

ウェルビーイングに有益な User eXperience を考慮できる 自立献立作成システムの開発

Parallel Distributed Processing
of a Multiobjective Genetic Algorithm
for Automatic Menu Planning Using Web Information

堀由隆 (Yoshitaka Hori)
u120040@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学 工学部 情報工学科 情報基盤工学講座

N-210, 11:25-12:40 Moneday, February 10, 2025.

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

1.1 本研究の背景

2/27

1. はじめに

2. UX を考慮した
献立作成支援

3. UX が反映され
るシステム

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

背景

ウェルビーイング (Well-being) は、身体的、精神的、社会的な健康の調和がとれた状態を指し、日々の生活の中でその実現が重要視されている。食事はウェルビーイングに直結する要素のひとつであり、健康を維持するための栄養バランスだけでなく、食事を楽しむこと、家族や仲間と共有することで得られる精神的な満足感も含まれる。特に現代では、働き方の多様化や忙しい生活環境により、家庭での献立作成が精神的負担となる場合があり、この負担がウェルビーイングの低下につながる可能性がある。

1.2 本研究の目的

3/27

1. はじめに

2. UX を考慮した
献立作成支援

3. UX が反映され
るシステム

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

目的

さらに、ウェルビーイングの観点からは、栄養的な最適化だけでなく、「その献立がどれだけ自分にとってふさわしいか」を評価する UX（ユーザーエクスペリエンス）も重要である。例えば、食材の入手しやすさや調理の簡便さ、食事の時間帯やその日の気分に合った提案があることで、利用者は自分の生活にフィットした献立を選択でき、食事準備に対するストレスが減るだけでなく、食事そのものへの満足度も高まる。

以上の背景から、本研究ではウェルビーイングの向上を目的として、UX を重視した献立作成システムを提案する。このシステムは、栄養と効率性、個別化された提案を統合し、日々の献立作成をサポートすることで、利用者の生活全体をより豊かにすることを目指す。

1.2 本研究の目的

4/27

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



図1 献立作成のイメージ



図2 ウェルビーイング5つの指標

2.1 ウェルビーイングと UX

5/27

- 1. はじめに
- 2. UX を考慮した
献立作成支援
- 3. UX が反映され
るシステム
- 4. 提案手法
- 5. 数値実験
- 6. おわりに

ウェルビーイング

ウェルビーイング (well-being) とは、個人の健康や幸福、生活全体の質を示す包括的な概念であり、身体的、精神的、社会的、経済的な側面が相互に関連する多次元的な状態を指す。一般的に、ウェルビーイングは単なる健康状態にとどまらず、個人が自らの生活に満足しているか、心理的に充実しているか、社会的に適応しているか、そして経済的に安定しているかをも含む広範な指標である。

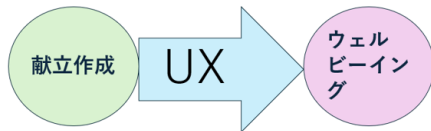
ウェルビーイング, UX, 献立作成プログラムへの関連

ウェルビーイングは、健康状態や生活習慣、精神的充足感を考慮した献立作成に重要である。本プログラムでは、栄養バランス、ユーザーの嗜好や生活習慣にマッチした提案提案を行い、ユーザーの全体的な幸福度向上を目指す。また、ユーザーのニーズや生活習慣に合った提案を通じて、満足度を高め、継続的な利用を支援する。

2.1 ウェルビーイングと UX

6/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



©2025 niantic, inc. . (n.d.). Pokémon
GO. Retrieved February 10, 2025,
from <https://pokemongolive.com/ja/>

図3 ウェルビーイングを高めるUXの例

2.2 多目的最適化としての献立作成

7/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

多目的最適化

献立作成システムは、決められた制約条件の中で、目的関数を最大または最小となるパラメータの、組み合わせの解を探索する、組み合わせ最適化問題として捉えられる。献立作成における制約条件として、栄養素を最低でどれだけとるか、カロリーをどのくらい制限するか、などが挙げられる。また、目的関数として、調理時間と調理コストの最小化が挙げられる

