

料理レシピにおける食材の組合せの典型度分析

横井 聡[†] 道満 恵介^{††,†} 平山 高嗣[†] 井手 一郎[†] 出口 大輔^{†††,†}
村瀬 洋[†]

[†] 名古屋大学 大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町
^{††} 中京大学工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立101
^{†††} 名古屋大学 情報連携統括本部 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町
E-mail: [†]yokois@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}kdoman@sist.chukyo-u.ac.jp,
^{†††}{hirayama,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp, ^{††††}ddeguchi@nagoya-u.jp

あらまし 近年、SNS やブログのようなユーザ参加型のコンテンツが増加しているが、その中に投稿型の料理レシピサイトがあり、大量の料理レシピが掲載されている。そのため、作りたい料理レシピを見つけることが困難である。しかし、料理レシピを参照する場合、料理レシピに記載されている食材とは異なる食材を使いたいことがある。そこで本報告では、食材の組合せを考慮した食材の追加・削除の推薦と、ユーザが意図した料理レシピを検索する手法について検討する。そのために、食材の組合せの典型度を分析する手法を提案する。典型度分析の結果から、より典型的な食材の組合せに更新するための食材または、より非典型的な食材の組合せに更新するための食材の追加・削除を推薦できる。また、非典型的な食材はユーザが意図的に含めた食材であると推測し、ユーザの意図を汲んだ料理レシピの検索を実現する。提案手法を用いた評価実験で、比較手法と比べて食材の推薦手法と料理レシピ検索手法の有効性を確認した。

キーワード 料理レシピ, 典型度分析, 食材推薦, 料理レシピ検索

Typicality Analysis of the Combination of Ingredients in Cooking Recipes

Satoshi YOKOI[†], Keisuke DOMAN^{††,†}, Takatsugu HIRAYAMA[†], Ichiro IDE[†],
DAISUKE DEGUCHI^{†††,†}, and Hiroshi MURASE[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nagoya University, Japan
^{††} School of Engineering, Chukyo University, Japan
^{†††} Information and Communications Headquarters, Nagoya University, Japan
E-mail: [†]yokois@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}kdoman@sist.chukyo-u.ac.jp,
^{†††}{hirayama,ide,murase}@is.nagoya-u.ac.jp, ^{††††}ddeguchi@nagoya-u.jp

Abstract In recent years, the number of user-generated contents such as those in SNSs and Blogs are increasing, including cooking recipe sites, where various user-contributed cooking recipes are published. Therefore, it becomes difficult to find an intended cooking recipe. In addition, users may wish to use an ingredient different from that in a cooking recipe. Therefore, in this report, we investigate methods for recommendation of adding or removing ingredients, and retrieval of cooking recipes that match the user's intention. Accordingly, we propose a method for the typicality analysis of the combination of ingredients. The results of typicality analysis are used in order to update the ingredients list to either a more typical or a more atypical combination of ingredients. For the retrieval of cooking recipes, in the input list of ingredients, the atypical ingredients are considered to be included intentionally by the user, so the proposed method puts larger weights on them. The results of experiments showed the effectiveness of the proposed methods.

Key words Cooking recipe, typicality analysis, recommendation of ingredients, retrieval of cooking recipes

1. はじめに

近年、投稿型の料理レシピサイトが普及している。例えば、クックパッド^(注1)には190万件以上、楽天レシピ^(注2)には90万件以上の料理レシピが投稿されており、日々多くの料理レシピが投稿・参照されている。しかし、料理レシピを検索して参照する場合、次のような問題が起こり得る。

問題1) 料理レシピの候補が多すぎて、どれを参考にすべきか分からない。

問題2) 料理レシピに記載されている食材とは異なる食材を使いたくても、食材を置き換えて良いか分からない。

料理レシピサイトには膨大な量の料理レシピが蓄積されているため、問題1)のように、ユーザが意図した料理レシピを見つけるのは必ずしも容易ではない。また、意図した料理レシピを見つけたとしても、特定の食材がない場合や使いたくない場合に、省いて調理したり他の食材と置き換えて調理しようとする際に、問題2)が発生する。

