



金融経済要因の波及効果を考慮した投資ストラテジー構築による自動売買への適用

2120028 戸田真聰

情報基盤工学講座

指導教員 António Oliveira Nzinga René

要約

近年、教育の場において様々なデジタルトランスフォーメーションが行われており、その重要性が説かれている。デジタルトランスフォーメーションとは、ITの浸透が、人々の生活をあらゆる面でより良い方向に変化させること、という考え方でありDXと呼ばれている。本研究では、FlexSimという、離散事象シミュレータを用いて、薬剤師教育における処方せんの問題をDXすることで、臨場感を与えるとともに、接遇マナーを学ぶこともできる学習支援システムの開発を行う。それにより教育のさらなる効率化、発展を目的とする。

キーワード：離散事象シミュレータ、DX、FlexSim、接遇マナー

1 はじめに

1996年の為替(Foreign Exchange: FX)取引の完全自由化によりFX取引が誕生してから、年々金融市場の規模は拡大している。現在では多くのトレーダーが、コンピュータを駆使することで自動的にルールに従い取引をするシステムトレードを導入している。また昨今は人工知能を導入することで価格の予測、戦略を獲得するという研究もおこなわれている。

従来の為替予測手法では現在から数年遡った期間のデータを使用することが多かった。そのことにより算出した指標が現在の市場の動きに合わないことがある。また、金融市場への他市場からの影響を調べている研究[1]は存在するものの、為替市場においてそれらを用いて自動売買をする研究は少ないよう見受けられる。本研究では、リアルタイムで取得したTickデータを使用して、LSTMによる機械学習を行い、さらには他市場が円ドル為替市場に与える影響を考えることで未来の値動きを予測それらの予測された値を比較し自動的に取引に用いる分析手法を考える。

2 波及効果の分析と自動売買の戦略

2.1 金融経済の要因と因果関係

為替市場とは各国通貨間、各國経済力の強さを示す指標であり、米国ドルを基準に自国レート(通貨)がどれくらいの比率になっているかを示したものである[3]。金融市場の拡大や国際通貨の多様化が進むにつれ、国際競争力を示す為替市場は、ビジネスを行うにあたって無視できない重要なファクターの一つになっている。

本研究では因果探索の手法として時系列を考慮した因果性を求めることができる VAR-LiNGAM を採用する。Python のモジュール「LiNGAM」を用いて VAR-LiNGAM による時系列を考慮した因果探索を行う。「LiNGAM」を用いた因果探索ではブートストラップ法を用いることで信頼区間の評価も行い、比較的評価が高いものを選び出すことが可能となる。

ここでは、円ドル為替市場に対して、金、日経平均株価、ダウジョーンズ、WTI原油、ハイグレード銅、英FTSE、英ポンド/日本円、ユーロ/米ドル、プラチナ、米ドル指数、米国10年国債利回りの11個の市場が因果性を持つのかを確認する。

2.2 投資戦略と自動売買

今回の実験において用いる取引プラットフォームは MetaTrader 5 (MT5) である。MT5 は FX におけるテクニカル分析及び取引業務を行うトレーダー向けの無料アプリケーションである。MT5 は現在世界で最も利用されているトレードツールであり、様々な機能が存在する。また MT5 はデモ口座を開き非常にリアルな取引を行うことが出来る。Python を使用することで MT5 から Tick データの取得や取引のオーダーを送ることで実際に MT5 で取引を行うことができる。

