

AR とナッジを用いた高血糖抑制のための食事行動変容システムの検討

Investigation of a system for changing eating behavior using AR and nudges to control hyperglycemia

道浦 菜々子[†] 松田 裕貴[†] 諏訪 博彦[†] 安本 慶一[†]
Nanako Michiura Yuki Matsuda Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

糖尿病は、生活習慣に起因する慢性疾患の1つで、現在世界中で急速に増加している。世界の糖尿病人口は2019年の時点で4億2,500万人であり、2030年には5億7,800万人に増加すると予測されている[1]。我が国でも、生活習慣の欧米化に伴い、II型糖尿病の有病率が高くなっている。II型糖尿病は、遺伝素因と環境因子が関与する多因子疾患であり、糖尿病になりやすい遺伝素因に、肥満、過食、運動不足、ストレスなどの環境因子が加わって発症に至る。現在、日本人の糖尿病患者の90%以上をII型糖尿病が占めており、また、厚生労働省から2020年12月に発表された「令和元年国民健康・栄養調査」によると[2]、糖尿病が強く疑われる者(糖尿病有病者)と糖尿病の可能性を否定できない者(糖尿病予備軍)は、合計約2,200万人と推計され、日本国民の5人に1人が該当するという深刻な状況である。

糖尿病の有効な治療法は現在ないため、糖尿病が発症する前の段階で防ぐことが必要不可欠である。食事2時間後の血糖値が下がらない状態である「食後高血糖」が頻繁に起こると、糖尿病を引き起こす可能性が高いと言われており、糖尿病予備軍において食後高血糖は重要な指標となっている。糖尿病予備軍とは、血糖値が正常値より高いが、糖尿病の閾値よりは低い状態のことである。しかし、通常食事抜きで行われる健康診断では、食後高血糖が検知されにくく、糖尿病が進行した状態でなければ、空腹時の血糖値は糖尿病の基準まで上がらないため、診断から漏れてしまう可能性が非常に高い。Zangらの研究[3]によると、最も健康的なライフスタイルを持つ人は、最も不健康的な人と比較して糖尿病の発症リスクが75%低い。そのため糖尿病を未病の段階で予防するには、継続的な自己管理が必要であるといえる。糖尿病の自己管理は主に、正常範囲内の血糖値の維持、GI値の低い食品を中心とした健康的な食事、定期的な運動、そして禁煙が挙げられる。本研究では、血糖値の変動が激しい食事に着目する。

このような背景から、糖尿病において食事に関する自己管理を支援するシステムの開発[4, 5, 6]や、行動経済学(ナッジ)の利用がどのように食事/自己管理の行

動に影響を与えることができるかを調査する研究が行われている[7, 8, 9]。ここでいうナッジとは、Thalerらによって提案された行動経済学の概念であり[10]、強制的に導こうとする思想(Paternalism)と自主性に委ねる思想(Libertarianism)の融合である。人々の選択の自由を妨げたり、選択を制限することなく自身にとって最適な選択へ誘導することを目指している。Arnoの研究[8]では、食事行動の影響を与えるナッジの有効性を調査している。参加者による健康的な食事や栄養の選択において、平均15.3%増加しており、ナッジは個人の食事選択の改善に有効であると示唆されている。

そこで本研究では、食事場面における継続的な自己管理を目的として、摂取予定の食事から血糖値の上昇を事前に予測し、ナッジを用いた高血糖状態を避ける食事行動変容を促す新たなシステムを構築する。食事行動変容のナッジとして、配膳されている食事に対して摂取量を減らすべき食品をフィードバックする手法を設計する。減らすべき食品の提示は、誰に対しても直感的に把握できるARを用いることを基本方針とし、モバイルデバイスの利用を軸としてシステムを構築することで、ユーザの手軽な利用・参加を実現する。

以降の章構成は、以下の通りである。第2章では血糖値予測、糖尿病自己管理システム、ナッジを用いた食事行動変容に関連した既存研究を概説すると共に、関連研究の課題と本研究の位置づけを述べる。第3章では想定されるシナリオとシステム要件を述べ、第4章で問題設定とアルゴリズムについて述べる。また、第5章では提案システムについて述べ、第6章で本稿のまとめと今後の展望について述べる。