2.2 多目的最適化としての献立作成

8/27

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

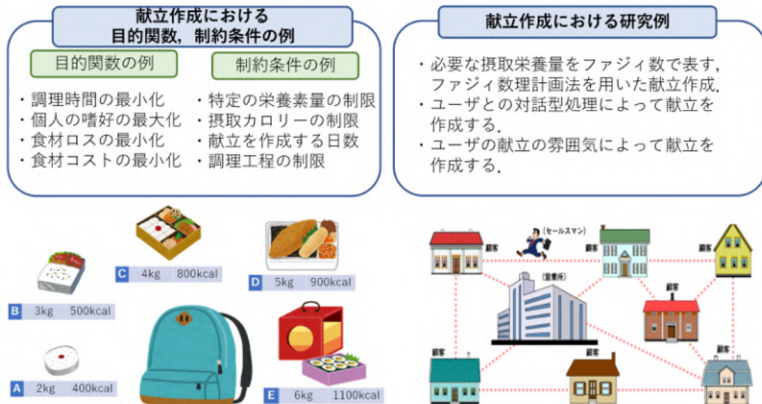


図4 最適化問題の例

2.3 スクレイピングによるデータ収集

9/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

Web 上のレシピデータを活用

システムに使用するするレシピとしてレシピサイト「ボブとアンジー」「eatsmart」「おいしい健康」から、料理レシピデータ（必要材料、摂取栄養量、カロリーなど）をスクレイピングし、参照する。食品価格動向を調査しているサイト「小売物価統計調査による価格調査」から様々な食品とその価格データをスクレイピングする。次に、料理レシピデータの食材と食材価格データの食材を照らし合わせて食材コストを計算する。

2.3 スクレイピングによるデータ収集

10/27

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

Webから取得するデータのイメージ



レシピサイト・ポブとアンジーにおける料理レシピ情報

よく見られる商品
ユーザーの関心が高い商品を掲載しています。

商品名	価格
みょうが	299円 (+80円)
レタス	249円 (+100円)
ピーマン	249円 (+10円)
ほうれん草	299円 (+100円)
小松菜	199円 (+80円)

もっと見る

最近値上がりした商品
過去1週間値上げのあった商品を掲載しています。

商品名	価格
《令和4年度》山形県産 かつや姫	4,350円 (+400円)
《令和4年度》青森県産 舞姫の舞姫	4,350円 (+400円)
《令和4年度》千葉県産 舞姫の舞姫	3,790円 (+300円)
宮城県産 舞姫の舞姫	4,150円 (+300円)
秋田県産 舞姫の舞姫	2,150円 (+200円)

食品価格推移調査サイトの例

スクレイピングする主なデータ

- 料理レシピ名
- 調理時間
- 摂取カロリー
- 摂取栄養名
- 摂取栄養量
- 必要食材名
- 必要食材料
- 作り方
- 画像URL
- 食材価格
- 販売単位
- 食材名



Webデータ活用の流れ

図5 スクレイピングの流れ

3.1 制限食を考慮した対話型献立作成

11/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

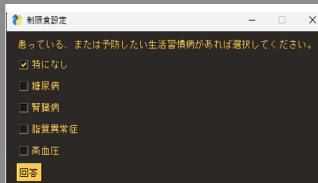
対話型システム

スライダー機能を活用して、調整可能なパレート解を基に順位付けされた献立を表示し、ユーザーのニーズに応じた柔軟な選択を可能にする。さらに、制限食の提案では、個人の健康状態や生活習慣病への対応を重視。制限食は、疾病の予防や改善、悪化防止に寄与し、健康管理において重要な役割を果たしている。

3.1 制限食を考慮した対話型献立作成

12/27

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



制限食設定

思っている、または予防したい生活習慣病があれば選択してください。

☒ 特になし

☐ 糖尿病

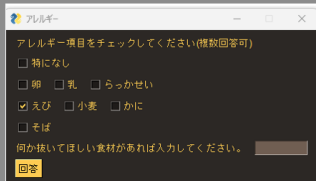
☐ 腎臓病

☐ 脂質異常症

☐ 高血圧

回答

図6 生活習慣病の選択画面



アレルギー

アレルギー項目をチェックしてください(複数回答可)

