

要約

本研究では、自動献立作成システムを、UX(User eXperience)に応じて、ユーザごとにパーソナライズされた献立が出力されるように改善することを目的とする。また、パーソナライズされた献立作成を実行するために、ロジスティック回帰分析を使用して、UX項目の値を推定し、次の献立作成へ生かす。

キーワード：健康，献立作成，多目的最適化，並列分散

1 はじめに

戦後の食生活が欧米化したことに伴って、ファストフードといった、過剰にエネルギーを摂取してしまうような食生活が大きく広まったことから、現在、生活習慣病を患う人々が増加している。その要因には、偏った栄養による食生活や運動不足、飲酒、禁煙などが挙げられる。また、生活習慣病を患った場合、食生活を見直すことによって改善することができる[1]。しかし栄養バランスの取れた献立を作成するには、メニューの組み合わせや栄養価の計算を考慮する必要がある、献立を考えることは面倒だと考える人は少なくない。そのため、栄養やメニュー組み合わせの観点から献立そのものをコンピュータによって最適化し、自動作成する研究が存在する。本研究では出力された献立に対してユーザが評価することで、パーソナライズ化された献立の推薦を行う。

2 UXを考慮した献立作成支援

2.1 ウェルビーイングと献立作成

献立作成は、単なる食事の計画にとどまらず、ウェルビーイングにも大きく影響する。UX（ユーザー体験）を考慮した献立作成プログラムは、より直感的でストレスのない体験を提供し、忙しい毎日の中でも簡単に健康的な食生活を実現できる手助けになる。UXとウェルビーイングが繋がることで、日常生活を豊かにし、心身のバランスが取れた健康的な生活を実現することができる。

先行研究においてはレシピサイトである「ボブとアンジー」においてからレシピ情報と食材を、食品価格動向を調査しているWebサイトから食材の価格をスクレイピングしデータベースに蓄積し、献立作成の最適化に活用した。レシピサイトと食品価格サイトからスクレイピングによって得られるデータの流れを図1に示す[2]。また、本研究もWeb上にあるレシピサイトをスクレイピングし、出力するレシピとして参照する。

2.2 献立作成におけるUX

本研究では、ユーザに寄り添いながら、質問を通じてニーズを把握し、それに基づいたパーソナライズされた献立を提案する支援を行う。このプロセスでは、ユーザー一人一人の食の好みや生活スタイル、健康目標に合わせた提案をすることで、献立作成をより簡単で楽しいものに変える。個別のニーズに応えることで、ユーザが自分に合った食生活を実現できるよう、より充実した体験を提供していく。

