

# 献立選択履歴に基づく利用者の潜在的な特徴を考慮した 献立推薦手法

辻健太<sup>†</sup> 鈴木優<sup>†</sup> 川越恭二<sup>†</sup>

<sup>†</sup>立命館大学 情報理工学部

## 1 はじめに

現在, Web の発展に伴い, 献立に関する情報を提供している Web サービスが数多く存在する. 利用者がこの Web サービスを利用する際, 利用者の検索意図には検索語に含まれていない潜在的な特徴があると考えられる. しかし, 既存の献立検索システムでは, 検索語だけを考慮して検索結果を提示しているため, 利用者が必要としていない検索結果が出力される場合がある.

そこで本稿では, 利用者が潜在的に持つ特徴を考慮した献立推薦手法を提案する. 上田ら [1] は, 利用者の食材利用頻度と食材の特異度から食材の重み付けを行うことによって, 利用者の嗜好を反映する献立推薦手法を提案している. 本研究では, それら食材の重み付けに加え, 調理時間およびカロリーにおいて, 正規分布の式を援用した重み付け手法を提案する. なぜなら, 利用者が過去に選択した献立における特定の調理時間およびカロリーの値だけに利用者の特徴が含まれている可能性は低く, その調理時間やカロリーに類似する値にも利用者の特徴が含まれていると考えられるためである. 重み付けを行った利用者の特徴要素を基に, 利用者が潜在的に持つ特徴を考慮した献立を推薦する.

## 2 潜在的な特徴を考慮した献立推薦手法

提案システムの処理手順を図 1 に示す. まず Step1 において, 利用者はシステムに献立選択履歴と食材, 調理時間, カロリーの重要度を入力する. 食材, 調理時間, カロリーの重要度とは, 利用者が献立推薦の際に, それぞれどの程度重要視するかを示す値であり, それぞれ 0 から 1 までの値とする. 次に, Step2 において, システムは献立選択履歴に含まれる献立から, 特徴要素として食材, 調理時間, カロリーを抽出して, 提案手法を用いてそれぞれの特徴要素の重み付けを行う. Step3 において, システムは利用者の入力した特徴要素の重要度を基に, 重み付けを行ったそれぞれの特徴要素を

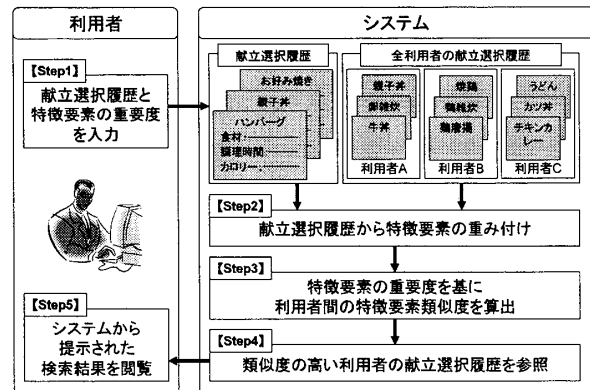


図 1: 提案システムの処理手順

利用者間で比較することによって, 利用者間の特徴要素類似度を算出する. Step4 において, システムは算出した特徴要素類似度を用いて, 特徴要素類似度の高い利用者の献立選択履歴内に含まれる献立を参照する. 最後に Step5 において, システムは利用者に献立を提示する.

### 2.1 特徴要素の重み付け

$M$  件の検索対象献立において, 食材データベースに登録されている  $i$  番目の食材を含む献立数を  $M_i$  とする. 利用者  $u$  の献立選択履歴内に含まれる献立の集合を  $P_u$  とする. また, 献立  $p$  に対して, その献立を構成する食材の集合を  $I_p$ , 献立の調理時間を  $t_p$ , 献立のカロリーを  $c_p$  とする.  $i$  番目の食材に対する利用者  $u$  の食材利用頻度  $F(i, u)$  は, 利用者  $u$  の献立選択履歴における  $i$  番目の食材の出現頻度から算出する. 食材利用頻度  $F(i, u)$  を (1) 式に示す.

$$F(i, u) = |F'(i, u)| \text{ where } F'(i, u) = \{p | i \in I_p, p \in P_u\} \quad (1)$$

利用者  $u$  の献立選択履歴における調理時間  $t$ (分) である献立の出現頻度から, 調理時間の類似度を考慮して調理時間頻度  $G(t, u)$  を算出する. 同様に, 利用者  $u$  の献立選択履歴におけるカロリー  $c$ (kcal) である献立の出現頻度から, カロリーの類似度を考慮してカロリー頻度  $H(c, u)$  を算出する. 調理時間頻度  $G(t, u)$  およびカロリー頻度  $H(c, u)$  を, (2) 式および (3) 式に示す.

$$G(t, u) = \sum_{p=1}^M N(t_p, \sigma_t^2) \quad (p \in P_u) \quad (2)$$

Meal Menu Recommendation Method Based on Menu Selection History

Kenta TSUJI<sup>†</sup>, Yu SUZUKI<sup>†</sup> and Kyoji KAWAGOE<sup>†</sup>

<sup>†</sup>College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University.