2. 関連研究

本章では、提案システム実現のために、血糖値予測、糖尿病自己管理システム、ナッジを用いた食事行動変容について、既存研究を概観する。

2.1 血糖値予測に関する研究

Liらの研究[11]では、機械学習を用いた血糖値予測を行なっている。スマートフォンにより自動収集された糖尿病患者ら約70名の食事、運動、睡眠データやインスリン投与量を手入力したデータ、定期的に測定された血糖値が、クラウド上に自動的にアップロードされる。収集

[†] 奈良先端科学技術大学院大学, Nara Institute of Science and Technology

したデータを用いてパーソナライズされた血糖値予測モデルの構築を行なっている。このモデルは患者の母集団データを利用し、患者の類似性を捉え、SVM、決定木、ランダムフォレストを使用して血糖値予測モデルを構築している。二乗平均平方根誤差（RMSE）で各モデル精度を評価をしたところ、68.76、41.06、39.73となり、ランダムフォレストによるモデルが3つの中で最も精度が高かった。

Alfian らの研究 [12] では、糖尿病患者の慢性的な状態を自己管理するためのモニタリングシステムで血糖値予測を行っている。BLE を用いて、血圧、心拍数、体重、血糖値などのバイタルサインデータをセンサノードからスマートフォンに収集している。血糖値の収集には、穿刺型の血糖値測定機器を用いているため、データ収集の度に穿刺が必要である。この研究では、70名の糖尿病患者からデータを収集し、糖尿病の分類と血糖値予測が行われている。血糖値予測には、LSTM と線形回帰が用いられており、血糖値予測の評価では、LSTM の RMSE は 25.621、線形回帰の RMSE は 44.069 となっている。

Tamaki らの研究 [13] では、血糖値に影響を及ぼす GI 値に着目し、RandomForest を用いて各被験者に対する血糖値予測モデルを構築している。血糖値予測モデルには、被験者 4名の食事の GI 値や前回の食事時間からの経過時間、睡眠時間から抽出した特徴量を用いている。また、血糖値データの収集では、血糖値測定専用センサである Freestyle リブレを用いて、連続的にデータを収集している。構築した血糖値予測モデルの中で、最も精度の高い被験者の RMSE は 10.09、 R^2 （決定関数）は 0.82、MAE（平均絶対誤差）は 6.00 となっている。

2.2 糖尿病自己管理システムに関する研究

Pooja らの研究 [4] では、個人特化型の血糖値予測を表示するスマートフォンのアプリケーション GlucOracle を開発している。このアプリケーションは、摂取した食事に応じた血糖値の変化を予測し、食事時の意思決定を支援することを目的としている。この目的を実現するために、ユーザに食事画像とその内容のテキスト入力、さらに食前と食後 2 時間後の血糖値データを収集している。収集したデータを血糖値予測のための訓練データとして学習し、食後 3 時間以内の血糖値の最低値から最高値までの範囲を予測し、画面上に表示する。また、食事画像から栄養素を推定する機能も搭載してあるため、栄養評価を受けることも可能である。

Calle-Bustos らの研究 [5] では、約 70名の 5歳から 14歳の糖尿病患者を対象に、糖尿病患者の継続的な治療教育を支援することを目的として、食事に含まれる糖質量を AR で提示する、iOS/Android 端末向けアプリケーションを開発している。このアプリケーション

は、皿の絵をマーカーとし、その上に果物やパンのアニメーションを合成し、ゲーム形式で様々な食品の炭水化物（carb）含有量を学習することが可能である。

2.3 ナッジを用いた食事行動変容に関する研究

近年、ナッジを用いた食事行動変容に関する研究が数多く行われており、IoT によるセンシング・介入にナッジを取り入れることにより、行動変容効果を高める IoT-Nudge [14] が提案されている。Nakaoka らの研究 [15] では、早食いや偏食傾向にある一人暮らしの若者を対象に、食事と塗り絵のアナロジーに基づいて健康的な食生活を後押しするナッジシステム eat2pic を提案している。加えて、子供の好き嫌いを改善するといった健康的な食事を教育することを目的とした食事支援ゲーム「メシクエ」[16] が提案されている。