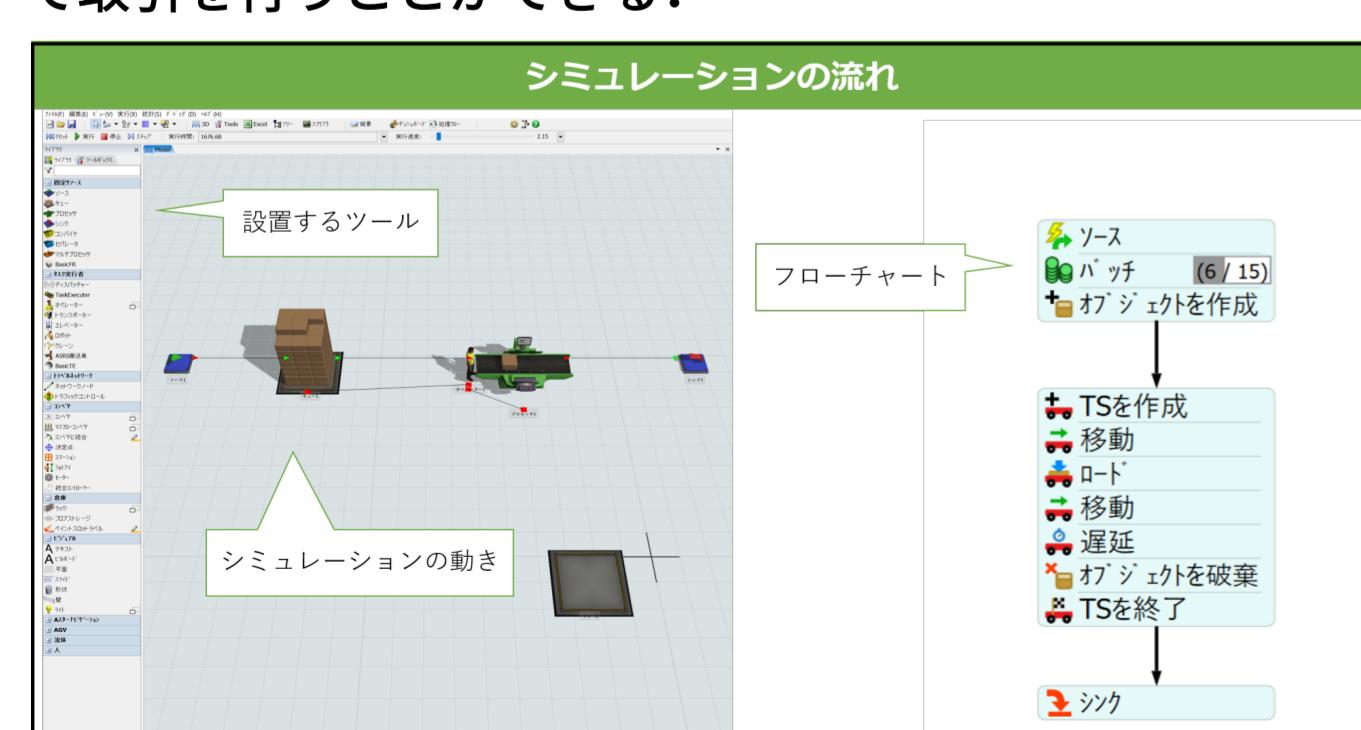


図1 FlexSimのシミュレーションの流れ

2.3 教育におけるFlexSimの活用

FlexSimをどのようにして教育に活用するのか説明する。本研究では、FlexSimを臨場感の提供と、問題を提示し正誤データなどを取得する目的として使用する。臨場感の提供では、実際の薬局での業務における、処方せ

んを提示され確認するまでの流れを、人の動きや問題の提示方法を工夫することにより表現している。図2では、本研究でのFlexSimにおける、システムの動きを表している。