このような問題を解決するために、料理レシピの検索や食材の推薦に関する研究が行われている。高畑らは、食材の好みを考慮した料理レシピ推薦手法を提案した[1]。この手法では、ユーザの食材利用履歴と食材の特異度から食材の特徴を数値化し、ユーザの嗜好に合わせた料理レシピの検索を実現している。しかし、ユーザの好みで料理レシピを選択してしまうと、食材が偏ってしまい、栄養のバランスが崩れることがある。また、花井らは、酷似レシピを検索する手法を提案している[2]。この手法では、料理レシピにおける調理法、料理名、食材、調味料から酷似したレシピを分類することで、ユーザが料理レシピの検索結果を比較する手間を省き、ユーザの負担を減らすことができる。これらの手法は、いずれも検索において有効であるが、ユーザが食べたい料理と使いたい食材が決まっているときに、それらとは異なる料理レシピが推薦されてしまうことがある。

また、食材推薦の研究として、代替食材を発見する手法が提案されている。志土地ら[3]は、大量の料理レシピの分析に基づいて、食材の置き換えを推薦する手法を提案しているが、食材の追加・削除後の料理レシピの妥当性については考慮していない。また、佃らは料理における食材の共起度に基づいた食材の追加・削除の推薦手法を提案している[4]。この手法は、料理レシピの構造を分析することで、典型的な食材の度合いである安定度を計算する。安定度は、料理レシピに用いられる2食材間の共起度を用いて計算され、食材間の共起度が高い場合は高い値に、共起度が低い場合は低い値になる。この安定度を高くまたは低くなるように食材の追加・削除を推薦することで、典型的な料理レシピへ近づけたり、逆に非典型的な料理レシピに近づけたりすることができる。しかし、料理は基本的に複数の食材の組合せによって構成されるため、2食材間の共起度のみを考慮するのではなく、複数の食材の組合せを考慮して食材を推薦し、食材の組合せを変更することが望ましいと考えられる。

(注1) : <http://cookpad.com/>

(注2) : <http://recipe.rakuten.co.jp/>

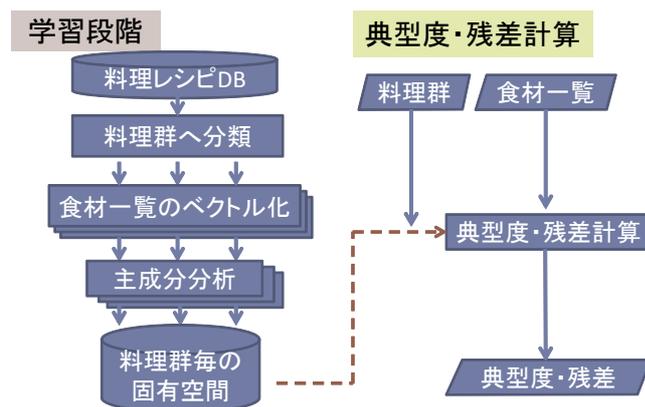


図1 典型度・残差計算の処理の流れ

以上のような背景を受け、本研究では食材の組合せの典型度を分析することにより、食材の組合せを考慮して食材を推薦することと、ユーザが意図した料理レシピを検索することを目的とする。

典型度分析では、まず料理レシピを料理群に分類し、料理群ごとに、頻出する食材の組合せで表現した固有空間を構築する。この固有空間上では、食材の組合せが典型的である特徴ベクトルほど、正確に表現できる。この性質を利用して、食材一覧から作られる特徴ベクトルを固有空間に射影し、典型度を計算する。また、特徴ベクトル及びその射影との残差ベクトルを計算することにより、固有空間で表現できる成分とできない成分を分離する。これらは、それぞれ典型的な成分、非典型的な成分に対応する。このことから、より典型的な食材の組合せに更新するための食材、あるいは、より非典型的な食材の組合せに更新するための食材を推薦する。