糖尿病患者の食事行動変容に関しては、Kwan らは糖尿病管理における成人の健康行動と結果に影響を与えるために用いられるナッジの理論と戦略を調査している [17]。ゲーミフィケーションやリマインダーなどのナッジ手法は部分的に効果があることを示しており、特に食事の行動変容に影響を与える手法として、フレーミングが最も効果的であったと述べている。また、Joachim らの研究 [6] では、糖尿病患者の継続的な自己管理を目的として、ナッジを用いた自己管理プラットフォームを開発している。患者用のモバイルアプリは撮影した食事画像をアップロードすることで、食事画像が畳み込みニューラルネットワークを用いて解析されたのち、食品の栄養情報が表示される。また、アップロードされた食事画像と患者の血糖値を、担当の臨床医が Web アプリケーションを通して確認することが可能であるため、患者に合わせた食事を提案することができる。患者が食事の栄養情報や臨床医からの提案内容を確認することで、食事摂取が改善されることから、この研究はナッジに基づくものとして認識されている。

2.4 関連研究の課題

従来の研究では、糖尿病患者の自己管理を目的としたシステムが多く、糖尿病を発病する前の健常者を支援する手法はほとんど存在しない。また、血糖値予測の際に、穿刺性の器具により離散的な血糖値データを用いているため、予測の精度が低い点や、血糖値上昇を考慮して、実際に食事をする際の摂取量のフィードバックがない点が問題点として挙げられる。糖尿病の発症そのものを防ぐには、血糖値予測の精度を向上するだけでなく、高血糖抑制のため血糖値が上がりやすい食事をしないように促すことで、血糖値の上昇を防ぎ、コントロールする自己管理システムが必要である。

こうした問題点を踏まえて、本研究では、ユーザの摂

取した食事履歴，摂取予定の食事情報，リアルタイムで測定した血糖値データから，被験者の血糖値を数分後から食後数時間後まで予測・提示する．そして，高血糖を避けるため摂取量を減らすべき食品をナッジを用いてフィードバックすることで，高血糖状態を避ける食事行動を促す新たなシステムの実現を目指す．

3. シナリオとシステム要件

本研究では，ユーザの摂取した食事履歴と血糖値の時系列データで構築された個人ごとの血糖値予測モデルから，摂取予定の食事により血糖値の上昇を事前に予測し，ナッジを用いた高血糖状態を避ける食事の行動変容を可能とする新たなシステムを提案する．提案するシステムの使用を想定したユースケースシナリオは以下の通りである．

3.1 想定するユースケースシナリオ

3.1.1 シナリオ 1：自己管理の意識が低いユーザ

後藤佑樹は，普段テレワークをしており，いつも子供たちと一緒に食事をしている．糖尿病予備軍である後藤は，健康的な食品を摂取しなければならないが，子供たちの成長や別メニューを用意する妻の負担を考え，子供たちと同じ食品を食べている．また，この家族の食事は，大皿に盛られた食品を自分の食べる分だけ取るようなスタイルになっている．そのため，自分に適した食事の分量が分からず，また，後藤は食欲旺盛な子供たちに釣られ，想定よりも多く食べてしまう．そこで，後藤は「食事行動変容支援システム」の導入を決めた．システムは，配膳されている食品にスマートフォンをかざすと食品が画像認識され，食品の組み合わせから，健康に適した摂取量を表示する．このシステムの導入により，後藤は大皿に盛られた各食品の適切な摂取量を把握することが可能となり，健康な状態を維持できるようになった．

3.1.2 シナリオ 2：過剰な食事制限をするユーザ

三島一平は，定期的に病院に通って主治医に健康状態を見てもらっている．糖尿病は発症していないものの，糖尿病の予防策として，健康的な食生活をするように主治医から言われている．しかし，外食などで定食屋を利用する際に，配膳された食事に対して，どの食品をどのくらい食べるのが適しているのか悩んでいる．三島は糖尿病関連の知識が乏しいため，野菜や果物を優先して食べているが，好きなものを食べる事が出来ていないことにストレスを感じている．そこで，三島は「食事行動変容支援システム」の導入を決めた．システムは配膳された食品にスマートフォンをかざすと，食事予定の各食品を認識し，三島の嗜好情報を元に食品の組み合わせと各食品の摂取量を推薦する．このシステムの導入により，