☐ 特になし

☐ 卵 ☐ 乳 ☐ うっかせい

☒ えび ☐ 小麦 ☐ かに

☐ そば

何か抜いてほしい食材があれば入力してください。

回答

図7 アレルギー項目の選択画面

表1 生活習慣ごとの制約条件

	糖尿病	腎臓病	脂質異常症	高血圧
たんぱく質(g)	健常者と同じ	標準体重当たり 0.6~0.7g	健常者と同じ	健常者と同じ
脂質(g)	総エネルギーの 15~25%	健常者と同じ	総エネルギーの 15%以下	健常者と同じ
炭水化物(g)	100g/日以下	健常者と同じ	健常者と同じ	健常者と同じ
塩分(g)	設定なし	3.0g/日以上6.0g/日以下	設定なし	6.0g/日未満
食物繊維(g)	20.0g/日以上	設定なし	20.0g/日以上	20.0g/日以上
カリウム(mg)	設定なし	1500mg/日以下	設定なし	3510mg/日以上
コレステロール(mg)	設定なし	設定なし	200mg/日以下	設定なし

3.3 ロジスティック回帰分析

13/27

ロジスティック回帰分析とは

ロジスティック回帰分析は、質的変数（二値変数）を目的変数とし、その発生確率を説明変数から予測する統計的手法である。

- ****本システム内での使用例****：
 - UX 項目（例：調理できそうか）の推定
 - ユーザーが献立を調理可能と評価する確率の予測

- ****応用例****：ユーザの購買予測、患者の病気の発症の有無

1. はじめに

2. UX を考慮した
献立作成支援

3. UX が反映され
るシステム

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

3.1 制限食を考慮した対話型献立作成

14/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

ロジスティック関数

$$P(Y = 1|X) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k)}}$$

記号

従属変数 Y が1となる確率: $P(Y = 1|X)$

切片(定数項): β_0

各説明変数の係数: $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$

説明変数: X_1, X_2, \dots, X_k

1次元データでの解析例

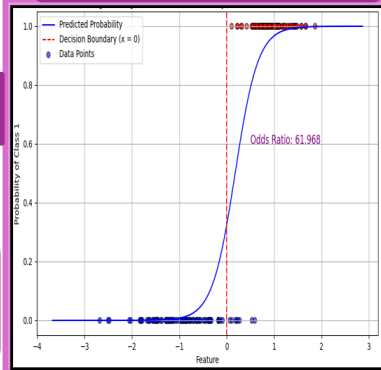


図8 ロジスティック回帰分析のイメージ

4.1 UX データの収集

15/27

- 1. はじめに
- 2. UX を考慮した献立作成支援
- 3. UX が反映されるシステム
- 4. 提案手法
- 5. 数値実験
- 6. おわりに

UX 項目の質問

1. 食材は入手しやすいか？
日常的に手に入りやすい食材を選ぶことで、献立の実行可能性を高めるため。
2. 普段では思いつかない献立か？
マンネリを防ぎ、新しい料理を提案して満足度を向上させるため。
3. 時間帯にふさわしい献立か？
朝昼夕それぞれの時間帯に適した料理を提供するため。
4. 調理できそうか？
ユーザーのスキルや手間を考慮した現実的な要素を反映し、実際に作りやすい献立を提案することで、システムの利用価値を高めるため。

4.1 UX データの収集

16/27

朝食

ひまわりご飯



調理時間	摂取カロリー	食材コスト
60分	521kcal	200円

レシピデータを参照し、
ユーザは評価を行う

栄養名	栄養素量	食材名	食材量	作り方
たんぱく質	9.4g	もち米	270ml(1.5合)	(1)もち米、米は洗って水気を切ります。(2)電子ジャー付き ガス炊飯器の炊飯がまに入れ、酒、塩を加え、水加減し、軽 く混ぜ、20分間沸水させます。(3)とうもろこしをのせて炊 きます。(4)炊き上げれば、全体を軽く混ぜ合わせます。
脂質	1.8g	米	270ml	
炭水化物	109.7g	酒	大さじ3	
糖質	108.2g	塩	小さじ1・1/2	
食塩相当量	2.2g	とうもろこし(ゆで粒)	100g	
食物繊維	1.5g	NAN	NAN	
ビタミンA	1.0mg	NAN	NAN	
ビタミンB1	0.17mg	NAN	NAN	
ビタミンB2	0.05mg	NAN	NAN	
ビタミンB6	0.2mg	NAN	NAN	
ビタミンB12	0.0μg	NAN	NAN	
ビタミンC	2.0mg	NAN	NAN	
ビタミンD	0.0μg	NAN	NAN	
ビタミンE	0.3mg	NAN	NAN	
ビタミンK	0.0μg	NAN	NAN	
カルシウム	201.0mg	NAN	NAN	

