

各種気分データの特徴を考慮したレシピメタデータ自動付与方式の実験的評価

高田 夏彦[†] 上田真由美^{††} 森下 幸俊^{†††} 中島 伸介[†]

[†] 京都産業大学 〒603-8047 京都府京都市北区上賀茂本山

^{††} 流通科学大学 〒651-2188 兵庫県神戸市西区学園西町 3-1

^{†††} 大日本印刷株式会社 〒141-8001 東京都品川区西五反田 3-5-20

E-mail: [†]{i1558110,nakajima}@cse.kyoto-su.ac.jp, ^{††}Mayumi_Ueda@red.umds.ac.jp,

^{†††}Morishita-Y4@mail.dnp.co.jp

あらまし 利用者の目的に応じた料理レシピの推薦が求められている。レシピの推薦において、利用者の要求を的確に反映させるために、各レシピに対してメタデータを付与することが考えられる。しかし、インターネット上に存在する膨大な量のレシピに対して、手動でメタデータを付与することは困難であり、自動的に付与する仕組みが望まれる。そこで、本研究では、手動でメタデータを付与したレシピとの類似度を用いることにより、未知のレシピに対して気分に対応するメタデータを自動的に付与する手法を提案する。単一特徴ベクトルを用いたメタデータ自動付与方式に関して、複数のシナリオを用いた評価実験を行ったところ、シナリオにより差はあるが、手動でメタデータを付与したものに近い精度を得たものもあった。しかし、さらに精度を向上させることを目指し、各種気分データの特徴を考慮したメタデータ自動付与方式について検討した。

キーワード 料理レシピ推薦, 気分データ, メタデータ自動付与, レシピ間類似度

1. はじめに

近年、インターネット上に膨大な量の料理レシピが存在する。味の素が公開するレシピ大百科では、約 11000 品のレシピが登録されており、食材や料理名による検索だけでなく、弁当特集や地域食材に特化した特集など、様々なテーマでレシピが提供されている [1]。また、一般ユーザによる投稿レシピを扱うクックパッドでは、登録レシピ数約 220 万品、月間利用者数 5500 万人以上と報告されており、利用レシピの検索・推薦サービスの需要が伺える [2]。

このような背景から、我々は個人の嗜好を考慮した料理レシピの推薦システムの開発に取り組んでいる [3]。しかし、利用者が求めるレシピは、嗜好だけでなく、気分や状況によって異なることから、利用者の要求に合ったレシピを推薦するためには、気分や状況を考慮した推薦手法の実現が望ましい。このようなレシピ推薦を可能にするためには、レシピに対して気分や状況に関するメタデータを付与する手法が考えられる [4]。例えば、レシピに対して、“夜食に最適なメニュー”や“子供が喜ぶ弁当メニュー”といったメタデータを付与することによって、利用者の目的に合ったレシピを推薦することが可能になると考える (図 1)。

我々のグループの先行研究では、利用者の気分に応じた献立を提供するシステムを開発してきた [5]。この取り組みでは、献立を決定している心理的要素として「身体・精神・味・時間・経済・変化」をあげ、それぞれに対応する「からだ (元気・お疲れ)」、「こころ (シクシク・ウキウキ)」、「味 (あっさり・こってり)」、「時間 (お手軽・本格)」、「お金 (安く・豪華に)」、「アレ

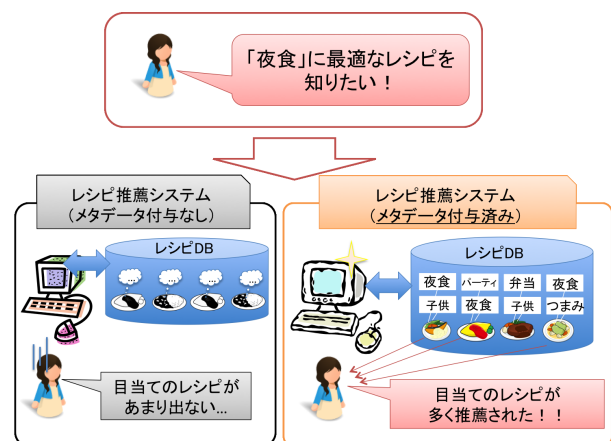


図1 メタデータ付与レシピの利用イメージ

ンジ (定番・アレンジ)」を気分検索軸とした。それぞれの軸に対して利用者が値を入力すると、状況に合った献立が提供される。この取り組みでは、480 種類の料理を対象に、複数人がアンケート形式で得点付けすることによって、気分に関するスコアを算出することで気分にあった献立の提案を実現している。