三島は限定された食事だけでなく，自分の嗜好に合った食事ができるようになり，ストレスなく健康な状態を維持できるようになった．

3.2 システム要件

3.1 節の各ユースケースシナリオが満足するようなシステム要件を下記に示す．

- (1) 各食品の適正な摂取量を食前に提示できること
- (2) 食事予定の品目を画像で入力可能であること
- (3) ユーザの嗜好と血糖値モデルを反映していること
- (4) 行動変容の仕組みがあること

なお，システムに与えられる入力情報は，ユーザの現在の血糖値と血糖値予測モデル，嗜好情報，および食事予定の食品情報（候補食品集合）である．この時，ユーザの嗜好や血糖値予測モデルはあらかじめ食事前に収集できているものとする．これらの入力情報をもとに出力すべき情報は，ユーザの嗜好を考慮して決定した，各食品の適正摂取量である．

4. 問題設定とアルゴリズム

4.1 定式化

始めに，ユーザが入力した食事予定の食品集合を $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，食事をする直前時の血糖値を b とする．また，入力後のシステムによって推薦される各品目の摂取量集合を $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ とする．ここで，各食品の摂取量は，糖尿病予備軍の指標となる食後 2 時間後の血糖値状態が 140mg/dL 以下となるような組み合わせを推薦する．血糖値予測モデル M ，食品集合 X ，食品の摂取量 R ，食事直前の血糖値 b に対し，食後 2 時間後の血糖値を $L_{BG}(M, X, R, b)$ と表記する．この時，各品目の適正摂取量 R を算出するための制約は，式 (1) で表すことができる．

$$L_{BG}(M, X, R, b) \leq 140 \quad (1)$$

目的関数は，食事の満足度最大化となるため，以下の式 (2) のように設定する．

$$\text{maximize} \left[\sum_{i=1}^n \left\{ S_1(x_i, r_i) + \sum_{j=1}^n \left(S_2(x_i, r_i, x_j, r_j) + \sum_{k=1}^n S_3(\dots) \dots \right) \right\} \right] \quad (2)$$

上記において， $S_1(x_i, r_i)$ はユーザが食品 x_i を摂取量 r_i とした場合の満足度である．また， $S_2(x_i, r_i, x_j, r_j)$ はユーザが食品 x_i と x_j を摂取量 r_i と r_j の組み合わせでとった場合の追加の満足度である．以降， S_3, S_4, \dots, S_n

