ユーザ嗜好と栄養摂取基準に基づくレシピ推薦手法の開発

尾関 沙羅 * 小寺 正明 † 石黒 勝彦 † 西村 太一 ‡ 樋口 啓太 †

概要. 日々の献立作成において，栄養バランスの管理は健康維持のために重要であるが，個人の食に対する嗜好を考慮しつつ栄養バランスを両立することは簡単ではない．本研究では，ユーザの食材嗜好及び，1日の栄養バランスに基づいたレシピの推薦手法を提案する．本手法では，嗜好食材に基づく嗜好スコアと，食事摂取基準に基づく栄養ペナルティを設定する．それらを用いてレシピを推薦することで，ユーザに栄養バランスを考慮したレシピ選択を促す．また，提案手法を用いた，1日分の献立を作成するアプリケーションを開発した．アプリケーションでは，レシピで使用している食材の入れ替えや，レシピにない食材の追加を可能にする．シミュレーション及びユーザスタディの結果から，既存の食材のみを考慮した推薦手法よりも良い栄養バランスで1日分の献立作成が可能なことを確認した．

1 はじめに

毎日の食事は，長年にわたり人々の健康に大きな影響を及ぼす．各国の保健機関（例：日本人の食事摂取基準 [12]）は，食事摂取基準のガイドラインを作成しており，炭水化物，タンパク質，脂質，ビタミンなどの栄養素の摂取基準量を定めている．

近年のレシピサイトでは多くのレシピを収録しており，食材名やレシピ名を用いた検索で，所望のレシピを簡単に見つけることができる．しかし，それらのレシピは食事摂取基準には配慮されていない，脂質や塩が過多となる場合がある．また，ユーザの多くは，それぞれの食品にどれだけの栄養素が含まれているかを把握していないため，栄養バランスを考慮せず，個人の食に対する嗜好だけがレシピ選びに反映される可能性がある．

嗜好を考慮しながら，健康に配慮した単品レシピの選択を助けるようなレシピ推薦手法はいくつか提案されている [5, 6]．我々は，1食分の栄養バランスのみに着目するのではなく，1日を通した栄養バランスを考慮することで，無理なく健康的な食事を続けることができると考えている．これは，嗜好を重視した結果1食の栄養が偏っていたとしても，残りの食事で栄養バランスを改善するレシピを選択することができるからである．しかし，1日分の献立は1食分よりも選択するレシピ数が増えるため，毎日レシピを食事摂取基準に従いながらバランスよく組み合わせ続けることは簡単ではない．

そこで本研究では，ユーザの食材嗜好及び，1日の栄養バランスに基づいたレシピの推薦手法を提案する．本手法では，嗜好食材に基づく嗜好スコアと，食事摂取基準に基づく栄養ペナルティを設定する．それらを用いてレシピを推薦することで，ユーザに栄養バランスを考慮したレシピ選択を促す．また，栄養バランスを過度に考慮することで生じ得る満足度の低下を防ぐため，レシピで使用している食材の入れ替えや，レシピにない食材の追加を可能にする．

本研究の主な目的は，食材嗜好と栄養バランスを考慮した1日分の献立を作成する，新しいアプリケーションを開発することである．我々は，図1に示すようなコンポーネントで構成される，1日分の献立を作成する Web アプリケーションを開発した．このアプリケーションでは，嗜好スコアと栄養ペナルティを各レシピで計算し，そのスコアをもとに推薦レシピの一覧を表示する．ユーザは嗜好食材の選択やレシピの決定，レシピに使用されている食材の置き換え，追加をすることができる．そのようなユーザ入力，スコアの計算，推薦レシピの更新を繰り返し，ユーザに栄養バランスを考慮した献立の作成を促す．

本稿では，提案アルゴリズムが嗜好と栄養バランスを両立できるかをシミュレーションによって検証した．また，このアプリケーションを用いて1日の献立を作成するユーザスタディを実施し有効性を確認した．