<sup>†</sup>tsuji@coms.ics.ritsumeikan.ac.jp

<sup>†</sup>yusuzuki, kawagoe@is.ritsumeikan.ac.jp

$$H(c, u) = \sum_{p=1}^M N(c_p, \sigma_c^2) \quad (p \in P_u) \quad (3)$$

本稿において、 $N(\mu, \sigma^2)$  は平均  $\mu$ 、分散  $\sigma^2$  の正規分布の式を意味する。また、 $\sigma_t^2$ 、 $\sigma_c^2$  をそれぞれ調理時間とカロリーの頻度を算出する際の正規分布の分散値とする。 $i$  番目の食材、調理時間  $t$ (分)、カロリー  $c$ (kcal) がそれぞれ Web サービスに登録されている献立の中でどの程度特異性があるかを示す食材特異度  $f(i)$ 、調理時間特異度  $g(t)$ 、カロリー特異度  $h(c)$  をそれぞれ (4) 式、(5) 式、(6) 式に示す。

$$f(i) = \log(M/M_i) \quad (4)$$

$$g(t) = \log\left(M/\left(\sum_{p=1}^M N(t_p, \sigma_t^2)\right)\right) \quad (5)$$

$$h(c) = \log\left(M/\left(\sum_{p=1}^M N(c_p, \sigma_c^2)\right)\right) \quad (6)$$

利用者  $u$  における  $i$  番目の食材の重み  $w_i(i, u)$ 、調理時間  $t$ (分) の重み  $w_t(t, u)$ 、カロリー  $c$ (kcal) の重み  $w_c(c, u)$  を TF-IDF の考えを応用して、それぞれ (7) 式、(8) 式、(9) 式に示す。

$$w_i(i, u) = F(i, u)f(i) \quad (7)$$

$$w_t(t, u) = G(t, u)g(t) \quad (8)$$

$$w_c(c, u) = H(c, u)h(c) \quad (9)$$

## 2.2 特徴要素の類似度算出

重み付けを行ったそれぞれの特徴要素を用いて、利用者特徴ベクトルを生成する。利用者  $u$  の食材特徴ベクトル  $\vec{i}_u = (w_i(1, u), w_i(2, u), \dots, w_i(I, u))$ 、調理時間特徴ベクトル  $\vec{t}_u = (w_t(1, u), w_t(2, u), \dots, w_t(T, u))$ 、カロリー特徴ベクトル  $\vec{c}_u = (w_c(1, u), w_c(2, u), \dots, w_c(C, u))$  とする。ただし、登録されている食材の種類数を  $I$ 、調理時間の最大値を  $T$ 、カロリーの最大値を  $C$  とする。利用者間で、それぞれの特徴ベクトルの類似度をコサイン尺度を用いて算出する。しかし、それぞれの特徴要素に対して、献立推薦の際にどの程度重要視するかが利用者によって異なる。そこで、利用者の入力による食材の重要度を  $\omega_1$ 、調理時間の重要度を  $\omega_2$ 、カロリーの重要度を  $\omega_3$  とし、それらを基に利用者  $A$  と  $B$  の特徴要素類似度  $S(AB)$  の算出式を (10) 式に示す。

$$S(AB) = \omega_1 \cos(\vec{i}_A, \vec{i}_B) + \omega_2 \cos(\vec{t}_A, \vec{t}_B) + \omega_3 \cos(\vec{c}_A, \vec{c}_B) \quad (10)$$

ただし、 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 、 $0 \leq \omega_1, \omega_2, \omega_3 \leq 1$  とする。全利用者間の特徴要素類似度を算出し、類似度の高い利用者の献立選択履歴に含まれる献立を推薦する。

## 3 評価実験

### 3.1 実験条件

提案手法の有効性を示すために、研究室内の学生 1 名を対象に評価実験を行った。検索対象献立として、E-

recipe<sup>1</sup> に 2009 年 1 月 7 日現在登録されている 12,692 件の献立の情報を利用し、7 名の被験者に予め献立選択履歴としてそれぞれ 30 件程度の献立を決定させた。比較手法 1 として、検索対象献立から無作為抽出した 30 件の献立を推薦するシステムを、比較手法 2 として、無作為抽出した利用者の献立選択履歴に含まれる献立を推薦するシステムを用いる。それぞれの比較手法が推薦した献立と提案手法を用いたシステムが推薦した献立とを比較し、出力される献立の違いを示す。それぞれの献立に対し、調理して食べたいという観点で、それぞれ正解集合を決定させた。それぞれの手法における適合率、再現率、F 尺度を比較することによって、提案手法の有効性を示す。

### 3.2 実験結果

実験結果を表 1 に示す。それぞれの比較手法の値は、複数回行った実験結果の平均値とする。表 1 から、比較手法に比べて提案手法の適合率、再現率、F 尺度の方が高いため、提案手法に有効性があることが確認できる。

提案手法で献立推薦の精度が向上した理由として、無作為抽出した献立に比べ、特徴要素類似度の高い利用者の献立選択履歴に含まれる献立は、利用者の潜在的な特徴を考慮していたと考えられる。

表 1: 実験結果

	適合率	再現率	F 尺度
比較手法 1	0.01111	0.00113	0.00102
比較手法 2	0.01667	0.00113	0.00211
提案手法	0.02941	0.00338	0.00303

## 4 おわりに

本稿では、利用者の献立選択履歴における、食材、調理時間、カロリーに着目し、利用者の潜在的な特徴を考慮した献立推薦手法を提案した。しかし、献立の付加情報は写真や調理方法、塩分使用量なども含まれる。これらの要素も利用者の特徴とすることによって、献立推薦の精度が向上すると考えられる。

## 参考文献

- [1] 上田真由美, 石原和幸, 平野靖, 梶田将司, 間瀬健二: “食材利用履歴に基づき個人の嗜好を反映するレシピ推薦手法”, DBSJ Letters, Vol.6, No.4, pp. 29–32 (2008).

<sup>1</sup><http://erecipe.woman.excite.co.jp/>