

生理指標を用いた料理推薦システムの開発

Development of a Dish Recommendation System using Physiological Indicators

中央大学大学院 理工学研究科 経営システム工学専攻

博士課程前期課程 16N7100007L 加藤皓也

1. はじめに

近年、生活習慣病の予防を促す政策が各国で進められ、中でも食習慣の改善においては、栄養素に着目した料理の推薦システムが数多く提案されている[1]. これらの提案システムにより、ユーザは専門的な知識を持たずに、毎日栄養素のバランスが整った食事を選びやすくなった. しかし、人々は生来的に他者からの強要を好まず、その日の気分や体調に応じた料理を自ら選びたいという欲求を持つ[2]. その欲求を考慮しなければ、意図せずユーザにストレスを与え、推薦システムの満足度を下げてしまう恐れがある[3].

そこで本研究では、推薦結果の満足度・納得度の向上を目的とした、健康支援の為の料理推薦システムを開発した. システムの推薦エンジンには、cold-start 問題[4]に対応し得る内容ベースフィルタリングを採用し、その特徴ベクトルにウェアラブル機器から取得した生理指標を用いた計算モデルを組み込んだ. 更に、生理指標の分析データを集約したダッシュボードを組み合わせることで、推薦結果へのユーザの納得度向上を目指した. 本稿では、この提案システムを用いて、ユーザ評価実験とその分析を行った.

2. 従来研究

2.1. 推薦システムに対する人間の心理現象

情報化技術の発展により、情報の蓄積や流通が容易になり、誰もが大量の情報を取得しやすくなった. しかし、情報の多さから特定の情報を識別する事が難しくなり、その状況に対応する為、多くの推薦システムが考案された.

これら推薦システムの登場により、ユーザは自身にとって有用な情報を見つけ出しやすくなった. そんな中、健康支援の推薦においては、ユーザが自身にとって有用であるにも関わらず、推薦システムの出力結果を受け入れない状況が度々発生する[2]. この時のユーザは、様々な心理現象に基づいた意思決定を行っている. それら心理現象を対象とした心理実験[3]の結果より、推薦システムにはユーザの意思を尊重したデザインが不可欠であると推測される.

2.2. 料理推薦システムにおける従来研究

現在、料理推薦システムに関する研究領域では、料理を作る立場にあるユーザの嗜好を考慮した提案が数多くなされている. 代表として、伊原らの提案する料理レシピ推薦システムでは、調理の意思決定に有効な6つの特徴量により、毎日料理を作る人の嗜好を包括的に考慮した推薦を可能にしている[1]. しかし、料理を食べる立場にあるユーザの嗜好が考慮の対象とされる提案は、同じ研究領域において未だ報告が少なく、いまま研究報告が待たれている.

2.3. 推薦システムの新規導入に際する課題

ユーザの嗜好を予測する推薦システムとして、近年「協調フィルタリング」と「内容ベースフィルタリング」というアルゴリズムが支持を集めている[4]. これら2つの手法には、「cold-start 問題」があり、特にデータの蓄積が少ない分野で新しく推薦システムを導入する際に起こるとされている. しかし、内容ベースフィルタリングは比較的 cold-start 問題に強いとされている為、本研究においても推薦エンジンに採用するのが妥当だと考えられる.

3. 本研究のアプローチ

本研究では、「ユーザの意思を尊重したデザイン」「料理を食べる立場にある人の嗜好を考慮する」「推薦エンジンに内容ベースフィルタリングを用いる」という3つの要件を満たした健康支援の為の料理推薦システムを提案する.

提案システムは、ウェアラブル機器から取得した生理指標を推薦モデルに用いることで、ユーザの満足度の高い推薦結果を目指した. 推薦エンジンには、内容ベースフィルタリングを採用し、一日の栄養素摂取量の基準[5]に基づいた各栄養素の充足率を特徴ベクトルに用いた. 更に、ユーザの意思決定に有効な情報を、ダッシュボードを用いて提示をすることで、推薦結果への納得度の向上を目指した.