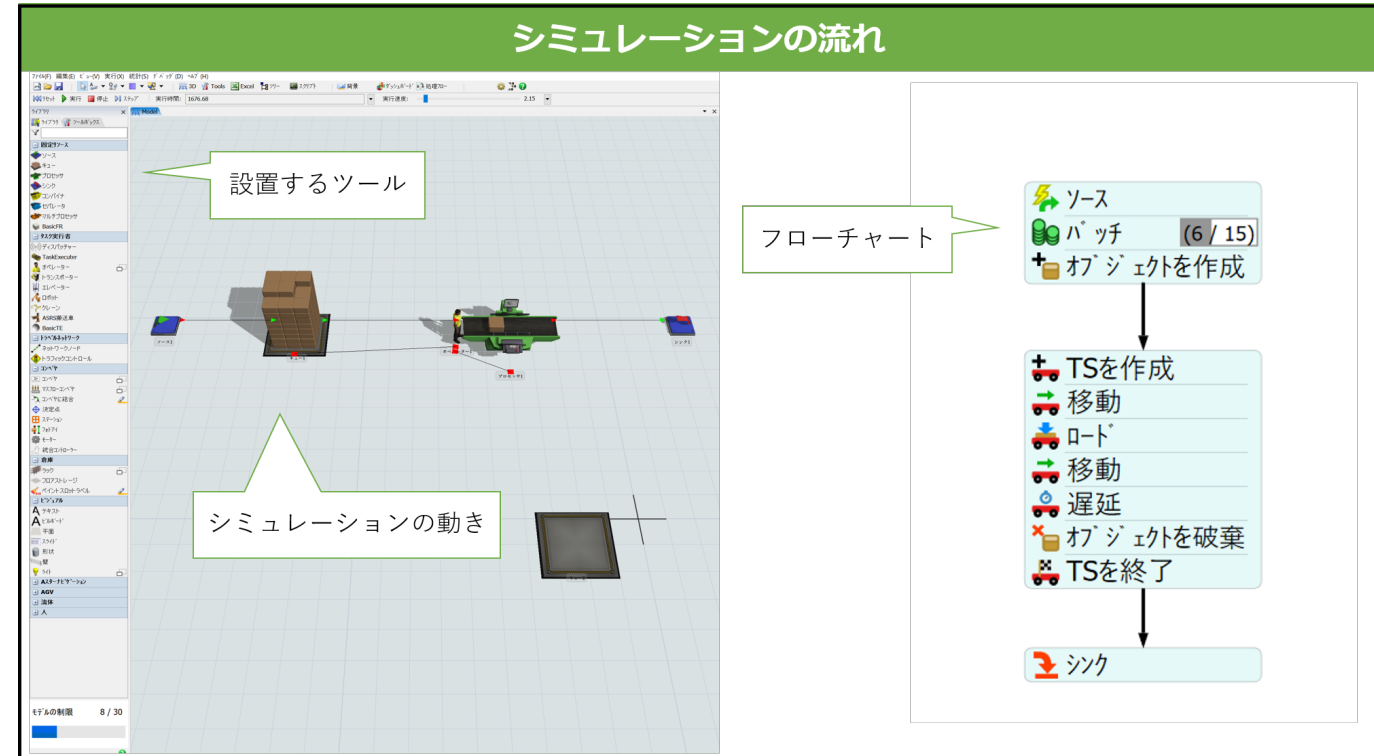


図1 FlexSimのシミュレーションの流れ

3 ユーザ意見が反映されるシステム

3.1 ロジスティック回帰分析によるUX項目の値の推定

ロジスティック回帰分析は、ユーザー体験のデータから各項目がユーザーの満足度や行動にどの程度影響を与えるかを評価するために使用する。UX項目（例：材料の入手しやすさ、調理できそうかなど）がユーザーの献立決定に与える影響を調べるために、ロジスティック回帰分析を用いてユーザの嗜好を考慮できるように献立作成を提案する。ロジスティック回帰分析について図〇〇に示す。ロジスティック回帰は、従属変数が二値の場合に適した手法であり、独立変数の影響をオッズ比として解釈できる。独立変数が増加または減少することによって、従属変数がある特定の値をとる確率がどのように変わるかをモデル化するのがこの分析の特徴である。

3.2 評価関数へのUX項目の組み込み

あああ

4 提案手法

本研究で提案する、制限食を考慮した自動献立作成システムの流れを図4に示す。まず最初に、献立作成の最適化に必要な、レシピデータと食材価格データを、Webサイトからスクレイピングし、データベースに蓄積する。次に、ユーザーが身体情報やアレルギー情報、患っている生活習慣病を入力する。その際にアレルギーや嫌いな食品が含まれるレシピをデータベースから削除する。そして蓄積されたレシピデータ、ユーザの身体情報を入力として、摂取栄養素やカロリーなどの制約条件のもと、調理時間、調理コストの最小化を目的関数に設定した最適化問題を、制約条件を考慮した遺伝的アルゴリズムによって解く。最後に、設定した日にち分献立をユーザに出力する。さらに、最適化の工程で複数のPCを利用し、並列処理を行うことでプログラム実行時間の速度向上を図る。

