがわかる．先行研究で用いられた試験結果が得られるたびに NMF を用いる手法では，初期値の影響を受け，安定して Q-matrix を得ることができていないことがわかる．

図 8 に，提案したオンライン NMF による実験結果を示す．図 7 と同様に誤差はバスタブ曲線のようになっているが，t=7，…，11 の中期では誤差が 0 となっており真の Q-matrix を求めることができていることがわかる．また，この区間では標準偏差も 0 であるため初期値依存もしていないことがわかる．しかしながら，t=12 以降は，誤差が再び大きくなっている．

図 9 に，提案した正則化項付きオンライン NMF による実験結果を示す．この手法では t=7 以降，誤差が 0 となっており，図 8 で示した課題を克服している．これは正則化項によって，Q_t は Q_{t-1} を引き継ぐように制約を加えている影響であると考えられる．さらに，時間が経つほど安定して Q-matrix を得ることが可能となっている．結果として，正則化項付きオンライン NMF は，不変な Q-matrix の抽出に効果的であることがわかった．

(4) まとめ

本研究では時系列試験結果から時間に対して変化しない Q-matrix を抽出する手法を提案した．提案したオンライン NMF では Q-matrix の初期値を引き継ぐことにより，不変の Q-matrix を得ようとする手法である．さらに安定して Q-matrix を求めるために正則化項を加えた目的関数を提案した．提案手法の有効性を検証するために，IRT による試験結果を人工的に生成して計算機実験を行った．

その結果，従来手法よりも良い性能を示すことがわかった．さらに，NMF と BMF による Q-matrix の抽出結果を比較したところ，BMF は初期値依存することなく NMF よりも安定して Q-matrix を抽出できることを示した．抽出した Q-matrix を用いて潜在スキルの習得状態の可視化を行うことで学習者に対するより深い洞察が可能となった．

５．主な発表論文等
（研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線）

〔雑誌論文〕（計１件）
① 行列因子分解を用いた時系列試験結果からの潜在スキル構造の抽出，大枝真一，天野恵理子，山西健司，情報論的学習理論と機械学習，査読無し，vol. 113, no. 286, IBISML2013-52, pp.123-130, 2013.

〔学会発表〕（計 15 件）
① Knowledge Tracing と IRT の組み合わせによる大量試験結果データからの学生モデリング手法の提案，浅井孝太，大枝真一，第 78 回全国大会，情報処理学会，4ZA-07，2016 年 3 月 10 日．慶應義塾大学 矢上キャンパス（神奈川県横浜市），（学生奨励賞受賞）．
② チェックシートを用いた相互採点法における質問項目の評価，古作創，大枝真一，第 78 回全国大会，情報処理学会，4ZC-03，2016 年 3 月 10 日，慶應義塾大学 矢上キャンパス（神奈川県横浜市）．
③ Random Forest を用いたコマンド履歴からのプログラミングスキル推定，清野真理子，橋本玄基，大枝真一，第 78 回全国大会，情報処理学会，5ZC-06，2016 年 3 月 10 日，慶應義塾大学 矢上キャンパス（神奈川県横浜市）．
④ プログラマのスキル評価のためのログデータ解析，橋本玄基，清野真理子，大枝真一，第 78 回全国大会，情報処理学会，5ZC-08，2016 年 3 月 10 日，慶應義塾大学 矢上キャンパス（神奈川県横浜市）．
⑤Extracting Latent Skills from Time-evolving Examination Results，Shinichi Oeda，IWEEE2015，Invited Speaker，21 August 2015，National Institute of Technology，Kisarazu College (Kisarazu, Chiba, Japan).
⑥ Assessment Method for Computer，Genki Hashimoto，Shinichi OEDA，IWEEE2015，Group-A(16)，21 August 2015，National Institute of Technology, Kisarazu College (Kisarazu, Chiba, Japan).
⑦ e-learning システムの大量試験結果データからのユーザスキルの判定，浅井孝太，大枝真一，第 77 回全国大会，情報処理学会，6ZC-08，2015 年 3 月 17 日，京都大学吉田キャンパス（京都府京都市），（学生奨励賞受賞）．
⑧ 論理値行列因子分解を用いた試験結果からのスキル構造の抽出，第 77 回全国大会，情報処理学会，清野真理子，大枝真一，2ZF-03，2015 年 3 月 17 日，京都大学吉田キャンパス（京都府京都市）．
⑨ 時系列試験結果データの変化点検出による潜在的に理解した時刻の推定，成田美咲，大枝真一，第 77 回全国大会，情報処理学会，2ZF-04，2015 年 3 月 17 日，京都大学吉田キャンパス（京都府京都市），（学生奨励賞受賞）．
⑩ 相互採点を用いた能動的評価法の開発，菊池祥平，大枝真一，第 77 回全国大会，情報処理学会，2ZF-06，2015 年 3 月 17 日，京都大学吉田キャンパス（京都府京都市）．
⑪ 非同期かつ欠損時系列試験結果からの行列分解による潜在スキル構造の抽出，大枝真一，伊藤優，山西健司，第 17 回情報論的学習理論ワークショップ（IBIS2014）D-71，2014 年 11 月 16 日，名古屋大学（愛知県名古屋市）．
⑫ Extracting Latent Skills from Time Series of Asynchronous and Incomplete Examinations，Shinichi Oeda，Yu Ito，Kenji Yamanishi，The 7th International Conference on Educational Data Mining，pp.367-368，July 4 2014，London(UK).
⑬ 学習者のモチベーション向上を目的とした課題提出システムの構築，吉田祥子，大枝真一，第 76 回全国大会，情報処理学会，4ZF-8，2014 年 3 月 11 日，東京電機大学 東京千住キャンパス（東京都足立区），（学生奨励賞受賞）．
⑭ ベイジアンネットワークによる設問間の因果関係の推定，浅井孝太，大枝真一，第 76 回全国大会，情報処理学会，4ZF-2，2014 年 3 月 11 日，東京電機大学 東京千住キャンパス（東京都足立区）．
⑮ Extracting Time-evolving Latent Skills from Examination Time Series，Shinichi Oeda，Kenji Yamanishi，The 6th International Conference on Educational Data Mining，pp.340-341，6 July 2013，Memphis(USA).

〔図書〕（計０件）

〔産業財産権〕
○出願状況（計０件）

○取得状況（計０件）

〔その他〕

６．研究組織
(1)研究代表者
大枝　真一（OEDA, Shinichi）
木更津工業高等専門学校・情報工学科・准教授
研究者番号：80390417

(2)研究分担者

(3)連携研究者