

テクニカルノート

レシピ利用履歴の時間特性に基づいた 時間表現によるレシピ検索法の提案

桐本 宙輝^{1,a)} 風間 一洋^{1,b)}

受付日 2016年6月10日, 採録日 2016年8月10日

概要: 本論文では, 料理レシピのような永続性が高い情報をユーザが利用する際の時間特性を利用して, 指定された時間状況下で調理されたレシピを, 時間表現で検索するための新しい手法を提案する. まず, ユーザが入力した時間状況を表す言語表現を, それから導かれる時間パラメータと確率密度関数を用いて時間特性を表す特徴ベクトルに変換し, cookpad の「つくれば」の頻度変化から求めた特徴ベクトルとのコサイン類似度を求めることで, ユーザが想定している時間状況で調理されるレシピを発見する. 実際に, 入力した時間表現とレシピの特徴ベクトルとの類似度が高いレシピを求めて, レシピの内容と特徴ベクトルの確率密度分布の一致度, 類似度の値を分析して, 入力時に想定した時間状況によく合致しているレシピが得られることを示す.

キーワード: レシピ検索, cookpad, つくれば, 時間的特徴, 確率密度関数

Proposal of Recipe Search Method by Temporal Representations Based on Temporal Features Derived from Recipe Usage History

HIROKI KIRIMOTO^{1,a)} KAZUHIRO KAZAMA^{1,b)}

Received: June 10, 2016, Accepted: August 10, 2016

Abstract: This paper presents a new method to search recipes, which are cooked under the specified temporal situation, by temporal representations. The method uses temporal features derived from recipe usage history. First, we convert an input language representation about a temporal situation into a temporal feature vector by a probability density function and temporal parameters. Next, we find temporally similar recipes by calculating the cosine similarity between an input feature vector and each recipe feature vector that is derived from frequency variation of cookpad's "Tsukurepo". We analyze the content of recipes, the degree of coincidence between feature vectors, and the values of similarities. In the result, we show that our proposed method is able to search recipes, which are appropriate to user input temporal situation.

Keywords: recipe search, cookpad, Tsukurepo, temporal feature, probability density function

1. はじめに

cookpad のようなレシピ検索サイトでは, 収録レシピ数が膨大で, 食材や調理法の一部が異なる変種も数多く存在することから, 一般的なユーザが自分が望んでいるレシピを探すことは困難である. たとえば, この問題を軽減する

ために, サービス提供者や専門家が人手で素材や目的に応じたカテゴリに分類しているが, 多大なコストと時間が掛かり, カテゴリ分類の正確性と被覆率を高くすることは難しかった. また, ユーザの人気に基づいた順位付けも行われているが, 人気がある理由は様々であり, ユーザの現在の状況に合致したレシピだけが検索されるとは限らなかった.

本論文では, Web 検索や論文検索とは大きく異なる, レシピ検索特有の情報の永続性と日常性, 選択性に着目する. 永続性は, 一度作られた美味しいレシピは時代を超えて調

¹ 和歌山大学大学院システム工学研究科
Graduate School of Systems Engineering, Wakayama University, Wakayama 640-8510, Japan

a) s171063@center.wakayama-u.ac.jp

b) kazama@sys.wakayama-u.ac.jp

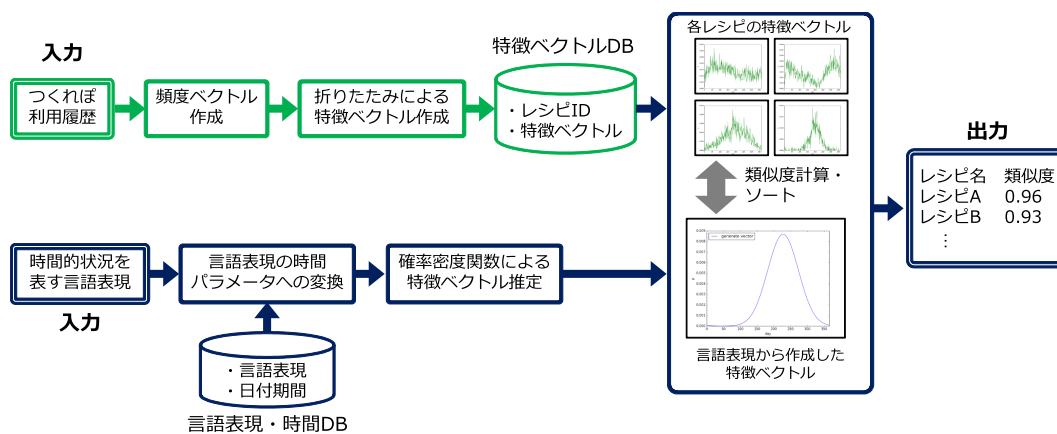


図 1 システム構成図
Fig. 1 System architecture.