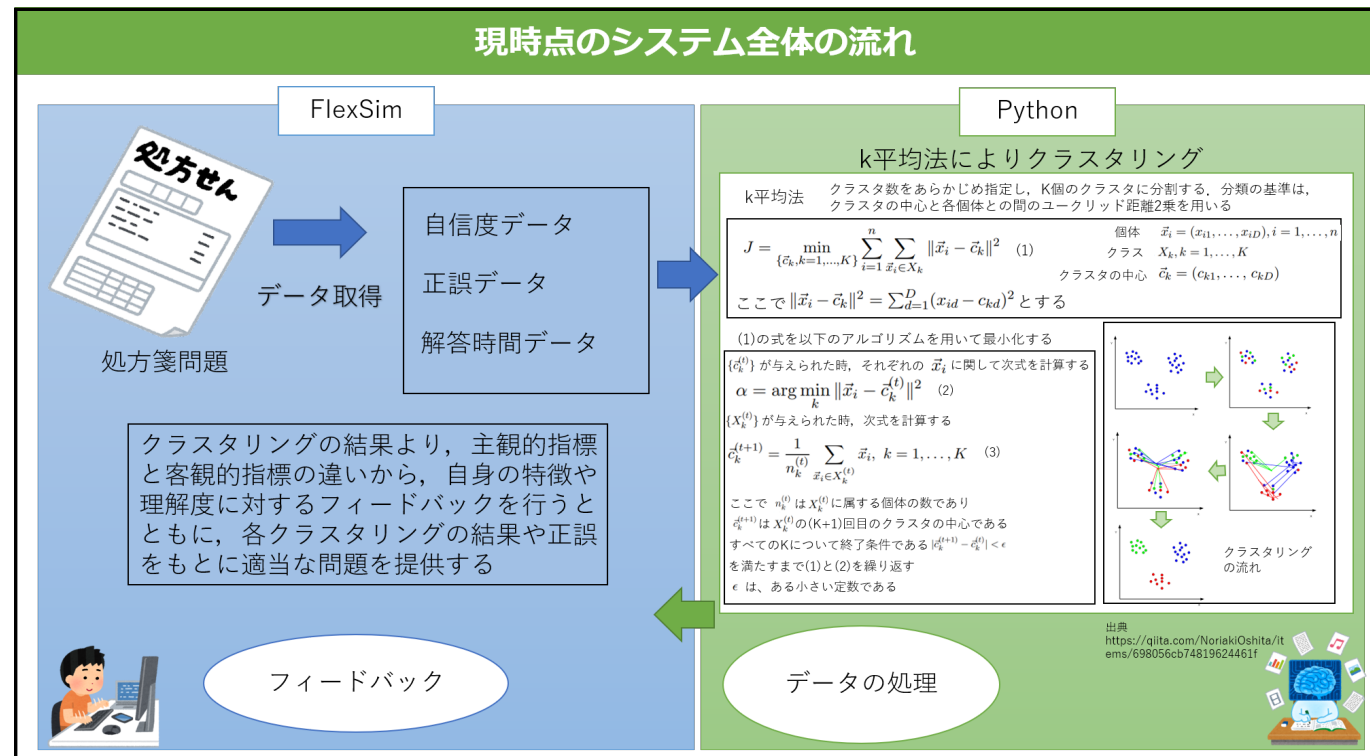


図3 提案手法の概要

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。

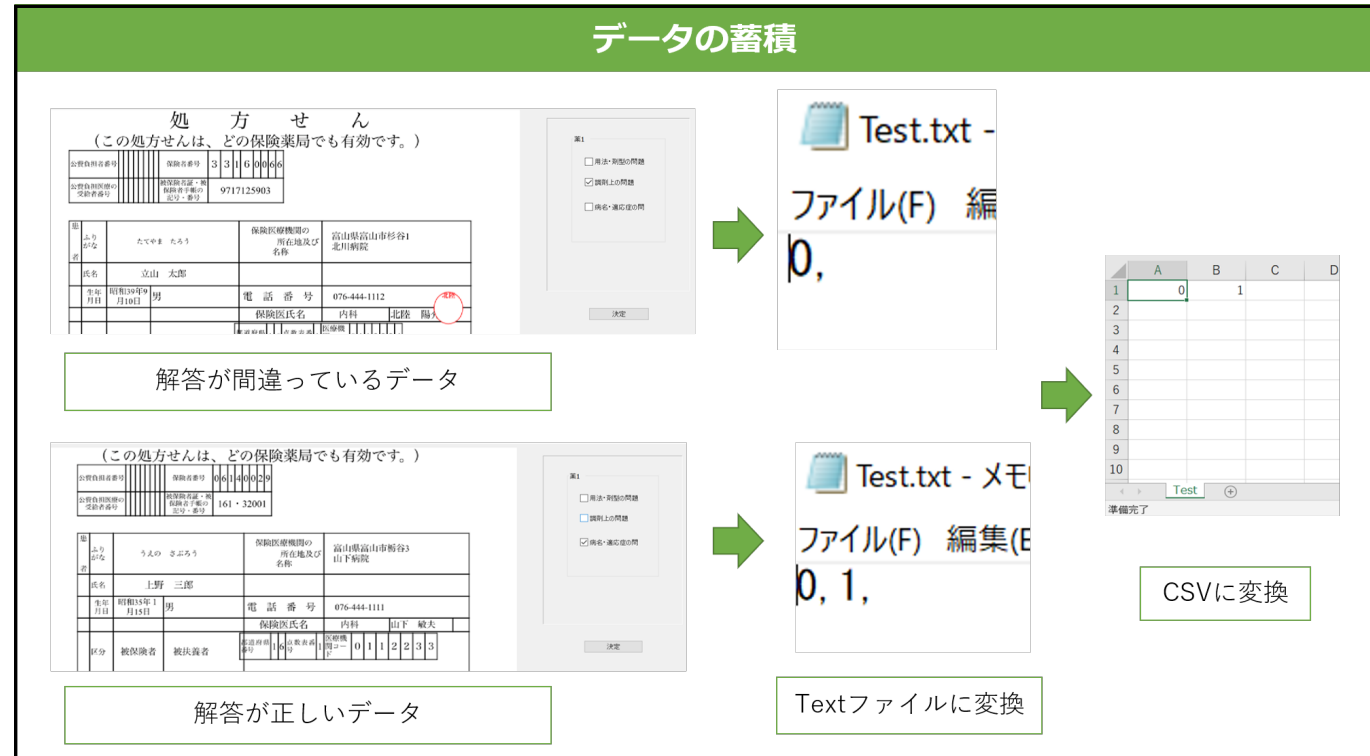


図4 データの蓄積の流れ

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、ソートによるブ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