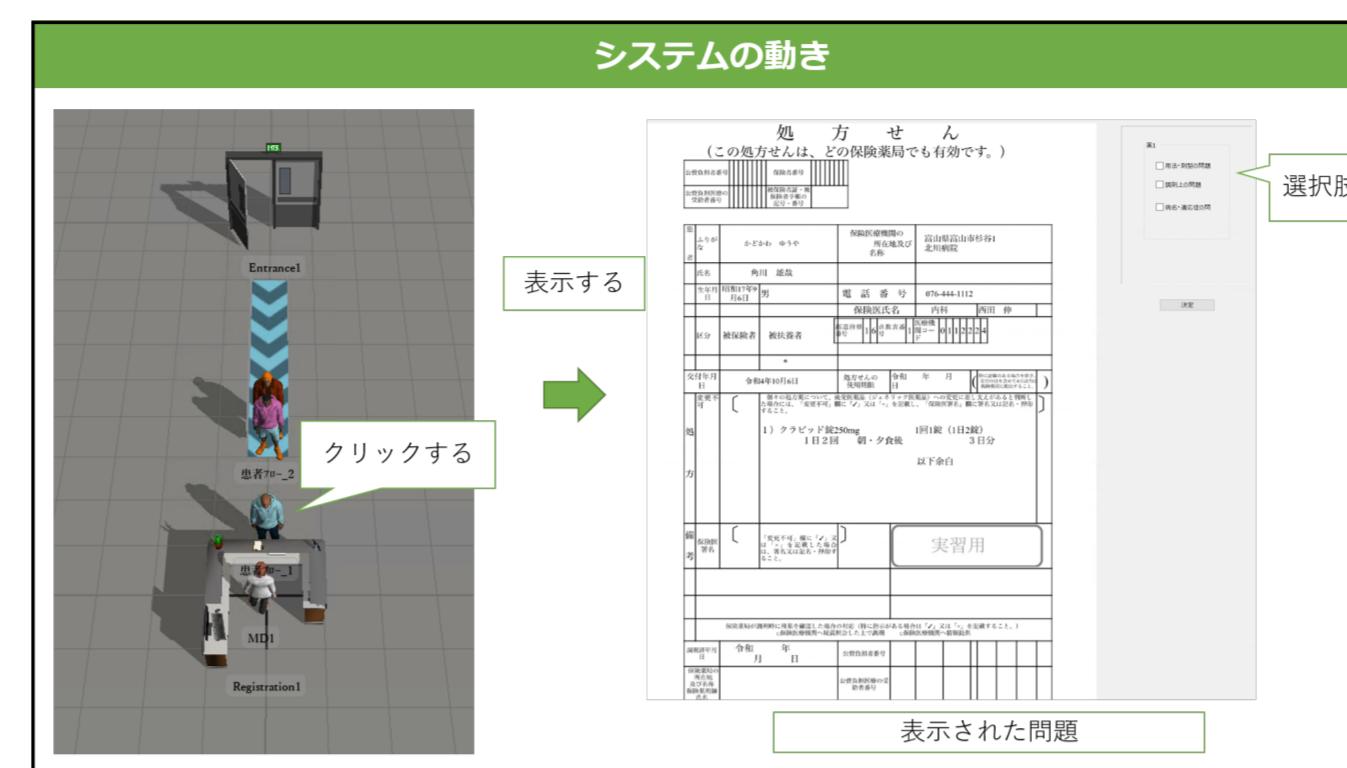


図2 FlexSimのシステムの動き

3 因果関係と時系列予測

3.1 RNNによる因果関係を組み込んだ時系列予測

RNN(Recurrent Neural Network)とは、ニューラルネットワークの一種であり、特に時系列データやシーケンスデータの解析に特化したモデル。

LSTM(Long Short-Term Memory)とは、RNNの一種であり、過去の情報を長期記憶しておく記憶セルの導入により、RNNが持っていた「長期記憶の消失」というデメリットをある程度改善したもの。

交差検証(cross-validation)とは、データセットを複数に分割し、「訓練データ」による予測モデルの学習と「検証データ」による評価を、複数回実施する方法。

3.2 すべての要因と取捨選択した要因での予測比較

問題を自動で作成するにあたって、様々なケースに対しての方法が存在している。先行研究では、一問一答の問題に対して過去の出題問題から、新たな問題を生成する方法を紹介していた。方法としては、知識ベースと出題テンプレートのデータベースを作成して、作問者がキーワードを入力すると、その関連の単語を知識ベースから出し、その単語に対して出題テンプレートを利用し問題を複数作成する。そして、その問題に対して任意で修正を加え、問題のデータベースに登録するというものである[4]。