しかし、インターネット上に存在する膨大な量のレシピに対して、人手でメタデータを付与することは困難である。そこで、本研究では、手動でメタデータを付与したレシピを用いて、未知のレシピに対するメタデータの自動付与を行う。本手法では、手動でメタデータが付与されたレシピと、メタデータが付与されていない未知のレシピから、特徴となる語を抽出してベクトルとし、ベクトル間の類似度を算出することによって、未知のレシピに対してメタデータを付与する。本稿では、複数の利用

シナリオに基づいた評価実験を行い、提案手法によるメタデータ付与の有効性の確認に取り組む。また、さらにメタデータ付与の精度を向上させることを目的に、気分データの特徴を考慮したメタデータ自動付与方式について検討する。

以下、2. 章ではレシピ推薦に関する他の取り組みについて述べる。3. 章では、単一特徴ベクトルを用いたメタデータの自動付与手法について述べる。4. 章では、メタデータ付与の精度を向上させるため、気分データの特徴を考慮したメタデータ付与手法について検討し、5. 章でまとめる。

2. 関連研究

料理レシピの検索・推薦に関する取り組みが盛んに行われている。我々は先行研究で食材の好みと分量を考慮したレシピ推薦手法の開発を行ってきた [3]。この取組では、調理履歴とレシピ閲覧履歴からユーザの嗜好を推定している。さらに、食材の分量を考慮することで、より人間の感覚に近いレシピの推薦を目指している。

植田らは、栄養素を考慮した料理レシピ推薦システムを提案している [6]。このシステムでは、レシピに含まれる効果と栄養情報を抽出することによって、“ニキビに効果のある料理”といった問合せに対応することを可能にしている。苅米らも、栄養バランスを考慮した献立を推薦するシステムを提案している [7]。このシステムでは、料理によって取得できる栄養を食事ログに記録し、可視化する仕組みを提供している。

白井らは、料理レシピからアニメーションを生成するシステムを提案している [8]。提案システムの実現のため、調理動作に関するレシピ中の表現とアニメーションを対応づけた調理動作辞書を構築している。志土地らは、料理レシピから代替可能な食材を発見する手法を提案している [9]。この取組では、同一の調理動作と関連のある食材は代替可能であるとし、大量の料理レシピを分析することによって、代替可能食材を発見している。橘らは、料理名に付与された「簡単」や「ヘルシー」といった料理の特徴を表す表現をネーミングコンセプトとし、その抽出手法を提案している [10]。食材や調理器具等、対象となるレシピを典型的なレシピと比較することによって、特徴的な表現を抽出している。

3. 単一特徴ベクトルを用いたメタデータ自動付与方式

本章では、レシピ間類似度を用いたメタデータの自動付与手法について述べる。本手法では、メタデータが付与されたレシピとの類似度を算出することにより、未知のレシピに対するメタデータを自動的に付与することを目指している。

3.1 メタデータ自動付与方式

我々は、先行研究 [5] でメタデータを付与したレシピを 493 件保有している。本研究では、これらをマスターレシピとして扱う。本研究では、対象となる未知のレシピとマスターレシピの類似度を用いて、メタデータの自動付与を行っている。図 2 にレシピ間類似度を用いたメタデータ自動付与手法の概要を示す。レシピ間の類似度を算出には、各レシピから抽出した特徴