料理レシピ検索の際には、ユーザが入力した食材一覧に含まれる非典型的な食材について、ユーザが意図的に含めた食材であると推測し、残差ベクトルを利用することで非典型的な食材を特定し、ユーザの意図を汲んだ料理レシピ検索を実現する。

2. 料理レシピで使用する食材の典型度分析

2.1 手法の概要

料理レシピで使用する食材の組合せを分析することで、その典型度を計算する。図1に提案手法における処理の流れを示す。以下、各処理について説明する。

2.2 固有空間の構築

2.2.1 料理群への分類

一般に、料理の種類によって、使用する典型的な食材が異なる。そこで、典型度分析をする際に、まず料理レシピを料理群に分類する。ここでは、志土地ら[3]と同様に「料理名の語尾が同一であることが、ある程度共通の手順により作られる料理である」と仮定し、料理名の語尾に従って料理群に分類する。料理レシピの名称は、例えば「豚の生姜焼き」、「我が家のハンバーグ」など、語尾がその料理レシピの種類を示すことが多い。そこで、形態素解析することで料理レシピの名称の語尾を抽出し、その結果に従って料理群に分類する。

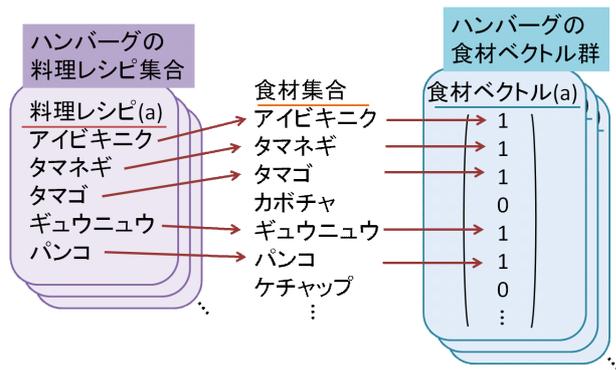


図 2 食材一覧のベクトル化

2.2.2 食材一覧のベクトル化

次に、食材一覧から食材ベクトルを作る。食材ベクトルは、各料理群中の全料理レシピで使用される全ての食材を要素とする。図 2 は料理群「ハンバーグ」の食材一覧から食材の種類を求め、ベクトル化した例である。

ある料理群に属する料理レシピの集合を $O = \{o_1, o_2, \dots, o_M\}$ とし、集合 O 内の料理レシピに一度でも出現する食材の集合を $I = \{i_1, i_2, \dots, i_L\}$ とする。ここで、 M は料理群に属する料理レシピ数であり、 L は O の中で一度でも出現する食材の種類数である。

次に、食材一覧に対して L 次元のベクトルを用意し、食材一覧に現われる食材の要素の成分を 1 にし、現われない食材の要素の成分を 0 にする。このように、各次元が食材集合 I と対応するようにベクトルを設計する。

2.2.3 主成分分析

各料理群において、食材ベクトル群を主成分分析して固有空間を構築する。ここで、第 1 固有ベクトルの要素には各料理群における食材の出現頻度の平均が表れ、第 2 固有ベクトル以降には固有ベクトルごとに出現しやすい食材の組合せの要素の値が大きく表れる。値が大きい要素は、固有ベクトルを計算する際に用いた食材ベクトル群において特徴が表れている部分である。この固有ベクトルを基底ベクトルとすることで、典型的な食材の組合せを表す固有空間を構築することができる。

2.3 典型度・残差の計算

典型度を食材ベクトルの固有空間への射影の L2 ノルムとして計算する。入力として与えた食材一覧から得られた食材ベクトルを \mathbf{x} とし、L2 ノルムが 1 になるように正規化したものを $\tilde{\mathbf{x}}$ とする。前節で得られた固有ベクトルを m 列並べた $L \times m$ 行列 \mathbf{E} を用いて、次式により、正規化した食材ベクトル $\tilde{\mathbf{x}}$ から射影 $\tilde{\mathbf{x}}^*$ を計算する。

$$\tilde{\mathbf{x}}^* = \mathbf{E}\mathbf{E}^T\tilde{\mathbf{x}} \quad (1)$$

この射影の L2 ノルムを典型度 (T) とする。食材ベクトルを正規化することにより、典型度の範囲を $[0, 1]$ とすることができる。正規化した食材ベクトルの固有空間への射影の L2 ノルムは、その固有空間で元の食材ベクトルが表現できる割合である。固有空間は、その料理群における典型的な食材の組合せを