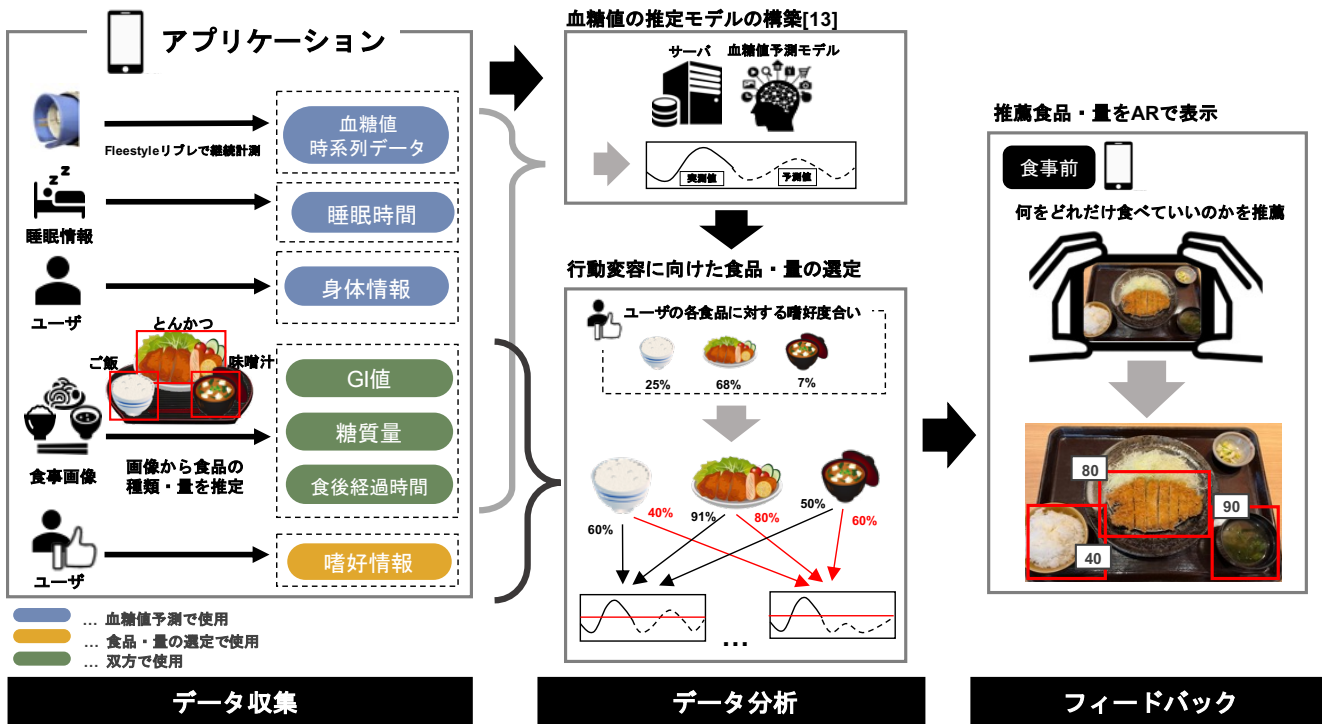


図 1: 提案システムの構成図

と組み合わせる食品数を増加させた場合の満足度が加算される。制約 (式 (1)) を満たしながら、目的関数 (式 (2)) を最大化するような X, R を求めることが本研究の主題となる。

4.2 アルゴリズム

前節の問題は組み合わせ最適化問題であり、 n が大きい場合には厳密解を短時間に求めるのは難しい。よって、以下では、欲張り法に基づいたアルゴリズムの一例を示す。

事前に入力された n 個の品目に対して、全ての値を足した場合に 100 となる満足度が与えられているとする。

< STEP1 >

入力した食品を完食する時の X, R に対し制約 (1) が満たされるか調べる。制約条件を満たした場合は STEP4 に遷移する。

< STEP2 >

各 $i(1 \leq i \leq n)$ に対し、食品 x_i の満足度に対する食後の血糖値上昇度 (GI 値) を算出する。

< STEP3 >

単位満足度あたりに対する食後の血糖値上昇度が最も高い食品の摂取量 10% を減らす。

< STEP4 >

新たに算出した各食品の摂取量をもとに制約 (1) が満たされるか調べる。制約条件を満たさない場合は、STEP3 に戻り、条件が満たされるまで繰り返す。

< STEP5 >

算出結果を返す。

5. 提案手法

本章では、3 章で述べた要件を満たす提案システムの概要とその構成について述べる。

5.1 提案システムの構成

図 1 に提案システムの構成図を示す。提案システムでは、1) データ収集部、2) データ分析部、3) フィードバック部から構成される。データ分析部では、データ収集部で収集したデータから血糖値の推定モデルを構築後、行動変容に向けた食品・量の推定を行う。

5.2 データ収集

Woldaregay らの研究 [18] では、血糖値には食事の摂取、BMI (Body Mass Index, ボディマス指数)、ストレス、炭水化物摂取量、睡眠時間、病気の有無、投薬、喫煙習慣、アルコール依存症、アレルギーなどが影響を与えると報告されている。本システムでは、血糖値、食事摂取、睡眠時間、及び BMI などのユーザデータに着目してデータを収集する。データ収集のために開発したアプリケーションの UI の一部を図 2 に示す。図 2 の (a) ホーム画面は、アプリ起動時の画面であり、アイコンは左上から順に、食事、睡眠、ユーザデータ、血糖値データの収集に対応している。

食事のデータ収集では、図 2 の (b) 食事情報入力画面



図 2: アプリケーション UI の一部 (データ収集)