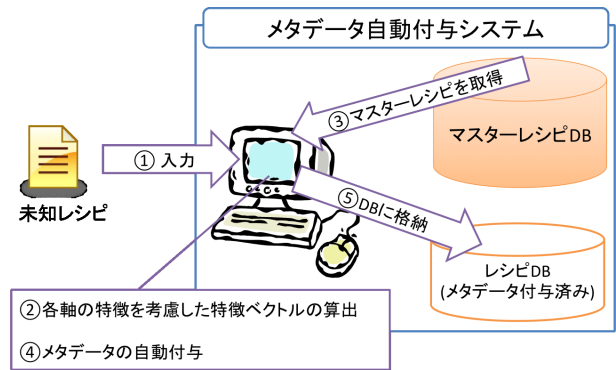


図2 レシピ間類似度を用いたメタデータ自動付与方式の概要図

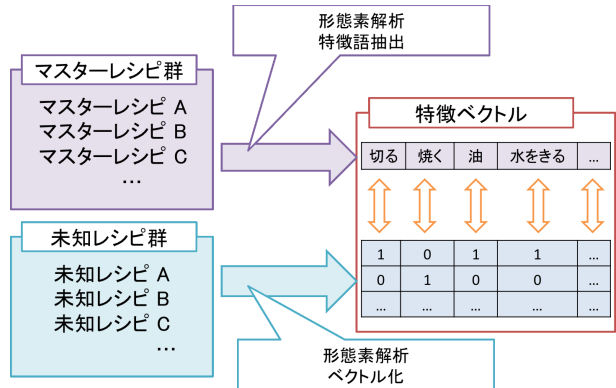


図3 特徴ベクトルの抽出

ベクトルを用いている。

マスターレシピに付与されているメタデータは、ユーザの気分を表しており、以下に示す5つの軸に対して、-5 から5の値を持つ。

- からだ （お疲れ ↔ 元気）
- 味 （あっさり ↔ こってり）
- 時間 （お手軽 ↔ 本格）
- お金 （安く ↔ 豪華に）
- アレンジ （定番 ↔ アレンジ）

一般的に、料理レシピは料理名、食材、調理手順、栄養素、写真など、様々な要素を含んでおり、これらが料理レシピの特徴となる。しかし、レシピ間の類似度を算出する際に、上記すべての要素を考慮することは困難と考える。そこで、本研究では、料理名、食材、調理手順から抽出した特徴ベクトルを用いて、レシピ間類似度を算出する。

図3に特徴ベクトルの抽出手法を示す。まず、日本語形態素解析器 MeCab [11] を用いて、マスターレシピの形態素解析を行う。次に、レシピの特徴に関連のない語をストップワードとして除去する。残った形態素から、動詞、名詞、形容詞を抽出し、特徴ベクトルの次元とする。

次に、未知レシピの形態素解析を行う。上記で定義したベクトルの各次元に対して0, 1で値を決定することで、未知レシピの特徴ベクトルとする。

ただし、調理操作に対して形態素解析を行うと、「水を切る」といった表現が、「水」「を」「切る」と分割され調理の特徴を表

さなくなる。そこで、本研究では調理特有の表現を形態素解析用辞書に登録することによってカスタマイズし、調理の特徴を表す特徴ベクトルを作成する。

未知レシピに対するメタデータの値 $U(i)$ は、マスターレシピと未知レシピの類似度を用いて、以下の式にて算出する。ここで、レシピ間類似度の算出は、各特徴ベクトル間のコサイン類似度を用い、先行研究 [4] において検証した結果、類似度上位 5 件のデータを用いてメタデータを算出する。

$$U(i) = \frac{S_1 \cdot M_1(i) + S_2 \cdot M_2(i) + S_3 \cdot M_3(i) + S_4 \cdot M_4(i) + S_5 \cdot M_5(i)}{S_1 + S_2 + S_3 + S_4 + S_5}$$

ただし、 $U(i)$, $M_n(i)$, i , S_m は以下の通りとする。

- $U(i)$: 未知レシピの各気分データ
- $M_n(i)$: 対象未知レシピとの類似度順位が n 番のマスターレシピの各気分データ
- $i = \{\text{からだ, 味, 時間, お金, アレンジ}\}$
- S_m : 対象未知レシピと類似度順位が m 番のマスターレシピとの類似度