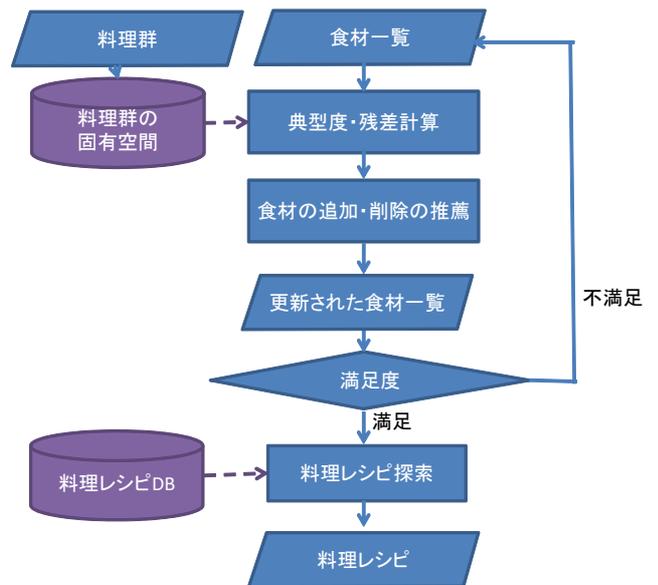


図 3 食材の推薦及び料理レシピ検索の処理の流れ

表している空間であり、典型的な食材の組合せほど固有空間で表現できるため、この典型度は高くなり、非典型的な組合せほど低くなる。

残差ベクトルは、食材ベクトルとその固有空間への射影の差、つまり食材ベクトルと固有空間との距離をベクトルで表現したものである。残差ベクトル \mathbf{x}^\sharp は、食材ベクトル \mathbf{x} と、その射影 \mathbf{x}^* から、次式によって計算される。

$$\mathbf{x}^\sharp = \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \quad (2)$$

なお、残差ベクトルの各要素は正負の値をとるが、以下の分析ではその絶対値を各要素の残差成分とする。を絶対値で表す。

3. 食材の推薦と料理レシピ検索

食材の推薦及び料理レシピ検索の処理の流れを図 3 に示す。ユーザから与えられた、初期値となる食材一覧と料理群に基づき、典型度と残差ベクトルを計算して食材の追加・削除の推薦をする。ユーザが何らかの食材の追加または削除をすると、食材一覧が更新され、改めて典型度と残差ベクトルを計算して、新たな食材の追加・削除を推薦する。ユーザが満足するまでこの処理を繰り返す、完成した食材一覧から料理レシピを検索する。以下、各々について詳しく述べる。

3.1 食材の推薦

食材ベクトルとその射影から計算される残差ベクトルは、各要素が食材と対応している。つまり、残差成分が大きい残差ベクトルの要素は、その料理群において非典型的な食材であると考えられるため、その要素を追加・削除することで、より典型的な食材一覧に更新される。また、逆に残差成分が小さい残差ベクトルの要素は、その料理群において典型的な食材であると考えられるため、その要素を追加・削除することで、より非典型的な食材一覧に更新される。以下に、具体例を挙げながらより典型的・より非典型的な食材一覧にするための食材の追加・削除の推薦について説明する。