3.3 学習における臨場感の提供

近年、COVID-19の影響により、対面での学習することが難しくなっている。そのため、本来の業務に近いロールプレイ学習を行うことができず、座学になることが多いため、学習意欲の低下が考えられる。そこで、オンライン形式でも臨場感を提供する研究が行われている。

先行研究では、遠隔講義に臨場感を持たせるため、オンラインミーティングアプリの一つであるZoomと、書き込んだコメントをパソコンのディスプレイに流すことができる、Commet Screenというツールを使い講義と演習を行った。講義では、コメントに対して適宜キャッチアップしながら補足説明を行い、演習に対しては、教員が画面上でプロトタイプの製作工程を一つひとつ実演し、学生が同様のものを製作しユーザー評価を行った。結果としては、臨場感が学生の学習意欲や教育効果の向上に寄与することが明らかとなった[5]。

4 提案手法

本研究で提案するシステムの概要について説明する。初めにFlexSimを用いて、処方せん問題を提示するシステムを作る。このシステムを用いて、問題を解いてもらうことによって、正誤と接遇マナーのデータを取得し、CSVとして蓄積する。そのデータをPythonを用いて適切に処理することによって明らかになった、解答の特徴をもとに、適切に解答者にフィードバックを行い、学習の効率化を図るというものである。システムの概要を図3に示す[6]。