2 関連研究

個人適応推薦 [8] には，音楽推薦 [17]，スマート通知 [10]，美的画像推薦 [1, 7]，食品推薦 [2, 3] など多くのアプリケーションで重要な研究分野がある．多くのレシピ情報がオンラインで公開されるようになり，レシピ推薦が推薦研究の重要なトピックになりつつある．多くの研究は，栄養情報に基づいた健康的なレシピの推薦 [5, 6, 16] に焦点を当てている．また，個人に合わせてレシピを推薦する個人適応推薦の研究もある [15, 4]．Teng は食材の補完ネットワークに基づいて食材の削除，置き換え，追加を考慮した食材ベースレシピ推薦法を提案した [14]．し

* 東京農工大学
† 株式会社 Preferred Networks
‡ 京都大学

図 1. アプリケーションのコンポーネント

かし，これまでの研究は 1 レシピもしくは 1 食分の推薦に着目した研究がほとんどである．そのため，食事摂取基準に従って複数のレシピを組み合わせながら，1 日分の献立を作成することはまだ簡単ではない．本研究では，ユーザの食材嗜好及び 1 日の栄養バランスに基づいたレシピの推薦手法を提案し，献立作成アプリケーションを提供する．

3 定式化とアルゴリズム

各レシピ $\boldsymbol{r_i} \in \mathbf{R}$ に対して推薦スコア score_i を定義し，このスコアによって推薦を行う．score_i を繰り返し計算することで，推薦レシピを更新する．$\mathbf{R}$ は全 N レシピの集合である．レシピ $\boldsymbol{r_i}$ は食材リスト $\{f_{r_i,1}, f_{r_i,2}, ...\}$ と栄養素リスト $\{e_{r_i,1}, e_{r_i,2}, ..., e_{r_i,L}\}$ を含み，L は基準栄養素数である．$\boldsymbol{Y} = \{f_0, f_1, ..., f_m\}$ は嗜好食材としてユーザが M 個の全食材候補から選択した m 個の食材である．score_i は嗜好スコア $\mathrm{Preference}(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}_i)$ と栄養素ペナルティ $\mathrm{Nutrient}(\boldsymbol{r}_i, \boldsymbol{\zeta})$ から計算される．

$$\mathrm{score}_i = \frac{1 + \mathrm{Preference}(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}_i)}{1 + \mathrm{Nutrient}(\boldsymbol{r}_i, \boldsymbol{\zeta})} \tag{1}$$

$\boldsymbol{\zeta}$ はユーザが選択したレシピ $\{r_j, r_k, ...\}$ のリストである．この推薦は反復的であるため，スコアの計算とレシピの選択を繰り返す．なお $\boldsymbol{\zeta} = \emptyset$（例えば，1 回目の反復）のとき，栄養ペナルティは 0 である．

嗜好スコア $\mathrm{Preference}(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}_i)$ は，各レシピで使用される食材と嗜好食材 $\boldsymbol{Y}$ との一致 $A(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}) = |\boldsymbol{Y} \cap \boldsymbol{r}|$，置き換え $B(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r})$，追加 $C(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r})$ に基づく 3 つの基準の重み付き和である．

$$\mathrm{Preference}(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}) = \alpha A(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}) + \beta B(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}) + \gamma C(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}) \tag{2}$$

ここで，係数 α，β，γ は定数である．食材の置き換えを表す $B(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r})$ は，食材と食材の $M \times M$ 隣接行列 $\mathbb{M}$ を用いて求める．$\mathbb{M}_{i,j}$ には，i 番目の食材が j 番目の食材に置き換え可能な場合は 1，そうでない場合は 0 が入っている．$\mathbb{M}$ は食材置き換えに関する料理の知識に基づいて手作業で作成した．

また，食材の追加を表す $C(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r})$ は，追加可能な食材リスト $\mathbb{P}$ を用いて求める．$\mathbb{P}$ は，対象のレシピと類似したレシピで使用されている食材を参考にして決まる．レシピ間の類似度は非負行列因子法 (NMF [9]) で求めた．i 番目のレシピが j 番目の食材を使用している場合は i, j の要素に 1，それ以外の場合は 0 であるレシピと食材の行列を作成し，この行列に対して NMF を実行する．上位の類似レシピを使用し，類似レシピの食材から追加可能なセットを作成する．全ての実験において，各係数の値を $\alpha = 100$, $\beta = 15$, $\gamma = 10$ とした．