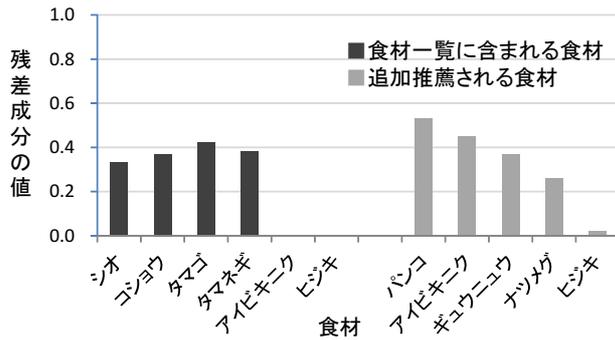


図4 ハンバーグに対する残差成分の値 (典型度: 0.64)

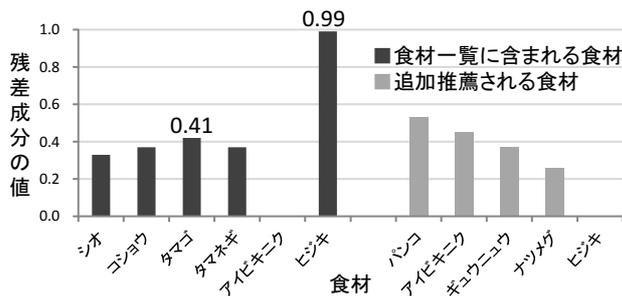


図5 ハンバーグに対する残差成分の値 (典型度: 0.52)

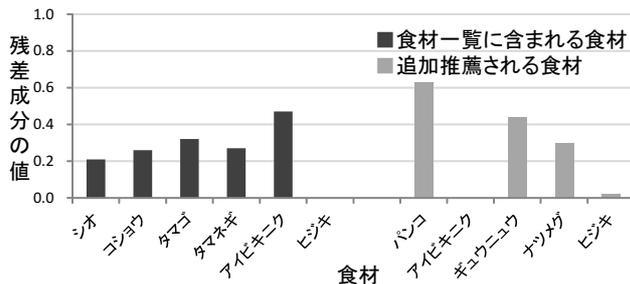


図6 ハンバーグに対する残差成分の値 (典型度: 0.69)

第1固有ベクトルのみで固有空間を構築した料理群「ハンバーグ」の固有空間へ食材一覧を入力として与えたときの残差ベクトルの要素を図4～図6に示す。図4と図5の食材一覧は、「ヒジキ」を含むか否かの違いがある。「ヒジキ」は、料理群「ハンバーグ」においては典型的な食材の組合せには含まれない食材であるため、「ヒジキ」を含む場合は、「ヒジキ」を含まない場合よりも典型度が低く計算される。さらに、図4と図6では、「アイビキニク」を含むか否かの違いがある。「アイビキニク」は、料理群「ハンバーグ」においては典型的な食材の組合せに含まれる食材であるため、「アイビキニク」を含む場合は、「アイビキニク」を含まない場合よりも典型度が高く計算される。これらの性質を利用することで、ユーザによって与えられた食材一覧を、より典型的・非典型的な食材一覧に更新するための食材の追加・削除の推薦をする。

3.2 料理レシピの検索

料理レシピの検索では、入力として与えられた食材一覧に対して、データベース中の全料理レシピと比較してスコアを計算し、スコアが高い料理レシピをユーザに提示する。本手法では、

非典型的な食材はユーザが意図的に食材一覧に含めた食材であると推測した。さらに、検索される料理レシピは、ユーザが入力として与えた食材一覧と類似していなければ参考にならないと考えられる。そこで、入力として与えられた食材一覧中の非典型的な食材を、検索される料理レシピ内で使用しているか否かを表す優先度 $P(i)$ と、検索される料理レシピと入力された食材一覧の類似度 $T_a(i)$ を計算し、次式のようにそれらを加えたものをスコア $S(i)$ とする。