1. 食材は入手しやすいものか

☐ Yes ☐ No

2. 普段では思いつかない料理か

☐ Yes ☐ No

3. 時間帯に沿った料理か

☐ Yes ☐ No

4. 調理できそうか

☐ Yes ☐ No

入力データ

レシピデータ

name	Q1	Q2	Q3	Q4	レシピ名	調理時間	摂取カロリー	コスト	時間帯	カテゴリ
A.B	1	1	0	0	3ひまわりご飯	60	521	200	19.4g	109.7g
A.B	0	1	1	0	57 そぼろ飯	45	704	198	2.23g	121.3g
A.B	1	0	0	1	110 アーチヤム	45	261	146	2.9g	20.6g
A.B	1	0	0	1	186 チーズオムレツ	45	334	145	2.19g	4.2g
A.B	0	1	1	0	206 天竺湯け(かん)	15	449	302	3.14g	77.1g
A.B	0	1	0	1	351 れんこんと巻!	15	163	160	3.27g	18.8g
A.B	1	1	0	0	389 松とキャツパ	15	224	183	3.8g	19.8g
調理済み	1	1	0	0	3ひまわりご飯	60	521	200	1.94g	109.7g
調理済み	0	0	1	1	57 そぼろ飯	45	704	198	2.23g	121.3g
調理済み	1	0	1	0	110 アーチヤム	45	261	146	2.9g	20.6g
調理済み	0	0	1	1	186 チーズオムレツ	45	334	145	2.19g	4.2g
調理済み	1	1	0	0	206 天竺湯け(かん)	15	449	302	3.14g	77.1g
調理済み	1	1	0	0	351 れんこんと巻!	15	163	160	3.27g	18.8g
調理済み	1	0	1	0	389 松とキャツパ	15	224	183	3.8g	19.8g
調理済み	0	1	0	1	4 レバーと胡麻	15	176	294	1.15g	12.7g
調理済み	1	0	0	1	45 オレンジの電	45	174	602	2.11g	12.5g
調理済み	1	1	0	0	113 コーンとにん	45	296	540	2.11g	16.4g
調理済み	0	0	1	1	120 まのこのピツ	45	439	153	2.17g	58.5g
調理済み	1	1	1	1	148 しらすたまのき	15	33	200	3.12g	5.6g
調理済み	1	1	0	1	242 二色シリアル	45	181	473	3.12g	3.3g
調理済み	1	1	1	1	286 のうとん	10	26	158	3.23g	5.2g
調理済み	1	0	1	0	16 ごまオムレツ	10	68	391	2.47g	4.1g
調理済み	0	0	0	0	107 キロキム	10	83	358	2.37g	16.4g
調理済み	0	0	0	0	189 サロシロのバ	10	84	259	2.14g	5.6g
調理済み	0	0	0	0	204 プラトマの	10	106	251	2.17g	12.3g
調理済み	0	0	0	0	312 ごぼうとピー	10	162	395	3.33g	8g

図9 UX項目の収集

4.2 UX を考慮した献立作成

17/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

NSGA-II

NSGA-II を用いて、ユーザが選択した目的関数の最適化を行う。

NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) は、多目的最適化問題を解くための進化的アルゴリズム。遺伝的アルゴリズムの一種で、複数の目的関数を同時に最適化する際に用いられる。NSGA-II は、目的関数間でトレードオフがある場合でも、効率的にパレート最適解を探索できるため、複数の解候補を提供するのが特徴。システムや問題に合わせて柔軟に適用できる。

4.2 UX を考慮した献立作成

18/27

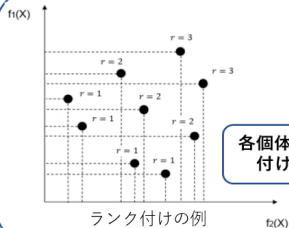
1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