栄養ペナルティ $\mathrm{Nutrient}(\boldsymbol{r}_i, \boldsymbol{\zeta})$ は，栄養量の過不足があるレシピに対してペナルティを加えるものである．食事摂取基準は，条件式 $\mathbb{E} = \{\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, ..., \boldsymbol{e}_L\}$ で表され，l 番目の栄養素の基準 $\boldsymbol{e}_l$ は，摂取量の最小値と最大値を持つ $\boldsymbol{e_l} = \{e_{l,min}, e_{l,max}\}$ で表される．ただし，栄養素の規格によっては，最小値，最大値のどちらか一方しかとならないものもある（例：ビタミン C は摂取量の上限がない）．栄養素ペナルティは，これまで選択したレシピに候補レシピを追加したときに過不足が生じた場合のみペナルティを与える．そのため，候補レシピ r の l 番目の基準栄養素量 $e_{l,r}$ を

Algorithm 1: 嗜好食材と栄養バランスを考慮した1日分の献立を作成するためのレシピ推薦アルゴリズム

Input: $\mathbf{Y} = \{f_1, f_2, ...\}, \mathbf{R} = \{\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, ...\mathbf{r}_N\}$
$\boldsymbol{\zeta} = \{\}$
for $t = 1, ..., T$ **do**
  $\mathbf{scores} = \{\frac{1+\mathrm{Preference}(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r}_i)}{1+\mathrm{Nutrient}(\boldsymbol{r}_i, \boldsymbol{\zeta})}\}$ foreach $\boldsymbol{r}_i \in \boldsymbol{R}$
  $\mathbf{r} = GetSelection(\mathbf{R}, \mathbf{scores})$
  $\boldsymbol{\zeta} \leftarrow \mathbf{r}$
  $\mathbf{Y} = \mathbf{Y} - \mathbf{Y} \cap \mathbf{r}$
end

これまでの選択したレシピ $\hat{r} \in \boldsymbol{\zeta}$ の栄養素値の合計に足した値 $\sum_{\hat{r} \in \boldsymbol{\zeta}} e_{l,\hat{r}l}$ が最大摂取基準 $e_{l,max}$ を超えた場合には，ペナルティ $(e_{l,r} + \sum_{\hat{r} \in \boldsymbol{\zeta}} e_{l,\hat{r}})/e_{l,max} - 1$ を返す．一方で，最小基準 $e_{l,min}$ を下回った場合には $1 - (e_{l,r} + \sum_{\hat{r} \in \boldsymbol{\zeta}} e_{l,\hat{r}})/e_{l,min}$ を返す．

3.1 アルゴリズム

アルゴリズム1に，提案するレシピ推薦手順を示す．$GetSelection(\mathbf{R}, \mathbf{scores})$ はユーザに推薦結果を表示し，ユーザが選択したレシピ $\boldsymbol{r}$ を献立 $\boldsymbol{\zeta}$ に追加する（**scores** は各レシピへのスコア score_i の集合とする）．また，ユーザはレシピで使用する食材の置き換えや追加が可能である．なお，ユーザは入力リスト $\boldsymbol{Y}$ にいつでも食材を追加することができる．T は1日の献立のレシピ数である．

3.2 栄養素・レシピデータ

食材データベースには，日本機構の公式食品成分表「日本食品成分表 2015 版 7 訂 [11]」を使用した．食品成分表には，成分名（2191 成分・食品）とその栄養データ（61 カテゴリー）が収録されている．レシピデータには，キッコーマンホームレシピ[1]1,932 件を使用した．レシピごとに食材名や分量，調理手順などが記載されている．各レシピの成分や栄養素を人数分で割って正規化している．今回使用するレシピには全部で 290 の食材が使用されている．

4 レシピ作成アプリケーション

我々は，提案アルゴリズムに基づく献立作成 Web アプリケーションを開発した．図1にアプリケーション画面の各コンポーネントを示す．まず，ユーザが自分の好みに応じて食材を選択すると，図1(1-2) のように選択された食材が UI 上に表示される．食材を入力すると，提案手法のスコアが高い順に推薦レシピが表示される（図1(3)）．ユーザは，選択したレシピの材料リストを図1(4) のように確認することができる．また，レシピ決定後には，選択した嗜好食材をレシピの食材と置き換えたり，追加したりすることができる．あらかじめ，全てのレシピから主食（お米，麺類）を削除しているため，ユーザは1日分の主食を選択する必要がある（図1(5)）．ユーザは決定したレシピを確認し，図1（6）のようにレシピの詳細ページに移動することができる．赤とグレーのバーはそれぞれ，現在の栄養バランスと食事摂取基準を示している（図1(7)）．レシピを選択すると，図1(8) のように，そのレシピを作るために必要な食材リストが表示される．