$$S(i) = P(i) + T_a(i) \quad (3)$$

以下、優先度、類似度の計算方法を順に説明する。

3.2.1 優先度の計算

優先度は、入力された食材一覧と検索対象の料理レシピの食材一覧の間で共通して使われる食材について、入力された食材一覧から計算される残差ベクトルの要素の残差成分の最大値とする。具体的には、まず入力された食材一覧から食材ベクトル \mathbf{x} を求め、入力された料理群の固有空間における残差を $\mathbf{x}^{\#}$ とする。また、指定された料理群に属する料理レシピの集合 O に一度でも表れる食材集合を I とする。このとき、料理レシピの集合 O は M 件の料理レシピを含み、食材集合は L 種類の食材から構成される。料理レシピ集合 O のそれぞれに料理レシピから食材ベクトル $\{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ を求める。これらから、料理レシピ o_i に対する優先度 $P(i)$ を次のように計算する。

$$P(i) = \max_j |x_j x_j^{\#} y_{ij}| \quad (4)$$

x_j はベクトル \mathbf{x} の j 番目の要素を、 y_{ij} はベクトル \mathbf{y}_i の j 番目の要素を表す。この優先度は、例えば図5の食材一覧を入力として与えた際には、「ヒジキ」に対する残差ベクトルの要素が大きく計算されるので、ユーザは「ヒジキ」を使った「ハンバーグ」の料理レシピを知りたいと考えられる。そこで、検索される料理レシピが「ヒジキ」を使用していれば0.99、「ヒジキ」を使用していないが「タマゴ」を使用していれば0.41と優先度が計算される。

3.2.2 類似度の計算

次に、類似度の計算方法には Tanimoto 係数 [6] を利用する。Tanimoto 係数は、集合間の類似度の指標である。入力された食材一覧を A 、検索対象の料理レシピ o_i の食材一覧を B_i とし、料理レシピ o_i に対する類似度 $T_a(i)$ を以下のように計算する。

$$T_a(i) = \frac{|A \cap B_i|}{|A| + |B_i| - |A \cap B_i|} \quad (5)$$

ここで、 $|\cdot|$ は集合の要素数を表す。この類似度は、入力された食材一覧と、検索される料理レシピの食材一覧が一致した場合は1、検索される料理レシピの食材一覧が全て異なる場合は0となる。このようにして、入力された食材一覧と、検索される料理レシピの食材一覧との類似度を計算する。

4. 実験

4.1 実験に用いたデータ

データセットとして、楽天レシピから提供された料理レシピ

表 1 実験に用いた料理群に含まれる食材の種類数

料理群	料理レシピ数	食材の種類数
ハンバーグ	780	768
サラダ	6,409	3,343

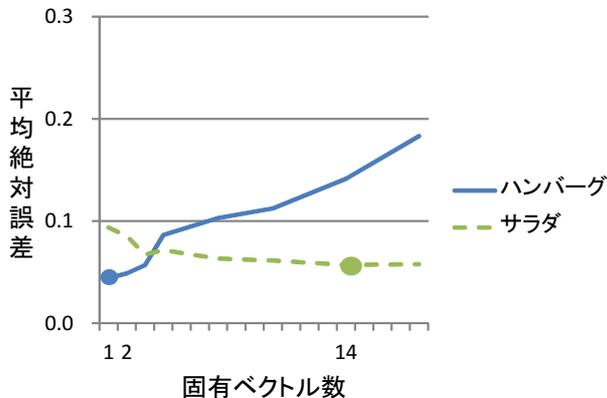


図 7 固有ベクトル数と平均絶対誤差 (●は各料理群における平均絶対誤差最小の点)

約 44 万件 [5] から、料理群「ハンバーグ」、「サラダ」の料理レシピを選択した。提案手法は食材の組合せの分析に基づいているため、食材空間内で食材の組合せの偏りが小さい料理群、食材の組合せが大きい料理群を例として選択した。料理群「ハンバーグ」に関しては前者の条件が当てはまり、料理群「サラダ」に関しては後者の条件が当てはまると考えた。表 1 は各料理群の料理レシピ数と、食材の種類数である。