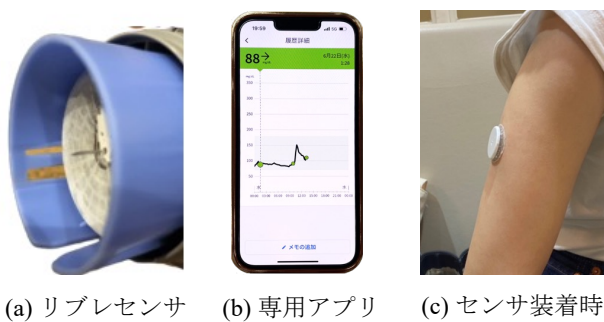


図 3: Freestyle リブレ血糖値測定機器

と (c) 食事画像入力画面を使用する。画面 (b) では、朝食、昼食、夕食、及び間食の項目を選択することが可能である。また、画面 (c) では、撮影ボタンを押すとカメラが起動し、撮影後に保存ボタンを押すと、食事画像とともに撮影時刻もサーバにアップロードする。本研究では、この撮影時刻をユーザの食事時刻とし、最後の撮影した時刻から直前に撮影した時刻の差分から食後経過時間を算出する。また、撮影した食事画像の各食品 (およびカロリー) を高精度に識別するサービス FoodLog[19] を用いて、画像中の各食品を識別する。識別後、各食品の糖質量と GI 値を抽出する。

睡眠のデータ収集では、図 2 の (d) 睡眠情報入力画面を使用する。起床または就寝するタイミングでアプリケーション上のボタンを押すことで、ボタンを押した時刻がサーバにアップロードされる。就寝時刻と起床時刻の差分から睡眠時間を算出する。

血糖値のデータ収集では、24 時間連続で収集可能な Freestyle リブレを用いて、血糖値の時系列データを継続

的に取得する。Freestyle リブレを図 3 に示す。センサに付随している小さな針を皮膚の上層部を刺すことで、血糖値を間接的に測定することが可能である。また、サイズが小さいため、装着時と装着間の際にほとんど痛みを与えずデータを収集することが可能である。通常、リーダーや専用のアプリケーションを装着したセンサに近づけ、近距離無線通信 (NFC) で読み取ることで、血糖値データを表示させる。提案システムでは、センサデータを Bluetooth を介して、スマートフォンに送信可能なデバイスをセンサに被せることで、測定値をスマートフォンに自動的に送信する。

ユーザのデータ収集では、嗜好情報と身体情報を収集する。嗜好情報は開発したアプリケーションで好きな食品を入力し、入力された食品の特徴を分析する。分析した嗜好の特徴データを他の食品に応用させることで嗜好度合いを算出する。また、身体情報では、個人の身体的特徴を表す指標として、基礎代謝と BMI を用いる。基礎代謝は人間が身体を動かさない間も、生命活動の維持のために生体内で必要とされるエネルギーであり、BMI はヒトの肥満度を表す指標である。これらは、性別・年齢・身長・体重の 4 つの情報を用いることで算出できるため、アプリケーションを介してユーザから収集する。

5.3 血糖値予測モデル

図 1 (中央上) のデータ分析部では、収集したデータから任意時刻の血糖値を推定するモデルを構築する。Tamaki らの研究 [13] では、血糖値に影響を及ぼす GI 値に着目し、RandomForest を用いた血糖値予測モデルを構築している。本システムも同様の手法を用いて、個人

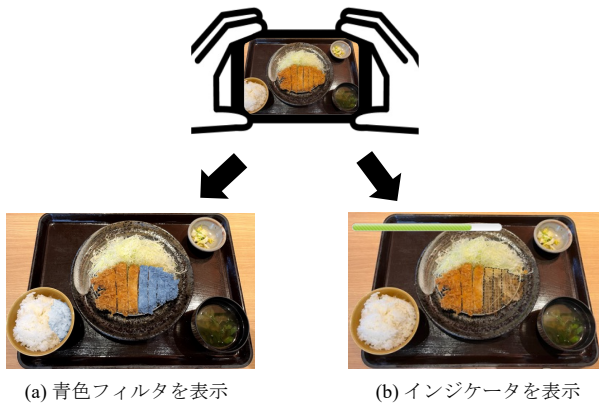


図 4: AR を用いた高糖質食事の抑制のナッジ例

の血糖値変化に対応した血糖値予測モデルを構築する。

5.4 食品・量の選定

図 1 (中央下) のデータ分析部では、行動変容に向けた食品・量を選定する。個人の血糖値予測モデルと入力された食事画像データから、食品を全て食べた際に食後高血糖が発生すると予測した場合、各食品の摂取量を減らすことで、血糖値の上昇を抑える。血糖値に最も影響を与える GI 値に着目し、単位量あたりの GI 値が最も多い食品から摂取量を減らす方法や、ユーザの各食品に対する嗜好や食品の品目数などを考慮し、満足度あたりの GI 値が最も大きな食品から減らすといった方法 (4.2 節のアルゴリズム参照) を設計し、提案システムに組み込む。また、異なる複数の推薦パターンを算出し、推薦の受け入れ率を高める。