理され続けるという性質である。レシピは情報の陳腐化が少なく、長期間の利用履歴を利用できる。日常性は、レシピを調理して食べる行為は、人間の生活や四季、行事などの日常的な行動に密接に結び付いていることである。たとえば、人間の行動は1日、1週間、1カ月、1年単位の周期性を持つことが多い。そのため、各レシピはアクセスログや利用履歴中に特有の時間的パターンを示す。本論文では、この時間的パターン抽出のために、レシピを実際に調理した感想を投稿することで作者への感謝を示す cookpad の「つくれぼ」をレシピの利用履歴として利用する。選択性は、膨大なレシピの中から、自分にとって食材や調理法、味が適切なレシピを判断して選択することである。このために、cookpad には類似レシピが数多く存在するが、よく調理されるレシピはごく一部となる。

このようなレシピの永続性と日常性、選択性から、長期間の利用履歴における各レシピの時間特性に、そのレシピの性質がよく現れると仮定し、ユーザの想定と同じ時間的狀況下で、他の多くのユーザによって調理されたレシピを検索・推薦する手法を提案する。まず、ユーザが入力した時間的狀況を表す「夏」、「クリスマス」のような言語表現を、それから導かれる時間パラメータと確率密度関数を用いて時間特性を表す特徴ベクトルに変換する。同様に、レシピの時間特性の特徴ベクトルは、つくれぼの利用履歴から求める。ユーザ入力とレシピの特徴ベクトルの間のコサイン類似度を求めて、ユーザが想定している時間的狀況で調理されるレシピを発見する。

2. 関連研究

膨大なレシピからユーザの要望に合ったレシピを見つけるのは難しいことから、様々な新たなレシピの検索・推薦方法が提案されている。

上田らは、食材の利用履歴から抽出した個人の嗜好を反映したレシピの推薦手法を提案した [1]。また、上田らは、レシピの閲覧・摂食履歴から抽出した個人の嗜好をレシピ

の推薦に用いる手法を提案した [2]。本研究では、個人の嗜好ではなく、ユーザが想定している時間的狀況における他の多くのユーザの嗜好や判断結果に注目する点が異なる。

門脇らは、プログ型レシピの文章からレシピの誕生・使用事由を抽出し、レシピが生まれた背景や使用状況に基づく検索手法を提案した [3]。本研究では、日常的であるとか、常識であるなどの理由から明確に言語化されないことも多いレシピの時間的特性に注目している点が異なる。

3. 時間表現による類似レシピ検索法

3.1 システムの概要

本論文で提案するレシピ検索のプロトタイプシステムの構成を、図 1 に示す。

処理手順の概略は、以下のとおりである。

- (1) 実行前に、つくれぼ利用履歴から、各レシピの時間特性を表す特徴ベクトルを作成しておく。
- (2) 実行時に、ユーザが文字列として入力した、あるいは GUI で指定された時間的狀況を表す言語表現から、確率密度関数を用いて、ユーザの想定する時間的狀況を表す特徴ベクトルに変換する。
- (3) 両者の類似度を計算し、上位のレシピを、ユーザが想定した時間的狀況に適した検索結果として出力する。

3.2 レシピの時間特性の特徴ベクトルの作成

つくれぼの利用履歴から、各レシピの時間特性を表す特徴ベクトルを作成する。

まず、レシピ r_i の最初のつくれぼの投稿から最後のつくれぼの投稿までの期間が T_{r_i} の場合に、時刻 $t (0 \leq t \leq T_{r_i} - 1)$ のつくれぼ数を $f_{r_i}^{(t)}$ として、次元数 T_{r_i} のつくれぼ数の頻度ベクトル \mathbf{f}_{r_i} を求める。

$$\mathbf{f}_{r_i} = (f_{r_i}^{(0)}, f_{r_i}^{(1)}, \dots, f_{r_i}^{(T_{r_i}-1)}) \quad (1)$$