本研究では、これらのシステムによるユーザ評価実験を行い、ユーザの満足度・納得度を高める提案システムの有用性を評価した. また、満足度・納得度に影響力を持つ要因を分析することで、システムの改善案について検討した.

4. 提案する料理推薦システム

本研究で提案する料理推薦システムの構成を図1に示す.

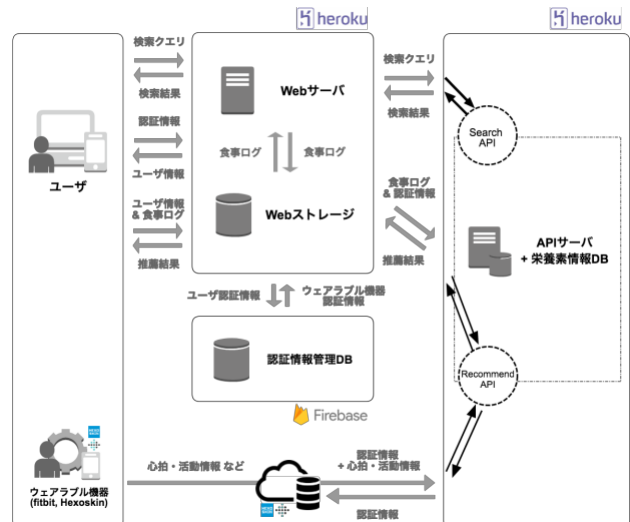


図1. 提案システムの構成図

提案システムの操作と各構成要素について、次節より詳しく解説する。

4.1. ユーザの操作

ユーザが推薦結果を受け取る為に行う操作は、ログイン時の認証情報の入力と、Search APIによる食事履歴の記録、そして Recommend APIによる推薦の実行である。ただし、生体データの収集・蓄積の為、ユーザがウェアラブル機器を常時（入浴・充電時を除く）着用していることを前提とする。

4.2. ウェアラブル機器

ウェアラブル機器には、取得データからユーザの活動量が算出できる Fitbit Blaze と、ストレス指標が算出可能な心電図情報を取得できる Hexoskin を採用し、公式で開発者向けに公開されている Web API 経由で被験者の生体データの取得を行った。

4.3. Web サーバ

ユーザが Web ブラウザ上で料理推薦システムを操作する為の Web アプリケーションサーバ環境を、HTML5/CSS3 と Javascript を用いて heroku 上に構築した。また Web デザインとして、ユーザの利用デバイスを選ばないレスポンシブデザインを導入した。

また、認証情報管理 DB については、ログイン時の認証情報やウェアラブル機器のセキュリティトークン等を管理する為のクラウド DB サーバを、Firebase Realtime Database を利用して Firebase に構築した。Web サーバと DB サーバ間のデータ通信は REST API 経由で行い、主に Web サーバ側からの各認証情報の GET リクエストや、OAuth 2.0 で用いるリフレッシュトークンの PUT リクエストなどの操作を行った。

4.4. API サーバー

料理名を検索する機能 Search API と、料理を推薦する機能 Recommend API において、必要なデータを受信・計算し、計算結果を返送する為の REST API サーバ環境を、heroku 上に構築した。サーバ環境には Python の Web フレームワーク bottle を用いた。

また、Search API と Recommend API の概要とその計算について、以下にまとめた。

4.4.1. 料理検索機能 (Search API) の概要と計算

食事履歴の記録に用いる Search API は、Web サーバから受信した検索クエリを用いて、栄養素情報 DB から検索クエリに類似した料理名を検索する為の機能である。その仕組みは、検索クエリをパラメータに含んだ Web サーバからの GET リクエストに対し、検索クエリへの類似度情報を含んだ JSON データを返送するものである。返送する JSON データは、検索クエリへの類似度が 0 を超える料理名とその類似度の値で構成した。