4.2 予備実験：最適な固有空間の構築

提案手法の典型度と人の感じる典型度の誤差が最小になるとき、最適に推薦及び検索ができると考えられる。典型度の目標値を被験者実験により求め、固有空間を張る際に用いる最適な固有ベクトル数を設定する。ここでは、各料理群で第 1 固有ベクトルのみで固有空間を構築し、それぞれの料理レシピの食材一覧から計算される典型度が高い順に等間隔になるように 10 件選択した。典型度の目標値を被験者による一対比較法により計算した。ここでは日常的に料理をする男女 5 名を対象とした。また、計算値として固有空間の次元数を変化させて典型度を計算し、典型度の目標値との平均絶対誤差を計算した。結果は図 7 のようになった。この結果に基づいて、以降の実験では料理群「ハンバーグ」は第 1 固有ベクトルのみ、料理群「サラダ」は第 14 固有ベクトルまで用いて固有空間を構築した。また、各々の累積寄与率は料理群「ハンバーグ」は 38、料理群「サラダ」は 41 となった。

4.3 食材の推薦の評価実験

食材の組合せを考慮して食材の追加・削除を推薦することの有効性に関して評価した。

4.3.1 実験条件

被験者には、ある料理群について、予め用意された食材一覧の初期値から典型的または非典型的な料理レシピを作成することを目的として、食材一覧を更新するタスクを与えた。目標型

表 2 食材推薦の満足度調査結果

料理群	目標型	満足度	
		提案手法	比較手法
ハンバーグ	典型	5	4
	非典型	4	4
サラダ	典型	4	4
	非典型	4	3

が非典型的な場合は、被験者自身が食べたいと思う範囲で非典型的な料理レシピを作成させた。このタスクを提案手法、比較手法それぞれで行い、被験者が満足する食材一覧が完成したか否かを問うことで、食材推薦の有効性を評価した。初期値の食材一覧は各料理群で出現回数が上位 50 位以内の食材から選択し、各料理群において 4 種類の初期値を用意した。また、被験者は日常的に料理をする 20 代から 40 代の男女 5 名を対象とした。提案手法である食材の組合せを考慮した推薦と、併らが提案した 2 食材間の共起度に基づく推薦 [4] とを比較した。

4.3.2 実験結果

提案手法、比較手法で食材の追加・削除を推薦した場合の「満足」、「不満足」の回答結果を表 2 に示す。比較手法以上に「満足」の回答が得られ、提案手法の有効性が示された。

また、被験者に「不満足」を選択した理由について尋ねた結果、以下の回答が得られた。

- 非典型的な食材一覧に更新する際に、推薦された食材を使用しても、非典型的な食材一覧を作れなかった。

4.3.3 考察

上記の回答が得られた理由について考察する。調味料と食材を区別して扱わなかったこと、食材として不適切な食材（例：レトルトハンバーグ、残りものの野菜、など）が含まれていたことが挙げられる。これらの問題を解決するためには、調味料と一般食材を区別すること、さらに出現回数が極端に少ない特殊な食材を省くことが考えられる。また、データセット中には同義語も多数確認された。これらについて、例えば土居らの研究 [7] のようなオントロジーを用いて解消することで、より適切に食材の推薦ができる可能性がある。

4.4 料理レシピ検索の評価実験

残差を用いた料理レシピの検索に関する評価実験を行った。優先度に残差を用いる提案手法と、比較手法として優先度の代わりに典型度を用いる手法と、優先度を考慮せず類似度のみを用いた手法を比較する被験者実験を行った。被験者には 3 種類の検索手法のうち最も参考になった手法を選択してもらった。

4.4.1 実験条件

本実験における被験者は、4.3 節の実験と同じ男女 5 名を対象とした。本実験は、前節の実験において食材一覧が完成し、「満足」と回答された 32 件について、各被験者が完成させた食材一覧を入力とした。

a) 比較手法 1：典型度を用いた料理レシピ検索

この検索手法は、食材一覧を入力として与えた際に計算される典型度と、検索される料理レシピの食材一覧の典型度が同程度の料理レシピを提示する手法である。これは、ユーザが食材