次に、 \mathbf{f}_{r_i} を次元数 C に折りたたんだベクトル $\mathbf{v}_{r_i,C}$ を、以下のように作成する。

$$\begin{cases} v_{r_i,C} = (v_{r_i,C}^{(0)}, v_{r_i,C}^{(1)}, \dots, v_{r_i,C}^{(C-1)}) \\ v_{r_i,C}^{(j)} = \frac{\text{sum}(\{f_{r_i}^{(t)} | \text{fold}(t,C)=j\})}{|\{f_{r_i}^{(t)} | \text{fold}(t,C)=j\}|} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $\text{fold}(t,C)$ は、 f_{r_i} の時刻 t を v_{r_i} の $0 \sim C-1$ の範囲のインデックス値に折りたたむ関数であり、本論文では1年周期 ($C = 366$) とし、その年で何日目かを示す値 $1 \sim 366$ をそれぞれ $0 \sim 365$ に変換する。 $\text{sum}(S)$ は集合 S の総和を求める関数である。

最後に、 $v_{r_i,C}$ を総和が1になるように正規化し、レシピ r_i の周期 C の特徴ベクトル $p_{r_i,C}$ を求める。 $p_{r_i,C}$ は、つくればの周期 C の各要素の時点の生起確率である。

$$\begin{cases} p_{r_i,C} = (p_{r_i,C}^{(0)}, p_{r_i,C}^{(1)}, \dots, p_{r_i,C}^{(C-1)}) \\ p_{r_i,C}^{(j)} = \frac{v_{r_i,C}^{(j)}}{\sum_{k=0}^{C-1} v_{r_i,C}^{(k)}} \end{cases} \quad (3)$$

3.3 時間的状況の特徴ベクトルの作成

本論文では、ユーザが想定した時間的状況でレシピを検索したり、レシピの検索や推薦に時間的状況を反映させたりすることを目的として、季節を表す「夏」、日常生活のイベントを示す「バレンタインデー」、数値で示す「 $20 \sim 25^\circ\text{C}$ 」のような定性的・定量的な表現で時間的状況を表現し、クエリや検索・推薦 UI の条件に使用することを想定する。

そこで、レシピの時間的状況と照合するために、ユーザが求める時間的状況が固有の確率分布を持つと仮定して、同様に時間特性を表す特徴ベクトルに変換する。まず、時間的状況の表現 s_i から時間パラメータベクトル v_{s_i} を抽出し、さらに確率密度関数 $d(v_{s_i}, C)$ を用いて特徴ベクトル $p_{s_i,C}$ を生成する。本論文では試行的に単峰性の正規分布と一様分布の2種類を用いて検討する。時間パラメータの抽出には、人々の共通認識や、公知の事実を用いる。「バレンタインデー」のようなイベントは、一意に決まっている日付を用いる。「夏」のような季節の場合は、人々の間では共通認識として共有されている期間を用いる。「暑い季節」の場合は、現状では「夏」と同様として扱うが、将来的に気温変動データの分布の使用も検討している。

季節性・イベント性を示す表現の場合は、まず時間的状況 s_i を期間の開始日 v_0 と終了日 v_1 の2次元の時間パラメータベクトル $v_{s_i} = (v_0, v_1)$ に変換する。特定の日イベントの場合は、 $v_0 = v_1$ となる。次に、平均 $(v_0 + v_1)/2$ 、標準偏差 $(|v_0 - v_1| + 1)/2$ の正規分布を1年周期を考慮して $0 \sim 365$ の範囲に変換する確率密度関数 $d_n(v_{s_i}, C)$ を用いて、特徴ベクトル $p_{s_i,C}$ を生成する。この場合は、期間 $v_0 \sim v_1$ に全体の68%が含まれる。なお、無限区間中の1年間だけを扱うので、レシピの場合と同様に $p_{s_i,C}$ の総和が1になるように正規化する。

逆に、特に季節性・イベント性を持たない表現の場合は、時間的状況 s_j の時間パラメータベクトル v は0次元となり、一様分布を持つ確率密度関数 $d_u(v_{s_j}, C)$ を用いて、特