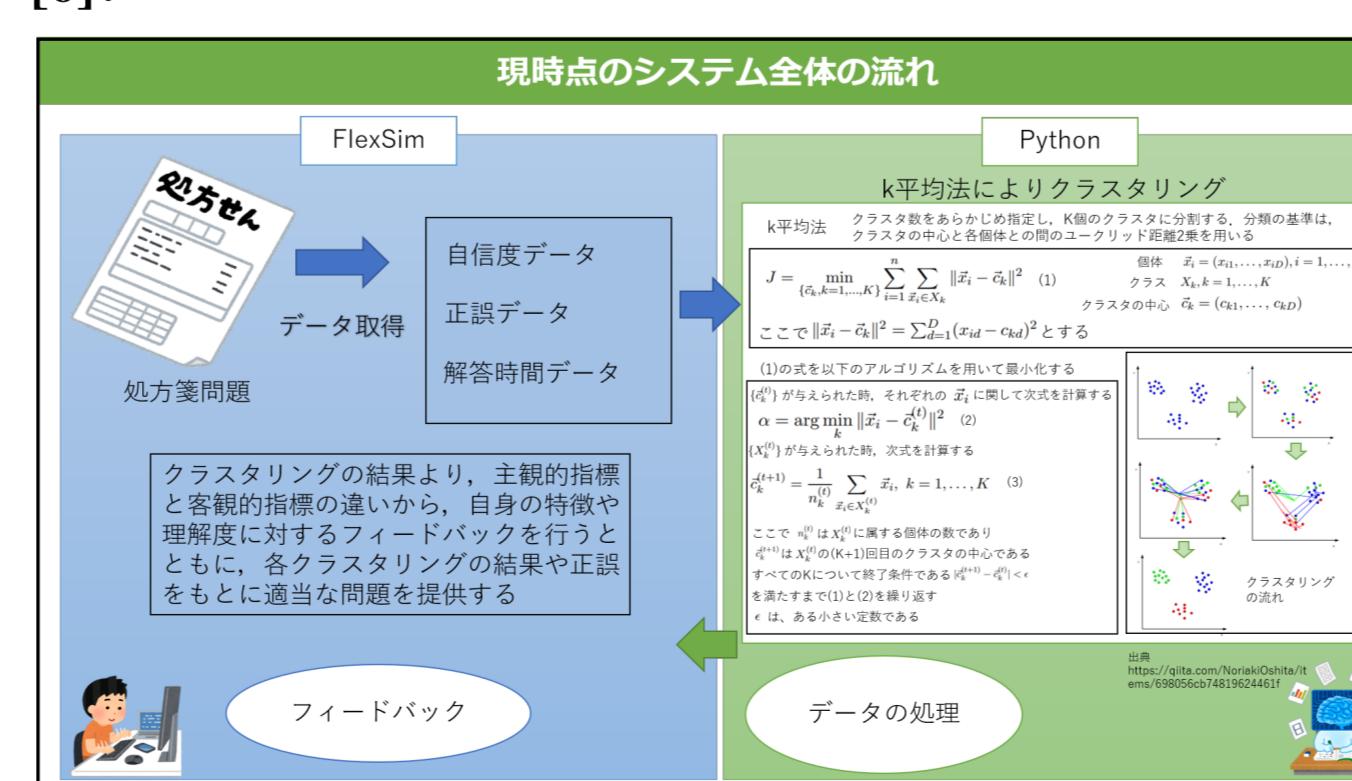


図3 提案手法の概要

正誤データの蓄積方法に関しては、問題を解いてもらい、正解の場合は1、不正解の場合は0を入力し、カンマ区切りのTXTファイルとして解答者ごとに保存する。保存されたデータは、Pythonを用いて拡張子をCSVに変換し蓄積する。その様子を図4に示す。