5.5 AR とナッジを用いた行動変容

図 1 の右にあるフィードバック部では、食品と量の推定結果を AR を用いて可視化する。AR を用いて可視化する際は、データ収集の際に用いたアプリケーションを使用する。スマートフォンを配膳された食品にかざすことで、データ分析の食品と量の推薦結果をもとに、食後高血糖を回避する各食品の摂取量を、食品に重畳して表示する。

具体例を図 4 に示す。村井らの研究 [20] では、食品に重畳したシースルー型の HMD の青色フィルタを、食事の進行に応じて変化させた際の、食欲と満腹感について調査している。AR で青色フィルタを食品に重畳した状態での食事は、食欲を減衰させつつ満腹感を上昇させることが確認されている。本研究でも、食品・量の算出結果を青色のフィルタを用いて重畳することで、食事行動変容を促す可能性があるため、図 4 の (a) 青色フィルタ表示のようなナッジ案を検討する。また、図 4 の (b) インジケータ表示では、食後高血糖が見込まれる食品を半透明にし、左上にインジケータを表示している。摂取す

る量が推薦摂取量に近づくにつれて、インジケータを減らすようなゲーミング性を持たせることで、食事行動変容を促すナッジを検討する。

6. おわりに

本研究では、糖尿病発症を予防するため、食事場面における継続的な自己管理ができることを目的として、摂取予定の食事から血糖値の上昇を事前に予測し、ナッジを用いた高血糖状態を避ける食事行動変容を促すシステムを提案した。血糖値の予測に基づいて、食事の品目と量をユーザにフィードバックすることで、高血糖を回避することが可能である。また、フィードバックはナッジ手法を用いて自発的かつ継続的に制御することで、食事行動の改善を目指した。

今後の展望としては、提案段階であるアルゴリズムやナッジ手法を検討する。アルゴリズムに関しては、食品の組み合わせによる満足度や制約に栄養バランスを加えるなど、食品の減らし方を工夫する必要がある。ナッジ手法では、図 4 に示すナッジ例以外にも視野に入れ、食事の行動変容を促す最も効果の高い手法を、実験を通して選定する必要がある。また、実装したシステムを用いて、システムに組み込んだナッジによる被験者の食事行動の変化や、食事変容による血糖値への影響を評価し、有効性を検証する。

謝辞

本研究は、JSPS 科研費 JP21K19828 の助成によって行った。

参考文献

- [1] Rhys Williams, Suvi Karuranga, Belma Malanda, Pouya Saeedi, Abdul Basit, Stéphane Besançon, Christian Bommer, Alireza Esteghamati, Katherine Ogurtsova, Ping Zhang, and Stephen Colagiuri. Global and regional estimates and projections of diabetes-related health expenditure: Results from the international diabetes federation diabetes atlas. *Diabetes research and clinical practice*, Vol. 162, p. 108072, 2020.
- [2] 厚生労働省. 令和元年国民健康・栄養調査報告. 2020. <https://www.mhlw.go.jp/content/000711007.pdf>.
- [3] Yanbo Zhang, Xiong-Fei Pan, Junxiang Chen, Lu Xia, Anlan Cao, Yuge Zhang, Jing Wang, Huiqi Li, Kun Yang, Kunquan Guo, et al. Combined lifestyle factors and risk of incident type 2 diabetes