類似度の計算では、検索クエリを複数の索引に分解し、それら索引が料理名に含まれる割合を用いた。索引への分解には、N-Gram と形態素解析の 2通りの手法を用いた。

Search API では、これら 2つの手法を用いてそれぞれ計算

した割合を合算した値を活用することで、検索漏れの少ない検索機能を実現した。2つの割合を合算する際には、検索ノイズの少ない形態素解析による検索結果が優先的に表示されるようにパラメータを調整した。

4.4.2. 料理推薦機能 (Recommend API) の概要と計算

Recommend API は、記録された食事履歴を用いて、主菜と副菜を組み合わせた献立を推薦する為の機能である。その仕組みは Search API と同様に、食事履歴クエリを含んだ Web サーバからのリクエストに対し、推薦結果を含んだ JSON データを返送するというものである。また、推薦結果の算出については、下記の通りである。

まず栄養素情報 DB を用いて食事履歴からその日の栄養素摂取量 $\mathbf{n}^{(intake)}$ を算出し、算出した栄養素摂取量 $\mathbf{n}^{(intake)}$ と「日本人の食事摂取基準 (2015 年版)」[5]に基づく栄養素基準量 $\mathbf{n}^{(base)}$ との差分をその日の不足栄養素量 $\mathbf{n}^{(lack)}$ とした。ただし、各ベクトル内の欠損値は 0 として扱った。

$$\begin{aligned}\mathbf{n}^{(intake)} &= \sum_{i=1}^k \mathbf{n}_i \\ \mathbf{n}^{(lack)} &= \mathbf{n}^{(base)} - \mathbf{n}^{(intake)}\end{aligned}$$

$$\left(k = \text{食事履歴の総数}, \mathbf{n}_i = \begin{bmatrix} \text{エネルギーの含有量} \\ \vdots \\ \text{亜鉛の含有量} \end{bmatrix} \right)$$

次に、算出した不足栄養素量 $\mathbf{n}^{(lack)}$ と、栄養素情報 DB 内の全ての献立パターンにおける栄養素情報 \mathbf{m}_j を、栄養素基準量 $\mathbf{n}^{(base)}$ を用いて正規化した。そして、正規化した $\mathbf{n}^{(normalized\ lack)}$ と、 $\mathbf{m}_j^{(normalized)}$ のユークリッド距離を類似度 s_j として計算し、類似度 s_j が最も高い 5 件の料理の情報を推薦結果とした。

$$\mathbf{n}^{(base)} \mathbf{T} \mathbf{n}^{(normalizing)} = 1$$

$$\mathbf{n}^{(normalized\ lack)} = \mathbf{n}^{(lack)} \mathbf{T} \mathbf{n}^{(normalizing)}$$

$$\mathbf{m}_j^{(normalized)} = \mathbf{m}_j \mathbf{T} \mathbf{n}^{(normalizing)}$$

$$s_j = \sqrt{(\mathbf{n}^{(normalized\ lack)} - \mathbf{m}_j^{(normalized)})^2}$$

$$\left(\mathbf{m}_j = \begin{bmatrix} \text{主菜のエネルギーの含有量} + \text{副菜のエネルギーの含有量} \\ \vdots \\ \text{主菜の亜鉛の含有量} + \text{副菜の亜鉛の含有量} \end{bmatrix} \right)$$

また、後述するユーザ評価実験では、ユークリッド距離の計算において、栄養素の中でも重要度の高い「エネルギー」の値に対して 5 倍の重み付けを行った。重み付けは、 $\mathbf{n}^{(lack)}$ および $\mathbf{m}_j^{(normalized)}$ で該当する「エネルギー」の値を、同じベクトル内に複製するという方法を用いた。

5. ユーザ評価実験

本実験では、提案システムの特徴である「生理指標を用いた料理推薦エンジン」における推薦結果の満足度と、「ダッシュボードを組み込んだ料理推薦システム」における推薦結果の満足度・納得度のユーザ評価を行った。ユーザ評価実験では、それぞれの実験で設定した提案システムとベースラインの比較評価を行なった。