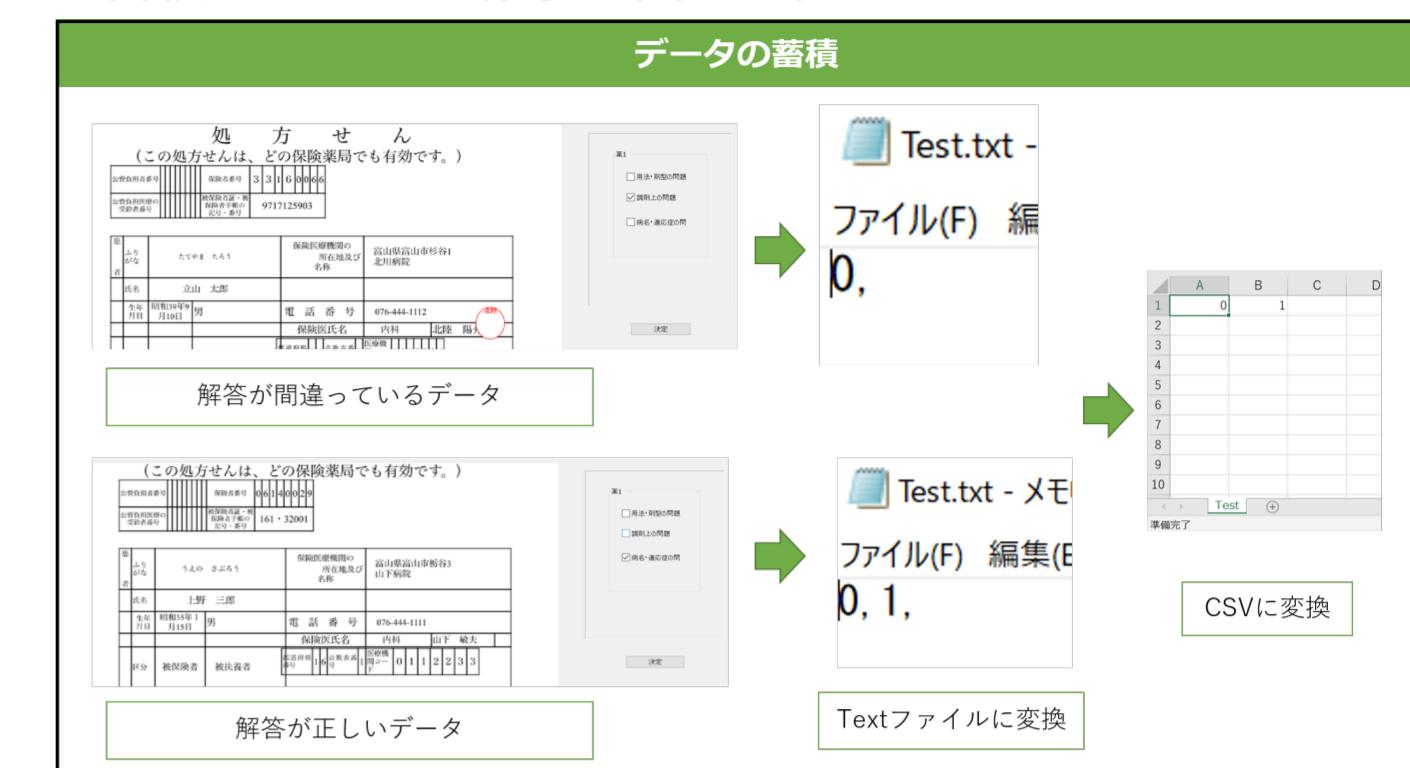


図4 データの蓄積の流れ

データの傾向と理解度を可視化する方法を説明する。

データの傾向を可視化する方法としては、ソートによるプロック表示法というものがある。まず、横軸を受験者縦軸を問題とし、右から点数の高い順として並べる。正解を白色とし不正解の場合は、それぞれの選択肢ごとに色を決めその色とする。そしてソートを行い、全体のデータの傾向を見やすくするというものである[7]。

理解度を可視化する方法としては、正答率、解答時間、選択肢ごとの0から10段階の自信度を合計が10になるように選択し、この3つの要素からクラスタリングを行い、解答者ごとにグループに分ける。その結果から、それぞれのグループに対して理解度診断を行う[8]。

5 数値実験並びに考察

数値実験では、問題数を10、解答者を20人としてデータを用意し、k平均法によりクラスタリングを行った。用意したデータは、正答率、解答時間、自信度でありそれぞれの値を標準化し、5つにクラスタリングした。数値実験の結果を図5に示す。

それぞれのクラスタに対して考察した。まず0に対しては、自信度と正答率がともに高く、解答時間は平均的であった。よって、問題をよく理解できている人と考察できる。次に1は、正答率と自信度が低く、解答時間が長いため、自分自身が不得意と認識していると考えられる。2は、自信度が高いが、正答率が低くなっているため、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。3は、自信度が高い割には正答率が低めであり、解答にも時間がかかっていることから、比較的の理解ができているが、理解できていないところがあるように考えられる。4は、正答率に対して自信度が低いことから、偶然問題が当たった可能性があり、理解度が正答率に対して、伴っていないように考えられる[7]。