徴ベクトル $p_{s_j,C}$ を生成する。

3.4 類似した時間的状況で調理されるレシピの検索

ある時間的状況 s_i から、それと時間的に類似した状況で調理されるレシピを求める。

まず、時間的状況 s_i と各レシピ r_j の時間特性の特徴ベクトル $p_{s_i,C}$ と $p_{r_j,C}$ の間のコサイン類似度 $\text{sim}(p_{s_i,C}, p_{r_j,C})$ を次のように計算する。

$$\text{sim}(p_{s_i,C}, p_{r_j,C}) = \frac{p_{s_i,C} \cdot p_{r_j,C}}{|p_{s_i,C}| |p_{r_j,C}|} \quad (4)$$

この結果、類似度が高いレシピほど、そのレシピが調理された時間的状況が、ユーザが想定している時間的状況 s_i に近いと見なす。検索用 GUI では類似度上位から順に、ユーザが想定した時間的状況に適したレシピとして提示する。

4. 評価

4.1 類似検索結果の評価

まず、提案法で求めたレシピの内容と特徴ベクトルの類似度を評価する。Cookpad から提供された「クックパッドデータ」[4] の1998年4月23日から2014年9月30日までの1,715,595件のレシピから、つくれば数が100件以上の11,855件のレシピを評価に使用した。時間的状況を示す表現として、季節性を持つ「夏」(期間は7月1日~9月30日)、イベント性を持つ「バレンタインデー」(期間は2月14日~2月14日)、定常的な場合の3種類を用いた。

時間的状況から生成した特徴ベクトルとつくればから生成したレシピの特徴ベクトルの類似度の上位5件のレシピのタイトルと類似度を、表1、表2、表3に示す。さらに、類似度が高い上位200件のレシピの代表カテゴリを求めて、どのようなカテゴリのレシピが検索結果に出現しているかを調査するために、上位5件の代表カテゴリとそれに属するレシピ数を表4、表5、表6に示す。代表カテゴリとは、cookpadの人手で分類された木構造のカテゴリ分類を利用して、与えられたレシピ群で有意に出現したカテゴリ部分木の頂点を代表カテゴリとして、レシピ群の内容を代表カテゴリ名で要約する方法である[5]。

表1を見ると、レシピのタイトルに「オクラ」、「ナス」、「きゅうり」、「トマト」、「ピーマン」のような夏が旬の食材が含まれていた。さらに、類似度が0.9以上であったことから、使用した確率密度関数で生成した特徴ベクトルにうまく合致していることが分かる。また、表4から、カテゴリ名に「夏」を含んだり、夏によく調理される「そうめん」のようなレシピが多かった。

表2を見ると、タイトルに「バレンタイン」が含まれるうえに、チョコレートに関係した名詞「チョコ」、「ショコラ」などが多く含まれていた。ただし、類似度を見ると、表1の場合よりも低かった。これは、実際にはバレンタインデーによく調理されるようなレシピは、頻度は低くても

表 1 「夏」の上位 5 件の検索結果

Table 1 Top five search results for “Summer.”

順位	レシピタイトル	類似度
1	焼きオクラの生姜マリネ	0.941
2	これ、いける！オクラ☆チーズ	0.913
3	めんつゆでナスの煮浸し	0.910
4	♪きゅうりトマトオクラ茗荷のごま油和え♪	0.909
5	ピーマンとナスの甘酢炒め	0.909

表 2 「バレンタインデー」の上位 5 件の検索結果

Table 2 Top five search results for “Valentine’s Day.”

順位	レシピタイトル	類似度
1	バレンタインに生チョコ 生クリーム不要♪	0.896
2	可愛くて簡単☆チョコランチ♪	0.869
3	バレンタインに☆生チョコケーキ	0.866
4	バレンタインに基本のトリュフ、苺、抹茶	0.861
5	バレンタイン HM で簡単フォンダンショコラ	0.852

表 3 季節性がない場合の上位 5 件の検索結果

Table 3 Top five search results for non-seasonal situation.

順位	レシピタイトル	類似度
1	牛丼～吉野家風～	0.960
2	簡単もやしの卵♪中華あんかけ	0.955
3	簡単♪牛乳と全卵☆濃厚カルボナーラ☆☆	0.949
4	秘密の豆腐ハンバーグ	0.949
5	一番簡単★しょうが焼き	0.949

表 4 「夏」の上位 5 件の代表カテゴリ

Table 4 Top five typical categories for “Summer.”