ユーザ評価実験に用いた提案システムとベースラインを表 1 に示す。

表 1. 各評価実験に用いた提案システムとベースライン

システム区分		推薦システム概要
実験 1	提案システム	心拍情報より算出した摂取カロリー基準を用いた栄養素バランスによるシステム
	ベースライン 1	栄養素バランスのみを用いたシステム
	ベースライン 2	ランダムに推薦するシステム
実験 2	提案システム	実験 1 の推薦モデルに RRI によるストレス指標の考慮を加えたシステム
	ベースライン	実験 1 の提案システム
実験 3	提案システム	実験 2 のシステムにダッシュボードを組み合わせたシステム
	ベースライン	実験 2 の提案システム

5.1. 実験概要

各実験では、提案システムがユーザの満足度・納得度の高い料理を推薦できているかを評価する為、システム体験後のアンケート調査（5 件法）によるユーザ評価実験を行った。実験では、被験者に提案システムとベースラインをそれぞれ 3 日間、夕飯を決定する直前に体験してもらった。実験 1 には 20~30 代男性 8 名、実験 2~3 には 20~30 代男性 10 名の被験者が参加した。また、実験では順序効果を考慮する為、半数の被験者は提案システムから、もう半数の被験者はベースラインから先に体験してもらった。

5.1.1. 心拍情報を考慮した摂取カロリー基準の計算

実験 1 の提案システムに用いる摂取カロリーの基準 $c^{(intake)}$ については、Fitbit 社が採用している BMR と Fitbit から取得できる消費カロリー値 $c^{(consumption)}$ から計算した。

$$BMR = 9.99 \times \text{体重}(kg) + 6.25 \times \text{身長}(cm) + 4.92 \times \text{年齢} + \alpha$$

$$c^{(intake)} = BMR + c^{(consumption)}$$

（男性の場合: $\alpha = 5$, 女性の場合: $\alpha = -161$ ）

そして算出した摂取カロリー基準 $c^{(intake)}$ を、栄養素基準量 $n^{(base)}$ の「エネルギー」の基準値に上書きした。

5.1.2. RRI によるストレス指標の計算

実験 2 の提案システムに用いるストレス指標には、心拍間隔 RRI の時系列データから推定した交感神経の活性化度 LF/HF を用いた。LF/HF は、RRI 時系列データから推定したパワースペクトル密度 PSD の低周波成分 (LF 成分, 0.04~0.15Hz) と高周波成分 (HF 成分, 0.15~0.45Hz) の比であり、自律神経機能のバランスの指標として用いられている。また、提案システムにおける LF/HF の推定方法とその活用方法については、以下に解説する。

LF/HF の推定にあたって、まず Hexoskin より取得した RRI 時系列データから PSD を推定した。提案システムにおける PSD の推定には、Welch 法を用いた。Welch 法による PSD の推定モデル $\widehat{P}_{xx}(f)$ は、下記の通りである。

$$\widehat{P}_{xx}(f) = \frac{1}{S} \sum_{t=0}^{S-1} \widehat{P}_{xx}^{(t)}(f)$$

$$\widehat{P}_{xx}^{(t)}(f) = \frac{1}{NU} \left| \sum_{m=0}^{N-1} x(m) e^{-i2\pi km} \right|^2$$

$$U = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} |w(m)|^2$$

$$\left(\begin{array}{l} S = \text{セグメント数,} \\ N = \text{サンプル数,} \\ m = \text{時間のインデックス } (0 \leq m \leq N-1), \\ k = \text{周波数のインデックス } (0 \leq k \leq N-1), \\ w(m) = \text{窓関数 (提案システムではハニング関数を採用)} \end{array} \right)$$