3.2 単一特徴ベクトルに基づくメタデータ自動付与方式の有効性検証

単一特徴ベクトルに基づくメタデータ自動付与方式の有効性を検証するため、複数のシナリオを用いて評価実験を行った。

3.2.1 実験手順

利用者の気分を想定した 10 件のシナリオに対して、気分に関するメタデータを手動で付与したものを準備した。

実験手順は以下の通りとする。

(1) 被験者は、各シナリオで与えられたメタデータの値を入力。

(2) 与えられたメタデータの値に近いレシピを順に、マスターレシピから 30 件、未知レシピから 30 件提示。

(3) 被験者は、双方のレシピに対して、シナリオで記載された気分と合致する順に 30~1 点の値で点数付け。

以下に、本実験で用いたシナリオを示す。

シナリオ 1

プロフィール：26 歳社会人男性
仕事で疲れた新人社会人が作る簡単な夜ご飯のレシピ
メタデータの値
からだ：-5, 味：-3, 時間：-5, お金：0, アレンジ：-5

シナリオ 2

プロフィール：33 歳主婦女性
子供の誕生日パーティ向けレシピ
メタデータの値
からだ：5, 味：5, 時間：3, お金：3, アレンジ：3

シナリオ 3

プロフィール：19 歳学生男性
金欠で苦しい時に安く作れるレシピ
メタデータの値
からだ：0, 味：0, 時間：0, お金：-5, アレンジ：0

シナリオ 4

プロフィール：22 歳学生女性
一人暮らしで学校終わりに作るレシピ
メタデータの値
からだ：2, 味：-2, 時間：-1, お金：0, アレンジ：0

シナリオ 5

プロフィール：45 歳教員男性
お酒に合う夜食に最適なおつまみのレシピ
メタデータの値
からだ：1, 味：5, 時間：-4, お金：0, アレンジ：-3

シナリオ 6

プロフィール：20 歳学生女性
時間があるときに作る朝食のレシピ
メタデータの値
からだ：5, 味：-4, 時間：-3, お金：0, アレンジ：2

シナリオ 7

プロフィール：28 歳主婦女性
出張に行く旦那に贈るお弁当のレシピ
メタデータの値
からだ：4, 味：3, 時間：2, お金：4, アレンジ：5

シナリオ 8

プロフィール：22 歳学生女性
大学の講義が長引いてしまって疲れた時に最適なレシピ
メタデータの値
からだ：-5, 味：1, 時間：-5, お金：-2.5, アレンジ：0

シナリオ 9

プロフィール：14 歳学生女性
あまり料理のしたことがない人向けの簡単なレシピ
メタデータの値
からだ：4, 味：0, 時間：-5, お金：-4, アレンジ：3.5

シナリオ 10

プロフィール：30 歳専業主婦女性
簡単にすぐに作れるレシピ
メタデータの値
からだ：-1.5, 味：-4.5, 時間：-5, お金：-4.5, アレンジ：2.5

3.2.2 実験結果

表 1 に利得スコアの例を示す。利得スコアは 3.2.1 項の手順 (3) で付けたもので、システムが提示した 30 件のレシピに対し、被験者がシナリオに合致する順にスコア付けを行ったものである。最もシナリオに合致していると感じたレシピが、利得スコアが最大の 30 となる。