順位	代表カテゴリ	レシピ数
1	旬野菜（夏）	112
2	夏に食べたい料理	14
3	そうめん	9
4	豚薄切り肉	6
5	夏！おもてなし料理	4

他の日にも調理されることが原因である。実際に、表 5 を見ると、「お菓子」や「デザート」などの生活を豊かにする料理や、「おもてなし」や「プレゼント」のような特別なイベントを示すカテゴリが存在し、誕生日などのお祝い用にも調理されていることが推測できる。イベント性を示す他のレシピでも同様な特徴が見られるが、季節性を示すレシピの場合は期間が長く、多少のずれがあっても類似度が低下しにくいために、両者の類似度に差が出たと考えられる。

表 3 を見ると、牛丼、もやしあんかけ、カルボナーラ、ハンバーグ、生姜焼きなどの飲食店で 1 年中提供されている定番メニューが並んでいることが分かった。類似度も、0.949 以上と最も高かった。また、表 6 から、キャベツやじゃがいものような 1 年中入手可能な食材のレシピであることに加えて、「夏」や「バレンタインデー」の場合に比べるとカテゴリ間の偏りが少なかった。

表 5 「バレンタインデー」の上位 5 件の代表カテゴリ

Table 5 Top five typical categories for “Valentine’s Day.”

順位	代表カテゴリ	レシピ数
1	チョコレートのお菓子	114
2	もっと料理を楽しむ	48
3	おもてなしデザート	9
4	持ち寄り・プレゼント	2
5	シリコンスチーマーでお菓子	1

表 6 季節性がない場合の代表カテゴリ

Table 6 Top five typical categories for non-seasonal situation.

順位	代表カテゴリ	レシピ数
1	おもてなし料理	25
2	人気のキャベツレシピ	13
3	キャベツ	11
4	脇役野菜・珍しい野菜	10
5	じゃがいも	10

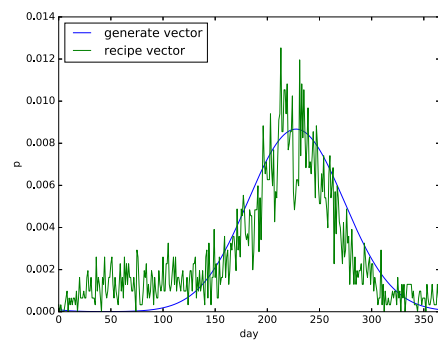


図 2 「夏」の特徴ベクトル

Fig. 2 Feature vectors for “Summer.”

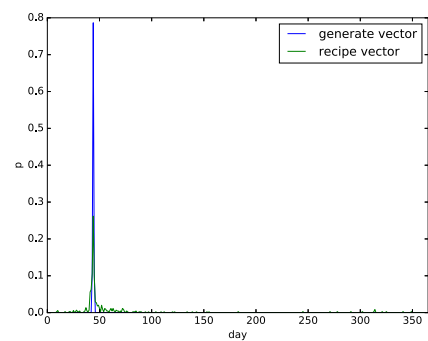


図 3 「バレンタインデー」の特徴ベクトル

Fig. 3 Feature vectors for “Valentine’s Day.”

4.2 時間的状況とレシピの特徴ベクトルの比較

次に、各時間的状況の特徴ベクトルと、最類似レシピの特徴ベクトルの分布形状を比較した。各時間的状況を変換した特徴ベクトルと最類似レシピの特徴ベクトルを、図 2、図 3、図 4 に示す。横軸は 1 月 1 日からの経過日数、縦軸は特徴ベクトルにおけるその日の値である。レシピの特徴ベクトルにはゆらぎが存在しても、全体的な増減の様子はどれもよく表され、「夏」は 3 カ月、「バレンタインデー」は 1 日と期間が大きく異なる場合も、同じ確率密度関数の

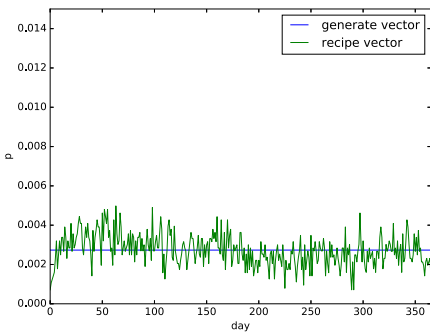


図 4 時間的特性を示さない場合の特徴ベクトル
Fig. 4 Feature vectors for non-seasonal situation.