図2は1，4，7個目のレシピを選択しているときの栄養素のグラフである．赤のバーは，献立の栄養素を，グレーのバー，は食事摂取基準を示す．黄色のバーは，献立とその時選択しているレシピの総栄養素を示している．

図3はレシピで使用される食材と嗜好食材（図1(2)(4)）の例である．選択した食材リストの ∘ と × のアイコンは，その食材が献立のレシピ全体で使用済みかもしくは未使用であるかを示している．赤色のハイライトは，直近で選択したレシピで使用する食材であることを示す．緑と青のハイライトは，それぞれ入れ替え，追加を推奨していることを示す．

栄養素のガイドラインとして「日本人の食事摂取基準（2015 年版）[12]」を参照した．このガイドラインには 36 種類の栄養素の摂取量が記載されているため，ユーザは 36 種類の栄養基準から自由に対象栄養素をピックアップすることができる．なお，本アルゴリズムは，あらゆる種類の栄養素の摂取目標に対応可能であり，目標となる栄養素の値を調整することで個人に合わせた栄養素の摂取が可能となる（例：高血圧予防のための減塩）．

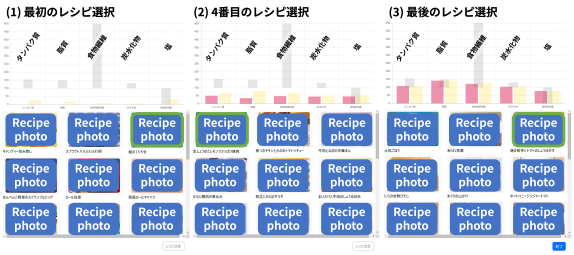

図 2. レシピ選択による栄養素の推移

5 シミュレーション評価

提案アルゴリズムが食事摂取基準を満たすレシピを推薦するかどうか，また食材の好みを推薦に反映するかどうかを確認するためシミュレーションによ

[1] https://www.kikkoman.co.jp/homecook/index.html(Jan. 4, 2022 Accessed.)

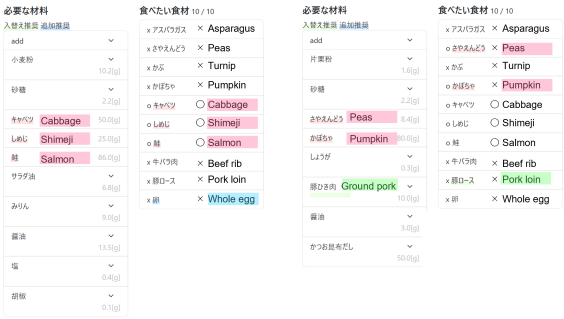

図 3. 選択したレシピで使用される食材

る評価実験を行った．シミュレーションでは，提案手法 (proposed) とベースライン (baseline) を比較した．ベースラインでは，嗜好食材とレシピの食材との一致のみを考慮する．このような食材を基にレシピを検索する方法は，は一般的なレシピサイトでも使われる手法である．具体的には，式 2 の $A(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r})$ のみに基づく手法をベースラインとして使用した．また，食材の入れ替えや追加の有効性を確認するため，(A) 食材の置き換えや追加を許可しない条件と (B) 許可する条件のそれぞれで実施した．

対象栄養素は，タンパク質，脂質，炭水化物，食物繊維，ナトリウムの 5 種類である．表 1 の min と max は，各栄養素の基準摂取量である．シミュレーションでは，日本人の栄養摂取基準 [12] における 18-29 歳の男性の食事摂取基準に対応した．