次に、推定した PSD の曲線の面積から 0.04~0.15Hz の低周波成分 LF と 0.15~0.40Hz の高周波成分 HF を計算し、その比である LF/HF を算出した。そして、算出した LF/HF を用いて、4.4.3 におけるユークリッド距離の計算に対し、重み付けを行った。LF/HF による重み付けは、 $n^{(lack)}$ と m_j における脂質・飽和脂肪酸・n-3 系脂肪酸・n-6 系脂肪酸・炭水化物の値に対して行った。重み付けの対象となる各栄養素は、ストレスの蓄積に伴って好まれるとされる栄養素から選定した [6]。また、重み付けの計算は、LF/HF の値に対する閾値に基づいて行った。LF/HF の値の閾値とその閾値に伴う重み付けの倍率は表 2 のように設定した。

表 2. LF/HF の値の閾値と重み付けの倍率の関係

LF/HF 閾値	倍率
$LF/HF \leq 2.0$	1.0
$2.0 \leq LF/HF \leq 5.0$	3.0
$5.0 \leq LF/HF$	5.0

5.1.3. ダッシュボード機能の概要

実験 3 に用いるダッシュボード機能は、ウェアラブル機器から取得した生理指標を分析・可視化する機能である。図 2 に示すダッシュボード機能の表示画面は、料理推薦時に適宜ユーザが参照できるように、料理推薦システムの操作画面と同じ Web ページ内に配置した。

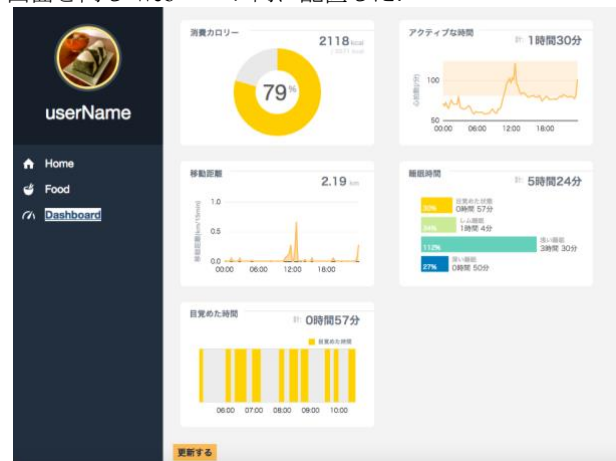


図 2. ダッシュボード機能の表示画面（一部抜粋）

ダッシュボードを構成するグラフは、Javascript ライブラリ D3.js を用いて作成した。

5.2. 実験結果

それぞれの実験で収集したアンケートより、推薦結果の満足度・納得度評価の平均値を求め、多重比較と t 検定に

よる比較を行った。検定の結果は、表3の通りである。

表3. 各評価実験における多重比較と t 検定の結果

比較したシステム		比較対象	P 値
実験 1	提案システム とベースライン 1	満足度の 平均値	0.09 (< 0.10)
	提案システム とベースライン 2		0.2×10^{-5} (< 0.001)
	ベースライン 1 とベースライン 2		3.8×10^{-3} (< 0.01)
実験 2	提案システム とベースライン		0.66
実験 3	提案システム とベースライン		0.09 (< 0.1)
	提案システム とベースライン	納得度の 平均値	2.6×10^{-6} (< 0.01)

表4より、実験1と実験3においては全ての比較において、有意差または有意傾向が確認できた。しかし、実験2の比較では、有意差を確認することができなかった。これらのことから、実験1と実験3の提案システムが、満足度もしくは納得度の高い料理推薦ができることが示された。

5.3. 満足度・納得度評価の要因分析

提案システムの推薦結果における満足度・納得度評価に影響を与える要因について、分析を行った。

まず実験1の提案システムにおいて、満足度評価とアンケート項目の関係を考察する為、相関行列を求めた。その結果、最も相関係数の絶対値が大きかったのは満足度とストレス度間の負の関係であった。この原因には、ストレス度の高いユーザに対して、ストレス度を考慮した料理を推薦できていなかった事が考えられる。従来研究においても、人間はストレスが蓄積すると食嗜好が一部変化する事が報告されている[6]。その為、推薦結果の満足度向上にあたっては、それらの食嗜好の変化に対する考慮が必要である。