今回の実験ではレシピサイトとして「ボブとアンジー」「eatsmart」「おいしい健康」の3つのサイトを参考にし、入力情報として年齢を21歳、身長を167cm、体重を67kgとした。また、並列分散としてDaskをもちいた。用いた制約条件と出力までにかかった時間を図5に示す。自動献立作成システムによって出力した1週間分の献立は、設定した制約条件を満たしながら最適化されていることが分かる。しかし、PCを4台用いて並列分散処理を施しても2時間30分かかってしまうのでより効率的な手法を取り入れる必要がある。

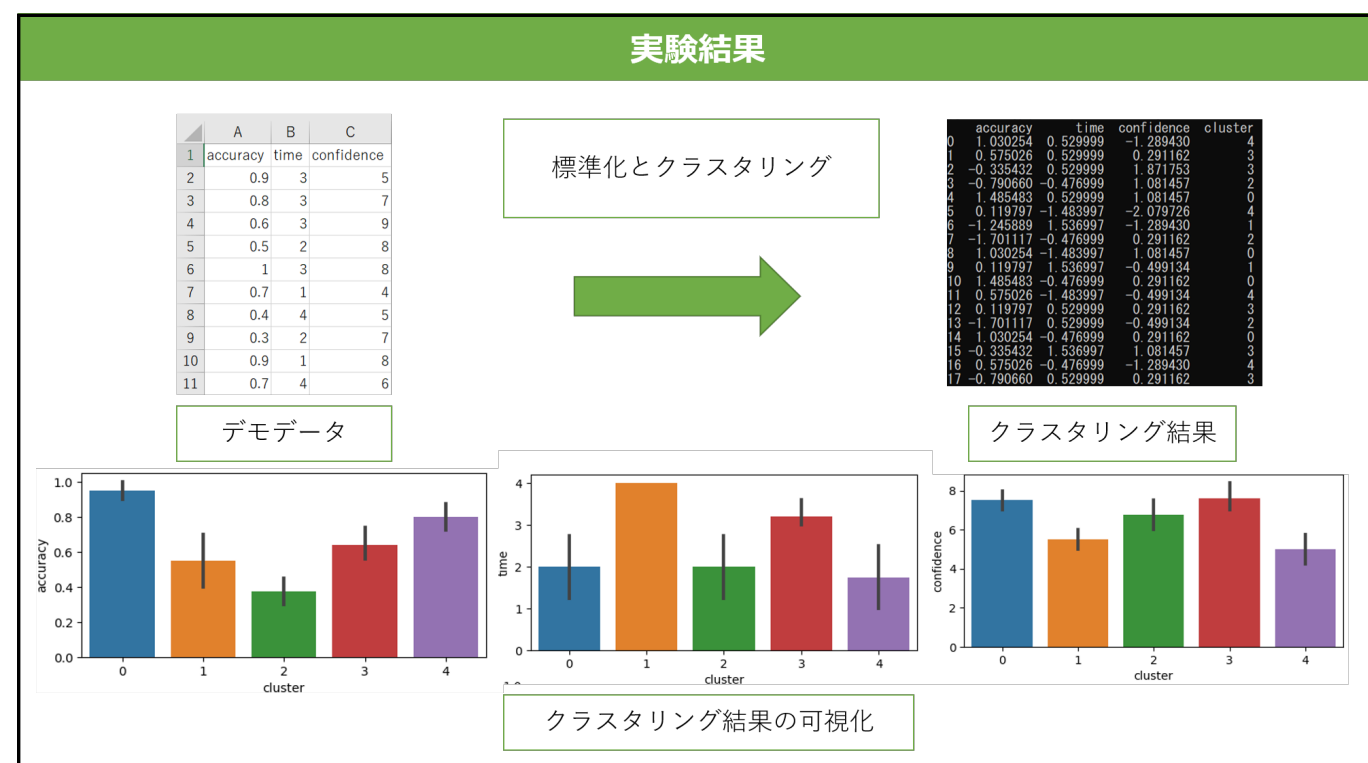


図5 実験結果

6 おわりに

今回は、複数のWebサイトのレシピ情報を参照し、レシピデータの多様化を図った。今後の方針として、制約条件を増やし、利用者によって疾患やアレルギーを考慮できるようにすることや、別の並列処理を施すことの処理の高速化などがあげられる。

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] 株式会社ゼネテック, “FlexSim”, <https://flexsim.jp/>, 閲覧日, 2022. 11. 2
- [4] 福坂 祥基, 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] 廣瀬 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