- and prognosis among individuals with type 2 diabetes: a systematic review and meta-analysis of prospective cohort studies. *Diabetologia*, Vol. 63, No. 1, pp. 21–33, 2020.
- [4] Pooja M Desai, Elliot G Mitchell, Maria L Hwang, Matthew E Levine, David J Albers, and Lena Mamykina. Personal health oracle: Explorations of personalized predictions in diabetes self-management. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–13, 2019.
- [5] Andrés-Marcelo Calle-Bustos, M-Carmen Juan, Inmaculada García-García, and Francisco Abad. An augmented reality game to support therapeutic education for children with diabetes. *PloS one*, Vol. 12, No. 9, p. e0184645, 2017.
- [6] Shane Joachim, Abdur Rahim Mohammad Forkan, Prem Prakash Jayaraman, Ahsan Morshed, and Nilmini Wickramasinghe. A Nudge-Inspired AI-Driven Health Platform for Self-Management of Diabetes. *Sensors*, Vol. 22, No. 12, p. 4620, 2022.
- [7] Theresa M Marteau, David Ogilvie, Martin Roland, Marc Suhreke, and Michael P Kelly. Judging nudging: can nudging improve population health? *Bmj*, Vol. 342, , 2011.
- [8] Anneliese Arno and Steve Thomas. The efficacy of nudge theory strategies in influencing adult dietary behaviour: a systematic review and meta-analysis. *BMC public health*, Vol. 16, No. 1, pp. 1–11, 2016.
- [9] Meng Li and Gretchen B Chapman. Nudge to health: Harnessing decision research to promote health behavior. *Social and Personality Psychology Compass*, Vol. 7, No. 3, pp. 187–198, 2013.
- [10] C Leonard Thomas, h. thaler Richard, and r. sunstein cass. nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness. 2008.
- [11] Juan Li and Chandima Fernando. Smartphone-based personalized blood glucose prediction. *ICT Express*, Vol. 2, No. 4, pp. 150–154, 2016.
- [12] Ganjar Alfian, Muhammad Syafrudin, Muhammad Fazal Ijaz, M Alex Syaekhoni, Norma Latif Fitriyani, and Jongtae Rhee. A personalized healthcare monitoring system for diabetic patients by utilizing ble-based sensors and real-time data processing. *Sensors*, Vol. 18, No. 7, p. 2183, 2018.
- [13] Risa Tamaki, Manato Fujimoto, Hirohiko Suwa, and Keiichi Yasumoto. Data Analysis for Developing Blood Glucose Level Control System. In *Adjunct Proceedings of the 2021 International Conference on Distributed Computing and Networking*, pp. 104–109, 2021.
- [14] Yugo Nakamura and Yuki Matsuda. IoT Nudge: IoT Data-driven Nudging for Health Behavior Change. In *Adjunct Proceedings of the 2021 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp '21 Adjunct)*, pp. 51–53, 2021.
- [15] Rei Nakaoka, Yugo Nakamura, Yuki Matsuda, Shinya Misaki, and Keiichi Yasumoto. eat2pic: Food-tech design as a healthy nudge with smart chopsticks and canvas. In *2021 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops (PerCom Workshops '21)*, pp. 389–391, 2021.
- [16] 中岡黎, 中村優吾, 松田裕貴, 三崎慎也, 安本慶一. メシクエ: ご飯を食べて敵を倒す食育ゲームの提案. 第29回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集 (DPSWS '21) , pp. 197–198, 2021.
- [17] YH Kwan, TY Cheng, S Yoon, LYC Ho, CW Huang, EH Chew, J Thumboo, T Østbye, and LL Low. A systematic review of nudge theories and strategies used to influence adult health behaviour and outcome in diabetes management. *Diabetes & Metabolism*, Vol. 46, No. 6, pp. 450–460, 2020.
- [18] Ashenafi Zebene Woldaregay, Eirik Årsand, Ståle Walderhaug, David Albers, Lena Mamykina, Taxiarchis Botsis, and Gunnar Hartvigsen. Data-driven modeling and prediction of blood glucose dynamics: Machine learning applications in type 1 diabetes. *Artificial intelligence in medicine*, Vol. 98, pp. 109–134, 2019.
- [19] FoodLog. Foo.log. <https://www.foo-log.co.jp/>.

- [20] 村井大輝, 竹川佳成, 寺井あすか, 平田圭二ほか. シースルー型 hmd を用いた食べ物への動的な映像効果重畳による食欲減衰手法の提案. 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol. 2022, No. 30, pp. 1-3, 2022.