5.1 手順

シミュレーションでは，ユーザがどのようにアプリケーションを利用し，どのようにレシピを選択するかを参考にした．レシピの候補には主食（米，麺）が含まれていないため，1 日 3 食分の主食として白米 150g を 1,2,4 品目のレシピを選択した後に追加する．以下のシミュレーション手順を 100 回実行した．

1. シミュレータは嗜好食材 (selected ingredients) を野菜 6 種，肉 2 種，きのこ 1 種，魚 1 種の計 10 種になるようにランダムに 1 つ選択する．
2. アルゴリズムは全レシピのスコアを算出し推薦レシピを更新する．
3. シミュレータは推薦されたレシピの中から，最もスコアが高い 5 つのレシピを候補としてランダムに 1 つ選択し，献立に追加する．
4. (B) 条件では，レシピに入れ替えもしくは追加可能食材がある場合，食材を 1 つ 1/2 の確率で入れ替えもしくは追加する．
5. アリゴリズムは選択したレシピで使用した食材を嗜好食材から削除する．
6. 選択したレシピが 1,2,4 品目の場合，白米 150g を献立に追加する．
7. 7 つのレシピが決定するまで (2)-(6) を繰り返す．

5.2 評価

選択した 7 つのレシピから食事摂取基準に対する各栄養素の過不足値を計算した．栄養が食事摂取基準範囲内であれば，過不足値は 0 とした．100 回のシミュレーションで，各栄養素の平均値と標準偏差を計算した．また，7 つのレシピ中で使用する嗜好食材の数 (最大 10) を確認し，アルゴリズムがレシピ推薦における食材の嗜好をどのように反映しているかを確認した．

5.3 シミュレーション結果

表 1 は，シミュレーション調査の結果である．上段は (A) 食材の入れ替えと追加を行わない，下段は (B) 食材の入れ替えと追加を行った結果である．いずれも，提案手法ではベースラインよりも全ての栄養素の過不足の平均値が低くなった．また嗜好食材の使用量については，(A) ではベースラインで多くなり，(B) では提案手法で多くなった．シミュレーションの結果，提案手法では，食事摂取基準を満たそうとするレシピを選択することや，食材の入れ替えが許可されることで嗜好食材を多く使用することができることが分かった．

6 ユーザスタディ

提案手法の効果を調査するため，ユーザスタディを実施した．開発したアプリケーションを用いて，式 2 の $A(\boldsymbol{Y}, \boldsymbol{r})$ のみに基づくベースラインの検索手法と，提案手法それぞれで 1 日の献立を作成した．アプリケーションの GUI はどちらも同じである．

ユーザスタディの参加者は 11 名（女性：1 名，男性：10 名，平均年齢 36.5 歳（SD：8.94））であり，料理経験は様々であるが，全員が日常生活における健康的な食生活に関心を持っている．

6.1 手順

ユーザ調査のセッションは全てオンラインで行った．タスクを開始する前に，アプリケーションの使用方法を説明し，練習をした．全ての参加者は，ベースラインと提案手法の両方でタスクを実行したが，タスクを行う順序は，全ての参加者についてランダムであり，どちらがベースラインでどちらが提案手法なのかやその違いなどはユーザには知らせていない．選択する嗜好食材は 10 種類程度とし，どちらの手法でも，食材の入れ替えや追加が可能である．また．対象となる栄養素は，タンパク質，脂質，炭水化物，食物繊維，塩である．

表 1. 食事摂取基準とシミュレーション結果

(A) 食材の置き換えや追加を許可しない

栄養素名	最小	最大	平均摂取量 (SD)		過不足 (SD)	
			proposed	baseline	proposed	baseline
タンパク質	86g	133g	97.39g(12.22)	112.88g(28.19)	**0.75** (2.04)	6.15 (13.70)
脂質	59g	88g	78.88g(18.01)	93.52g(26.44)	**0.64** (2.46)	14.21 (17.85)
炭水化物	331g	431g	276.45g(41.92)	267.66g(38.19)	**56.34** (38.89)	66.08 (29.11)
食物繊維	20 g	N/A	27.16g(6.61)	25.54g (5.96)	**0.10** (0.42)	0.14 (0.56)
塩	N/A	8.0g	8.98g(1.37)	12.96g (3.02)	**1.08** (1.27)	4.96 (3.02)
選択食材の平均使用数			proposed	baseline		
			8.02 (1.15)	**8.15** (1.03)		