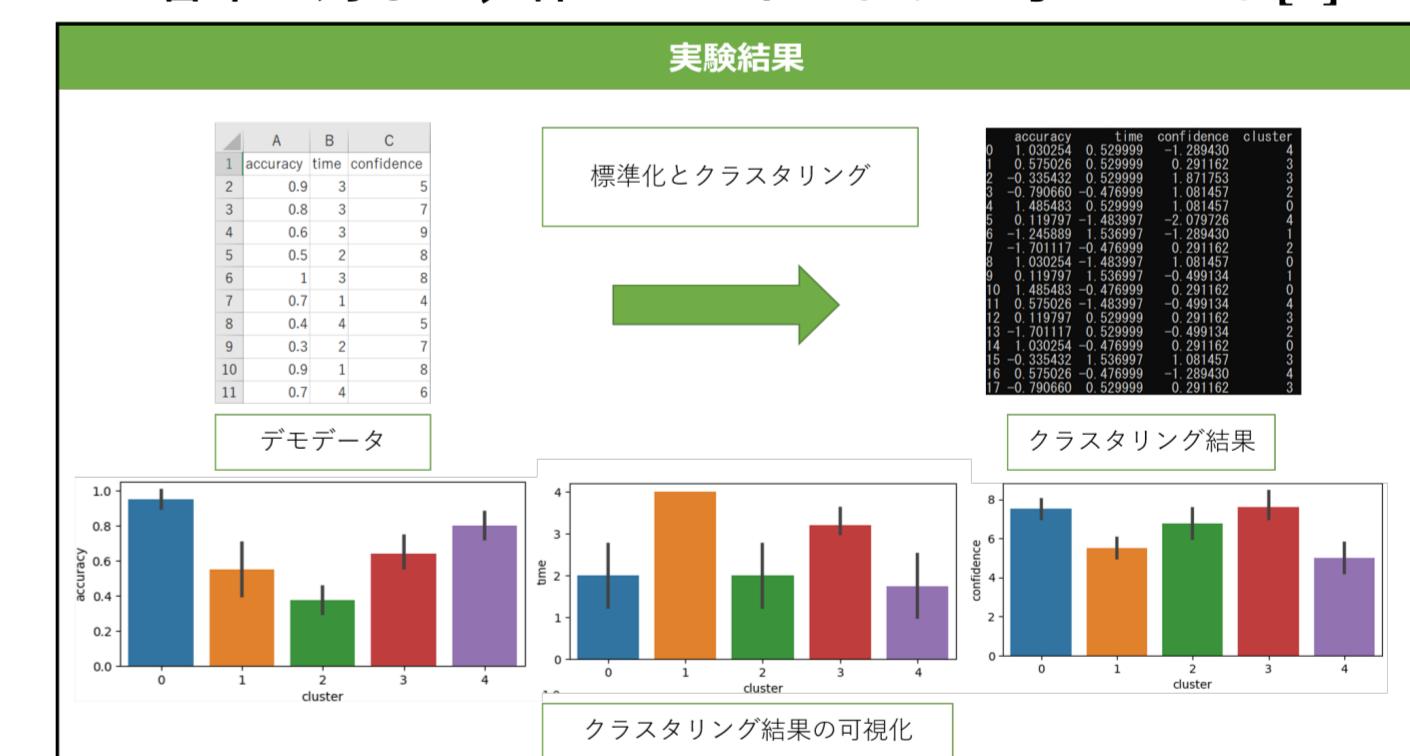


図5 実験結果

6 おわりに

本研究では、FlexSimを用いて正誤データや解答時間のデータ、自信度データを取得し、解答者の特徴や理解度を可視化した。今後の課題として、実際の処方せんの問題の解答データで数値実験を行い解析することと、臨場感と接遇マナーの追加を行なうことを考えている。

参考文献

- [1] 株式会社セールスフォース・ジャパン、"教育現場におけるデジタルトランスフォーメーションの課題と事例"、<https://www.salesforce.com/jp/blog/2021/04/dx-education.html>、閲覧日、2022. 11. 02
- [2] 石川 和信、菅原 亜紀子、小林 元、奈良 信雄、"医学教育におけるシミュレータ活用に関する全国調査 2012"、医療教育 44巻 5号、pp.311-314、2013
- [3] 株式会社ゼネック、「FlexSim」、<https://flexsim.jp/>、閲覧日、2022. 11. 02
- [4] 福坂 祥平、高木 正則、山田 敬三、佐々木 淳、"過去問題をリソースとする知識ベースを活用した問題自動生成システムの開発と評価"、情報処理学会情報教育シンポジウム、pp. 39-46、2016
- [5] 板垣 順平、大坪 牧人、"「臨場感」の再現を試みた遠隔授業の試みとその学修効果"、日本デザイン学会 第68回春季研究発表大会、pp. 108-109、2021
- [6] 倉橋 和子、"分割・併合機能を有する K-Means アルゴリズムによるクラスタリング"、奈良女子大学学位論文 2007
- [7] 横内 文香、齋藤 隆文、宮村 浩子、"大規模試験での問題分析のための解答状況の可視化"、第68回全国大会講演論文集 1号、pp. 191-192、2006
- [8] 广瀬 雄真、難波 道弘、"学習者の理解度診断に関する基礎的検討"、情報科学技術フォーラム講演論文集 13巻 3号、pp. 397-398、2014