NSGA-IIの特徴

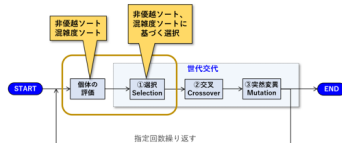
NSGA-IIの特徴

- ・ 非優越ソート
- ・ 混雑度トーナメント選択

非優越ソート



NSGA-II の流れ



混雑度トーナメント選択

$$\text{混雑距離} : CD(x^{(i)}) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k |\tilde{f}_j(x^{i+1}) - \tilde{f}_j(x^{i-1})|$$

- ・ 個体 i のランクが個体 j のランクよりも優れている。
- ・ 個体 i と個体 j はともに同じランクであり、 i の混雑距離が j よりも優れている。

4.2 UX を考慮した献立作成

19/27

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

SMOTE

SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) は、不均衡なデータセットに対処するための手法で、少数派クラスのサンプルを合成的に生成する方法である。具体的には、少数派クラスのデータポイント間で新たな合成サンプルを作成することで、データセットのバランスを取る。SMOTE は、各少数派クラスのデータポイントを選び、その近隣のサンプルとの線形補間を行って新しいデータポイントを生成する。

4.2 UX を考慮した献立作成

20/27

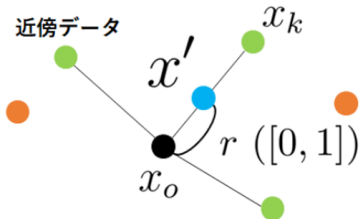


図10 SMOTEの例

- 1 任意の少数クラスのサンプル x_i を選択する。
- 2 x_i の近傍サンプル x_k (例えば、最近傍の k 個のサンプル) を特定する。
- 3 新しいサンプル x' は、次の式に基づいて生成される：

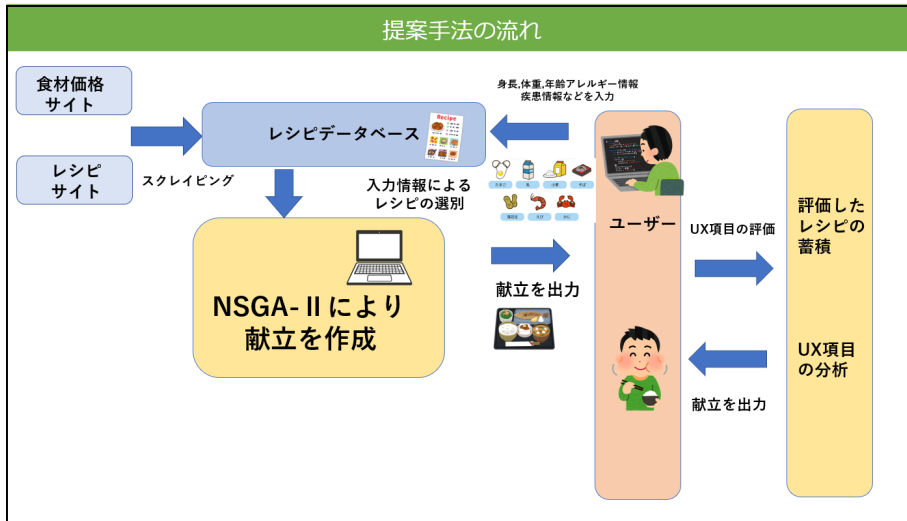
$$x' = x_i + r(x_k - x_i)$$

ここで、 r はランダムに選ばれる値 (0 と 1 の間) で、 x_k は選ばれた近傍サンプル

4.3 提案システムの流れ

21/27

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



5.1 数値実験の概要

22/27

被験者にシステムを使用してもらい、ユーザーが重視する UX 項目が適切に反映されているかを評価した。その結果、ユーザーが繰り返しフィードバックを行うことで、モデルが出力する献立が UX 項目においてより高い評価を得るようになる過程を確認した。このあと動画で説明する。

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

5.2 数値実験の結果

23/27

UX 項目を考慮した献立推薦の効果を検証するため、ロジスティック回帰分析の結果をもとにした献立推薦の前後で精度、適合率、再現率、および F 値を比較し、片側の t 検定を実施した。帰無仮説として「UX 項目を考慮した推薦によって指標に有意な差が生じない」を設定し、対立仮説として「UX 項目を考慮することで指標が改善される」を設定した。