表 3 被験者による選択数

検索手法	被選択回数
提案手法：類似度+残差	16
比較手法 1：類似度 × 典型度	10
比較手法 2：類似度のみ	7

一覧を入力した際には、典型度が同程度となる料理レシピが最も参考になると考えたためである。入力された食材一覧と、検索される料理レシピの食材一覧を比較し、スコア付けをする。このときのスコア $S_2(i)$ を次のように計算する。

$$S_2(i) = T_a(A, B_i) \times |1 - (T - T(i))| \quad (6)$$

$T_a(A, B)$ は入力された食材一覧と、料理レシピ o_i の食材一覧をそれぞれ集合 A , B_i としたときの類似度 (Tanimoto 係数) である。また、 T は入力された食材一覧の典型度であり、 $T(i)$ は料理レシピ o_i から計算される典型度である。

b) 比較手法 2：類似度のみを用いた料理レシピ検索

比較手法として、類似度 (Tanimoto 係数) そのものをスコアとして、料理レシピを提示する。

4.4.2 実験結果

手法ごとの選択数を表 3 に示す。提案手法は、被験者により選択された回数が最も多く、その有効性を確認した。

4.4.3 考察

料理レシピを検索する際には、多くの被験者が珍しい食材を含む料理レシピを好むと述べた。このため、非典型的な食材一覧から料理レシピを検索する際には、非典型的な食材に基づいて料理レシピを検索する提案手法が選択されることが多かったと考えられる。また、提案手法が選択されなかった理由として、次の 2 点が挙げられる。

- 食材一覧の中で調味料が非典型的な食材と判断され、その調味料を含む料理レシピを優先的に提示する。
- 優先度が高く計算される料理レシピを提示し、入力された食材一覧と検索された料理レシピの食材一覧が大幅に乖離してしまう。

以上から、調味料はスコア付けの際には省く、計算された類似度をしきい値処理し、しきい値を下回る料理レシピは検索結果から除外するなどの対策が考えられる。

5. むすび

本報告では、食材の組合せから典型度を分析する手法を提案した。また、分析結果を用いた食材の推薦・料理レシピ検索手法を提案した。

評価実験により、食材の推薦・料理レシピ検索の有効性を確認した。今後は、食材名の取得方法の見直し、一般食材・調味料の扱い方を見直すことで、より良い食材の推薦ができると考えられる。また、優先度・類似度の扱い方を検討することで、より良い料理レシピの検索ができると考えられる。

謝辞 本研究では楽天株式会社 [5] から提供された楽天レシピデータを使用した。

文 献

- [1] 高畑麻理, 上田真由美, 中島伸介, “食材に対する好き嫌いを考慮した料理レシピ推薦手法の提案,” データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, E3-5, Feb. 2011.
- [2] 花井俊介, 灘本明代, “酷似レシピ抽出のためのクラスタリング手法の提案,” データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, F8-6, Feb. 2014.
- [3] 志土地由香, 高橋友和, 井手一郎, 村瀬 洋, “料理レシピマイニングによる代替可能食材の発見,” 信学論 (A), vol.J94-A, no.7, pp.532–535, July 2011.
- [4] 佃 洗撰, 中村聡史, 山本岳洋, 田中克己, “レシピ検索のためのレシピの構造とその安定度を考慮した追加・削除可能な食材の推薦,” 信学論 (A), vol.J94-A, no.7, pp.476–487, July 2011.
- [5] 楽天株式会社, “楽天データ公開,” <http://rit.rakuten.co.jp/opendataj.html/>. [2015/1/22 アクセス]
- [6] Jeffrey W. Godden, Ling Xue, and Jürgen Bajorath, “Combinatorial preferences affect molecular similarity/diversity calculations using binary fingerprints and Tanimoto coefficients,” Chemical Information and Computer Sciences, vol.40, no.1, pp.163–166, June 2000.
- [7] 土居洋子, 辻田美穂, 難波英嗣, 竹澤寿幸, 角谷和俊, “料理レシピと特許データベースからの料理オントロジーの構築,” 信学技報, MVE2013-68, March 2014.