(B) 食材の置き換えや追加を許可

栄養素名	最小	最大	平均摂取量 (SD)		過不足 (SD)	
			proposed	baseline	proposed	baseline
タンパク質	86g	133g	97.29g(12.22)	107.88g(27.15)	**1.16** (3.03)	5.49 (11.84)
脂質	59g	88g	73.89g(10.53)	87.71g(24.21)	**1.10** (4.55)	10.47 (14.89)
炭水化物	331g	431g	278.55g(41.92)	269.57g(32.88)	**53.93** (32.80)	62.19 (30.97)
食物繊維	20 g	N/A	28.38g(5.96)	27.59g (7.82)	**0.07** (0.45)	0.27 (0.93)
塩	N/A	8.0g	9.05g(1.25)	12.77g (2.81)	**1.13** (1.16)	4.77 (2.81)
選択食材の平均使用数			proposed	baseline		
			8.96 (1.34)	8.34 (1.34)		

表 2. ユーザスタディの結果

栄養素名	最小	最大	平均摂取量 (SD)		過不足 (SD)		p-value
			proposed	baseline	proposed	baseline	
タンパク質	86g	133g	97.27g (11.19)	126.24g (17.60)	**0.00** (0.00)	4.68 (7.99)	**0.043***
脂質	59g	88g	78.88g (18.01)	108.93g (25.61)	**4.11** (11.18)	22.39 (23.96)	**0.050**†
炭水化物	331g	431g	336.27g (54.66)	328.55g (74.67)	**18.45** (30.56)	35.98 (31.20)	0.283
食物繊維	20 g	N/A	36.60g (4.87)	35.82g (9.82)	0.00 (0.00)	0.00 (0.00)	N/A
塩	N/A	8.0g	9.31g (1.50)	12.83g (3.06)	**1.48** (1.27)	4.83 (3.06)	**0.006****

6.2 評価

選択した7つのレシピから食事摂取基準に対する各栄養素の過不足値を計算した．栄養が食事摂取基準範囲内であれば，過不足値は0とした．各栄養素で参加者の平均値と標準偏差を計算した．また，7つのレシピ中で使用する嗜好食材の数を確認した．参加者は両手法でタスク終了後アンケートに回答した．事後アンケートでは，献立や栄養バランスの満足度などを質問項目とした． 参加者は5段階評価（そう思わない＝1，どちらでもない＝3，そう思う＝5）で質問に回答した．

6.3 ユーザスタディ結果

表2は，レシピ選択タスクの定量的な結果であり，11人の参加者の各栄養素量の平均と過不足値の平均を含んでいる．提案手法では，タンパク質，脂質，炭水化物，ナトリウムの過不足値が，ベースライン条件よりも少なくなっている．食物繊維については，両条件とも過不足値はゼロであった．

表 3. 提案手法とベースラインに対するアンケート結果．Q1：選択したレシピへの満足度．Q2：選択したレシピの栄養バランスの主観評価

	対象	平均	標準偏差	中央値
Q1	proposed	**3.82**	1.11	**4**
	baseline	3.00	0.95	3
Q2	proposed	3.36	0.88	3
	baseline	2.63	0.77	2

Wilcoxon 符号順位検定での有意性については，タンパク質（$p < 0.05$）とナトリウム（$p < 0.01$）で有意差が認められた．

表3は，参加者11名の回答結果である．Q1ではレシピ選択のユーザ満足度，Q2ではユーザが感じる栄養バランスについて確認した．Q1では，提案条件がベースライン条件よりも平均値，中央値が高