次に実験2と実験3においては、要因分析にSVMと主成分分析を用いた。ただし、両実験で収集したデータの種類の数は297,299種と多かった為、先に被験者情報に絞った33,35種のデータを用い、後に全データによる分析を行った。SVMによる分析では、線形識別関数を構成する特徴量の重みを調べることで、分類に影響を持つ特徴量を調査した。また、主成分分析では、多次元データを低次元の超平面に射影することで、データの傾向を調べた。しかし、全ての分析において各主成分軸の寄与率は低い水準にあり、一意的な分析結果が得られなかった。ただし、両実験の被験者情報のみを用いた分析では、約4割の寄与率を持つ第一主成分がSVMの線形識別関数による分類において強い影響力を持つことが認められた。SVMの分析では、これら第一主成分の因子負荷量を加味した分析を行った。

以上の分析の結果、いくつかの要因について一意的な解釈を得ることができた。また、それらの分析結果より、ユーザ属性に合わせた推薦モデルが必要である事や、軽食を

推薦する為の考慮が別段必要である事、栄養素単位だけでなく食材単位の推薦モデルが必要である事等、多くのシステム改善要件を得ることができた。更に、推薦モデルにおけるユーザ属性ごとのパラメータ調整に有効な特徴量を発見することができた。なお、分析結果の詳細については、本論に委ねるものとする。

6. まとめ

本研究では、ユーザの満足度・納得度の高い健康支援の為の料理推薦システムとして、生理指標を用いた料理推薦システムを開発し、評価実験とその分析を行った。

評価実験の結果、推薦モデルに生理指標を考慮する提案システムと、生理指標の分析データで構成したダッシュボードを組み合わせた提案システムにおいて、満足度の高い推薦ができることを示した。ただし、RRIによるストレス指標を推薦モデルに用いる提案システムには、妥当性を示すことができなかった。

評価実験の結果の分析では、システムの改善要件を抽出する為、各料理推薦システムの推薦結果における満足度・納得度に影響を与える要因について、分析を行った。分析の結果、いくつかの要因についての解釈を得ることができ、多くの改善要件を見出すことができた。

今後は、評価実験の結果の分析から得た知見をもとにシステムの改善を図る他、ユーザの行動を客観的に評価する為の効果検証の基盤づくりについても検討すべきである。

謝辞

日頃より温かいご指導を賜りました中央大学理工学部ヒューマンメディア工学研究室の加藤俊一教授に深謝いたします。並びに、日常の研究討論を通じ多くの知識や示唆を頂いた同研究室の皆様、様々なお力添えを戴いた感性ロボティクス研究センターの皆様、実験にご協力戴いた皆様に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 伊原啓晃, 玉井森彦, 安本慶一: 複数要因を総合的に考慮した夕食レシピ推薦システムとその評価, 研究報告マルチメディア通信と分散処理 (DPS), Vol. 32, pp. 1-8, 2014.
- [2] Dillard, J. P., Shen, L.: On the nature of reactance and its role in persuasive health communication. *Communication Monographs*, Vol. 72, No. 2, pp. 144-168, 2005.
- [3] Brehm, Jack W.: *A theory of psychological reactance*, 1966.
- [4] 神鷲敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (1), 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 6, pp. 826-837, 2007.
- [5] 菱田明, 佐々木敏: 日本人の食事摂取基準 (2015年版), 第一出版社, 2014.
- [6] Kato, H., Nakata, T., Kato, T.: Modeling the Relationship Between Stress and Appetite to Create a Dish Recommendation System Based on Desired Nutrients, *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*. Springer, Cham, pp. 379-386, 2017.