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

5.2 数値実験の結果

24/27

表3 再現率の変化

再現率	推薦前	推薦後	変化率
q1	0.83766	0.82108	-0.0198
q2	0.52894	0.85	0.60699
q3	0.39145	0.65694	0.67822
q4	0.74164	0.8634	0.16417
平均値	0.62492	0.79786	0.3574

表4 精度の変化

精度	推薦前	推薦後	変化率
q1	0.42857	0.59524	0.38889
q2	0.49206	0.77778	0.58065
q3	0.36508	0.5873	0.6087
q4	0.66667	0.7619	0.14286
平均値	0.4881	0.68056	0.43027

表5 適合率の変化

適合率	推薦前	推薦後	変化率
q1	0.41667	0.75304	0.80729
q2	0.60684	0.88442	0.45742
q3	0.53704	0.75966	0.41455
q4	0.79206	0.85307	0.07702
平均値	0.58815	0.81255	0.43907

表6 F値の変化

F値	推薦前	推薦後	変化率
q1	0.65518	0.77718	0.1862
q2	0.52983	0.864	0.6307
q3	0.45208	0.69818	0.54439
q4	0.76441	0.85352	0.11657
平均値	0.60038	0.79822	0.36946

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

5.2 数値実験結果の考察

25/27

システムの流れ

再現率を除く精度、適合率、F 値で有意な向上が確認され、UX 項目を考慮することで推薦精度や信頼性が向上したことが示された。一方、再現率には有意差が認められず、さらなる改善の余地があることが分かった。特に適合率の向上は、誤った推薦が減少し、推薦の信頼性が向上したことを示唆している。これにより、UX 項目の考慮がユーザー体験の向上に貢献する可能性が示された。

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

5.2 数値実験結果の考察

26/27

表7 再現率 t 検定の結果

	推薦前	推薦後
平均	0.62492	0.79786
分散	0.04087	0.00914
観測数	4	4
ピアソン相関	0.69836	
仮説平均との差異	0	
自由度	3	
t	-2.2798	
P(T<=t) 片側	0.05348	
t 境界値 片側	2.35336	
P(T<=t) 両側	0.10695	
t 境界値 両側	3.18245	

表8 精度の t 検定の結果

	推薦前	推薦後
平均	0.4881	0.68056
分散	0.01686	0.01068
観測数	4	4
ピアソン相関	0.78149	
仮説平均との差異	0	
自由度	3	
t	-4.7501	
P(T<=t) 片側	0.00885	
t 境界値 片側	2.35336	
P(T<=t) 両側	0.0177	
t 境界値 両側	3.18245	

表9 適合率の t 検定の結果

	推薦前	推薦後
平均	0.58815	0.81255
分散	0.02465	0.00438
観測数	4	4
ピアソン相関	0.72211	
仮説平均との差異	0	
自由度	3	
t	-3.79	
P(T<=t) 片側	0.01611	
t 境界値 片側	2.35336	
P(T<=t) 両側	0.03222	
t 境界値 両側	3.18245	

表10 F値の t 検定の結果

	推薦前	推薦後
平均	0.60038	0.79822
分散	0.01896	0.00595
観測数	4	4
ピアソン相関	0.56868	
仮説平均との差	0	
自由度	3	
t	-3.4933	
P(T<=t) 片側	0.01984	
t 境界値 片側	2.35336	
P(T<=t) 両側	0.03967	
t 境界値 両側	3.18245	

1. はじめに
2. UX を考慮した
献立作成支援
3. UX が反映され
るシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

1. はじめに
2. UX を考慮した献立作成支援
3. UX が反映されるシステム
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

まとめ

本研究では、Web 上のレシピデータを活用し、UX 項目を考慮した自動献立システムの開発と提案をした。

- ・ユーザーの身体情報や UX 項目を考慮した個別化された提案を行えることにより、ユーザー一人ひとりの健康状態に適した献立の作成が可能となった
- ・最適化させる目的関数に UX 項目をユーザが選択できるようにした
- ・ユーザが選択した UX 項目が実際に考慮されているかを有意差検定で評価した

今後の課題

- ・モデルの精度向上・ロジスティック回帰分析に使う変数の選択