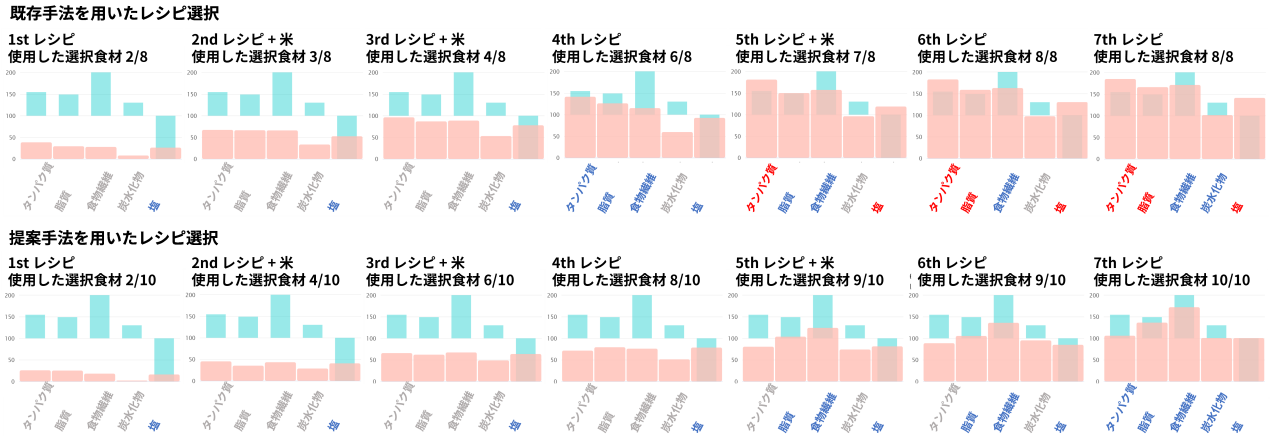

図 4．7 つのレシピを選択した際の栄養バランスの推移

くなった．また，Q2 でも提案条件の方がベースライン条件よりも平均値，中央値が高くなった．

実験中，参加者は自由に提案レシピの詳細ページを見ることができたため，提案手法を使った方がより多く詳細を見る傾向があり，タスク実施時間は提案条件とベースライン条件でそれぞれ 601.1 秒 (SD: 869.8)，421.5 秒 (SD: 463.1) となった．

7　議論

シミュレーションの結果，提案アルゴリズムは食材の一致のみでレシピを推薦するベースラインと比較して，食事摂取基準をより満たすようなレシピを選択できた．食材の置き換えを行わない場合，提案アルゴリズムは，栄養素の使用量がベースラインよりも少なくなった．しかし，置き換えと追加を行った場合，提案アルゴリズムは，嗜好食材の使用量においてベースラインを上回った．これは，提案アルゴリズムが推薦スコアの計算において，食材の置き換えと追加を考慮するためである．

ユーザ調査の結果，提案手法によるレシピ推薦の有効性が示され，ユーザは栄養バランスの取れた献立を作成できた．特に，塩の測定値は摂取基準を超えないように低塩分レシピが推薦されたことで，ベースラインと比較して大幅に減少した．多くの健康指針で，ナトリウムの過剰摂取は健康に深刻な影響を与えることが報告されているため，日々の食事において摂取基準に従うことが望ましい [13]．図 4 は，提案手法とベースラインにおける献立の栄養素推移を示している．赤が献立栄養素で，青が食事摂取基準である．ベースラインでは，栄養ペナルティを考慮していないため，3 つの栄養素が基準摂取量を超えている．一方提案手法では，食事摂取基準を満たすような献立を作成できた．この結果から，提案手法は栄養バランスの制約に適応し，食事摂取基準に基づいて推薦スコアを更新していることが分かった．

定性的フィードバックでは，表 3 の Q1 より，提案手法の方がベースラインよりもレシピ選択の満足度が高いことが分かった．自由記述では,「栄養バランスを考えてレシピを構成できた」など，提案手法の推薦結果を好意的に受け止めていることが分かった．また,「食材を入れるだけでレシピの提案が見られるのが使いやすい」,「好きな食材をいくつか入れると，それをカバーするようにおすすめレシピが変わり，栄養素を見ながらレシピを選べるのがうれしい」など機能に対するポジティブな意見が挙がった．一方で,「減塩メニューを優先的に提案してほしい」,「1 週間など，より長期的なレシピを選択できるようにしてほしい」という要望もあった．

8　まとめと今後の課題

本研究では，ユーザの食材に対する嗜好を考慮した上で，食事摂取基準を満たすように推奨レシピを更新するレシピ推奨アルゴリズムを提案した．また，提案手法を用いて，1 日分の献立を作成することができるアプリケーションを開発した．提案手法による推薦と，アプリケーションによる食材検索を比較するシミュレーションとユーザスタディを実施した．その結果，提案手法を用いたレシピ推薦により，ユーザは栄養バランスの取れた 1 日分の献立を作成できた．さらに，選択したレシピに対する参加者の満足度が向上した．