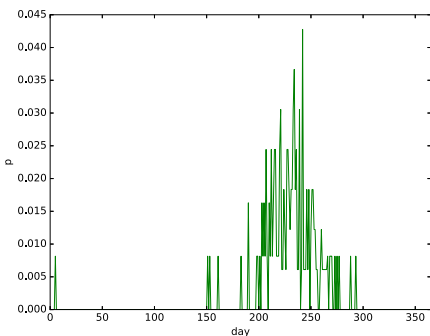


図 5 季節性を持つが疎な特徴ベクトル
Fig. 5 Seasonal and sparse feature vector.

時間パラメータの変更だけでうまく対処できていた。ただし、厳密には図 2 の分布の左部分の一致度が低く、必ずしも単純な正規分布ではないことも分かった。

さらに、イベント性を持つレシピは、調理時刻 t_c 、イベント時刻 t_e 、つくれば投稿時刻 t_r に対して $t_c < t_e$, $t_c < t_r$ という時間制約を持ち、 t_e と t_r の間にはイベント前につくればを投稿しておく場合とイベント後に投稿する場合の 2 種類の関係が考えられるが、実際には両者の事例が存在して図 3 のようなイベント日前後に広がる分布となったために、正規分布による近似でも対処できたと考えられる。ただし、厳密には、ピークはより低く、裾野はより広い分布であり、確率密度関数やパラメータに関する詳細な検討が必要である。

なお、「夏」の検索結果の下位に、図 5 に示すように特徴ベクトルの概形は一致しても、つくれば数が少なくベクトルが疎であることで類似度が低下したレシピも見つかった。このレシピは「ゴーヤのチーズ入り肉詰め」というタイトルで、検索結果は 190 位、類似度は 0.722、つくれば数は 147 件であった。これは、つくれば数が少ない場合にも類似度が下がることを意味しており、提案手法では類似度の値にもレシピの選択性が反映され、レシピ調理者に人気のないレシピが選ばれにくいことが分かった。

4.3 キーワード検索との比較

つくればの利用履歴の時間特性を用いる提案手法と、レ

表 7 キーワード検索の「夏」の上位 5 件の検索結果

Table 7 Top five search results for “Summer” in keyword search.

順位	レシピタイトル	つくれば数
1	30 分で本格簡単パン	3113
2	ピーマンとナスの甘酢炒め	3060
3	めんつゆでナスの煮浸し	2861
4	ズッキーニとジャガイモの醤油ドレマリネ	2348
5	水コップ一杯 3 分トウモロコシ完璧なゆで方	1901

表 8 キーワード検索の「夏」の上位 5 件の代表カテゴリ

Table 8 Top five typical categories for “Summer” in keyword search.

順位	代表カテゴリ	レシピ数
1	旬野菜 (夏)	48
2	夏に食べたい料理	21
3	麺	11
4	夏! おもてなし料理	11
5	豆腐	7

シピの情報中の単語をもとに検索するキーワード検索の特性の違いを比較した。対象はつくれば数が 100 件以上ある人気レシピとし、夏に関するレシピについて検索した場合の上位 200 件の検索結果を分析した。キーワード検索のキーワードは「夏」とし、検索対象の情報は各レシピの「タイトル」、「概要」、「コツ・ポイント」、「レシピの生い立ち」のテキストとした。また、提案手法では図 2 に示した「夏」から生成した特徴ベクトルで検索した。

キーワード検索の検索結果をつくれば数を降順に並べ替えた上位 5 件を表 7 に、レシピ群を代表カテゴリで要約し、レシピ数が多かった上位 5 件の代表カテゴリを表 8 に示す。どちらも夏を示唆する代表カテゴリに属するレシピが多いが、代表カテゴリのレシピ数は、提案手法は「旬野菜 (夏)」が特に多いが、キーワード検索は「夏に食べたい料理」や「夏! おもてなし料理」が多く、共通しているレシピは 38 件 (19%) であった。

このようになり異なる検索結果が得られる理由としては、キーワード検索では、レシピ作者やカテゴリ付与者の視点から夏を強調したかったり、夏らしいと判断した特別なレシピが、提案手法ではレシピ調理者の視点からその季節に多く調理されるレシピが選択されており、それぞれの視点の違いが反映されていると考えられる。

提案手法でキーワード検索で見つからないレシピが見つかる理由としては、たとえば、図 3 に示すようなイベント性を持つレシピの場合には、題名にも「バレンタイン」が含まれるが、図 2 に示すような季節性を持つレシピの場合には、それが調理される季節は必ずしもレシピの文章に明示的に記述されずに、ユーザの背景知識として共有されることが多く、それが提案手法で検索されてもキーワード検索では検索されないレシピが多く存在する原因になっている