今後の課題は，ユーザ個人に最適化した情報を利用することである．提案するアルゴリズムは，あらゆる食材，レシピ，栄養基準を適応させることができるが，我々のユーザ研究では，限られた情報のみを使用した．したがって我々は，ユーザに最適化された栄養素接種要件を入力できるように拡張することを計画している．また，食事制限などのユーザ入力に基づいたパーソナライズされた推薦を提供する追加のユーザ実験の実施を計画している．

参考文献

[1] H. Cramer, V. Evers, S. Ramlal, M. Someren, L. Rutledge, N. Stash, L. Aroyo, and B. Wielinga. The Effects of Transparency on Trust in and Acceptance of a Content-Based Art Recommender. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 18(5):455–496, nov 2008.

[2] D. Elsweiler, M. Harvey, B. Ludwig, and A. Said. Bringing the" healthy" into Food Recommenders. *DMRS*, 1533:33–36, 2015.

[3] D. Elsweiler, C. Trattner, and M. Harvey. Exploiting Food Choice Biases for Healthier Recipe Recommendation. In *Proceedings of the 40th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '17, p. 575–584, New York, NY, USA, 2017. Association for Computing Machinery.

[4] J. Freyne and S. Berkovsky. Intelligent food planning: personalized recipe recommendation. In *Proc. IUI*, pp. 321–324, 2010.

[5] M. Ge, F. Ricci, and D. Massimo. Health-aware Food Recommender System. In *Proc. RecSys*, pp. 333–334, 2015.

[6] E. Gorbonos, Y. Liu, and C. T. Hoàng. NutRec: Nutrition Oriented Online Recipe Recommender. In *Proc. WI*, pp. 25–32, 2018.

[7] K. Higuchi, H. Tsuchida, E. Ohn-Bar, Y. Sato, and K. Kitani. Learning Context-Dependent Personal Preferences for Adaptive Recommendation. *ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, 10(3), nov 2020.

[8] S. Kulkarni and S. F. Rodd. Context Aware Recommendation Systems: A review of the state of the art techniques. *Computer Science Review*, 37:100255, 2020.

[9] D. D. Lee and H. S. Seung. Learning the Parts of Objects by Non-Negative Matrix Factorization. *Nature*, 401(6755):788–791, 1999.

[10] A. Mehrotra, R. Hendley, and M. Musolesi. PrefMiner: Mining User's Preferences for Intelligent Mobile Notification Management. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '16, pp. 1223–1234, New York, NY, USA, 2016. ACM.

[11] S. Ministry of Education Culture Sports and Technology. STANDARD TABLES OF FOOD COMPOSITION IN JAPAN - 2015 - (Seventh Revised Version). online, 2015. Jan. 4, 2022 Accessed.

[12] L. Ministry of Health and Welfare. Dietary Reference Intakes for Japanese (2015). online, 2015. Jan. 4, 2022 Accessed.).

[13] W. H. Organization. Guideline: sodium intake for adults and children. online, 2012. Jan. 4, 2022 Accessed.).

[14] C.-Y. Teng, Y.-R. Lin, and L. A. Adamic. Recipe Recommendation Using Ingredient Networks. In *Proceedings of the 4th Annual ACM Web Science Conference*, WebSci '12, p. 298–307, New York, NY, USA, 2012. Association for Computing Machinery.

[15] N. Twomey, M. Fain, A. Ponikar, and N. Sarraf. Towards Multi-Language Recipe Personalisation and Recommendation. In *Proc. RecSys*, pp. 708–713, 2020.

[16] W. Wang, L. yu Duan, H. Jiang, P. Jing, X. Song, and L. Nie. Market2Dish: Health-aware Food Recommendation. *ACM. TOMM*, pp. 1–19, 2021.

[17] X. Wang, Y. Wang, D. Hsu, and Y. Wang. Exploration in Interactive Personalized Music Recommendation: A Reinforcement Learning Approach. *ACM Trans. Multimedia Comput. Commun. Appl.*, 11(1), sep 2014.