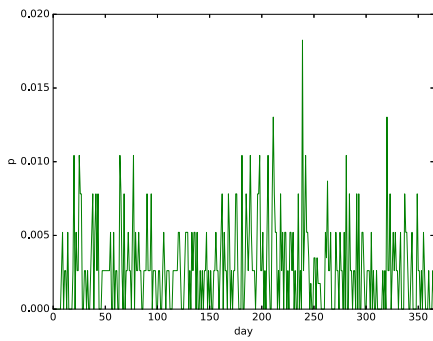


図 6 夏以外にも調理されるレシピの特徴ベクトル

Fig. 6 Feature vector of recipe cooked not only in summer.

と考えられる。ユーザの利便性を考慮すると、このようにレシピ調理者の視点を忠実に反映できることが望ましい。

逆に、キーワード検索で見つかるが提案手法で見つからない理由としては、「夏」という表現には多様性や階層性があるにもかかわらず、本論文では単一の分布として簡略化して処理しているためと考えられる。たとえば、今回は「夏」を7月1日から9月30日の範囲と仮定したが、初夏や残暑の時期に集中的に調理されるレシピは、単一の分布だけで処理すると検索されない可能性がある。

なお、「夏」という言葉が含まれても、実際には夏に集中して調理されていないレシピも存在した。たとえば「夏にスタミナ満点!!レバニラ炒め」というレシピは、タイトルでは夏を強調しているが、図6に示すレシピの特徴ベクトルは1年を通して調理されるレシピであることを示していた。つまり、レシピ作者やカテゴリ付与者の認識が、必ずしもレシピ調理者とは一致しないことが分かる。

5. おわりに

料理レシピのような永続性が高い情報をユーザが利用する際の時間特性を利用して、指定された時間的狀況下で調理されたレシピを検索する新しい手法を提案し、実際に3種類の時間的狀況で類似検索した結果を分析して、入力した時間的狀況に合致したレシピを検索できることを示した。

今後の課題の1つは、イベント性を持つ時間的狀況に対する確率密度関数のチューニングや、正規分布より適した確率分布の検討である。また、ある気温幅のような2峰性や毎月繰り返すイベントのような多峰性のある確率分布を持つような時間的狀況を表す確率密度関数の検討や、「夏」のような季節概念のより柔軟な扱いも、今後の課題である。さらに、時間特性が類似したレシピを表示しているだけではユーザが理解しにくいので、レシピの条件を指定したり、検索結果の動的なカテゴリ分類を行う予定である。

謝辞 本研究では、クックパッド株式会社と国立情報学研究所が提供する「クックパッドデータ」を利用した。

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, 日本データベース学会 Letters, Vol.6, No.4, pp.29-32 (2008).
- [2] 上田真由美, 高畑麻理, 中島伸介: レシピ閲覧・摂食履歴を用いた嗜好の抽出, Webとデータベースに関するフォーラム, WebDB Forum 2011, 情報処理学会シンポジウムシリーズ, 3G-1-2 (2011).
- [3] 門脇拓也, 山肩洋子, 森 信介: 誕生・使用事由によるレシピ検索: 生い立ちレシピサーチ, 日本データベース学会和文論文誌, Vol.13, No.1, pp.78-85 (2014).
- [4] Harashima, J., Ariga, M., Murata, K. and Ioki, M.: A Large-Scale Recipe and Meal Data Collection as Infrastructure for Food Research, Proc. 10th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2016), pp.2455-2459 (2016).
- [5] 桐本宙輝, 風間一洋: Cookpadのつくれば数の時間変動に基づく類似レシピ抽出法の提案, DEIM2016, 第8回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム 2016 (2016).



桐本 宙輝

2016年和歌山大学システム工学部情報通信システム学科卒業。和歌山大学大学院システム工学研究科修士課程在学中。食情報処理の研究に従事。



風間 一洋 (正会員)

1988年京都大学大学院工学研究科精密工学専攻修士課程修了。同年日本電信電話(株)入社。2005年京都大学大学院情報学研究科システム科学専攻博士課程修了。2012年和歌山大学システム工学部教授、現在に至る。Web情報検索, Webマイニングの研究に従事。博士(情報学)。人工知能学会, 日本ソフトウェア科学会, 日本データベース学会, ACM各会員。

(担当編集委員 井手 一郎)