ここでは、 $nDCG$ を用いて、単一特徴ベクトルを用いたメタデータ自動付与方式の有効性を検証する。 DCG は順位を含め正解データのランキングをどれだけ正確に再現できているかを表す指標で、 $nDCG$ は DCG を正規化したもので、完全に正しいランキングが行われた場合 1 となる。 DCG は以下の式により算出する。

$$DCG_n = rel_1 + \sum_{k=2}^n \frac{rel_k}{\log_2(k)} \quad (1)$$

ただし、

- DCG_n は n 番目までの DCG 値
- rel_1 は 1 番目の利得スコア
- rel_k は k 番目の利得スコア

を表す。また、 $nDCG$ は以下の式によって算出する。

$$nDCG = \frac{DCG}{idealDCG} \quad (2)$$

ただし、 $idealDCG$ は、完全に正しいランキングが行われた場合の DCG 値を示す。

表 2、表 3 を用いて、 DCG および $nDCG$ の算出方法を示す。表 2 に 5 個のデータに対する利得スコアの例を示す。正しく順位付けされた際に 1 位となるデータ A は最高点である 5 点を獲得し、2 位のデータ B は 4 点を獲得している。以下、データ C、D、E はそれぞれ 3 点、2 点、1 点となる。次に、表 3 に実際のランキングと利得スコアの関係を示す。データ X およびデータ Z は正解データではないため、不正解となり、利得スコアは 0 となる。この場合、 DCG の値は以下ようになる。

$$DCG = 4 + \frac{5}{\log_2(2)} + \frac{1}{\log_2(4)} = 9.5$$

正しい順序付けが行われた場合、 DCG の値は大きくなる。 DCG の値を用いることにより、正解データの数だけでなく、順序付けの正確さを確認することができる。よって、表 3 に示したデータの際の $idealDCG$ および $nDCG$ は以下ようになる、

$$idealDCG = 5 + \frac{4}{\log_2(2)} + \frac{3}{\log_2(3)} + \frac{2}{\log_2(4)} + \frac{1}{\log_2(5)} = 12.32$$

$$nDCG = \frac{9.5}{12.32} = 0.771$$

上記の評価指標を用いて、単一特徴ベクトルに基づくメタデータ自動付与方式の有効性を検証した。被験者として、大学生 12 名 (男子 8 名、女子 4 名) が参加した。

図 4 に結果を示す。シナリオ 10 件に対する $nDCG$ 値の平均は、マスターレシピの $nDCG$ 値が 0.77 であるのに対し、提案手法の $nDCG$ 値は 0.62 である。シナリオにより差があるが、手動でメタデータを付与した際に近い精度を再現しているシナリオもあり、レシピ間の類似度によるメタデータ自動付与手法の可能性が認められる。しかし、シナリオにより差があることから、メタデータ付与手法を改良することが望ましい。

表 1 提示された 30 件のレシピに対してユーザがシナリオに応じて利得スコアを 30 点満点で付与した一例

システムの推薦順位	マスターレシピ	利得スコア
1	もずく酢	30
2	えびの塩焼き	15
3	ちりめんじゃこ入りだいこんおろし	29
4	即席漬け	14
5	粥	16
6	ほっけの干物	17
7	たこきゅうりの酢の物	13
8	ちくわきゅうり	28
9	たこのカルパッチョ	12
10	干しいたけの甘煮	2
11	ししゃもの干物	18
12	湯豆腐	11
13	鰹の開き	19
14	紅白なます	10
15	しじみ汁	9
16	粕汁	4
17	とろろ昆布汁	26
18	塩きゅうり	27
19	いかとセロリの塩こしょう炒め	3
20	卵かけご飯	21
21	卵雑炊	8
22	温泉卵	7
23	納豆ごはん	22
24	麦とろご飯	20
25	もろきゅう	25
26	たたききゅうり	6
27	さやいんげんのごま和え	5
28	鶏の水炊き	1
29	冷奴	24
30	焼き椎茸	23

表 2 DCG の計算例用の正解スコア

正解データ	利得スコア
データ A	5
データ B	4
データ C	3
データ D	2
データ E	1

表 3 システムが推薦したデータの正解不正解の例

推薦順位	推薦されたデータ名	正解 / 不正解	利得スコア
1	データ B	正解	4
2	データ A	正解	5
3	データ X	不正解	0
4	データ E	正解	1
5	データ Z	不正解	0

4. 各種気分データの特徴を考慮したメタデータ自動付与方式

3. 章で述べたメタデータ自動付与方式は、1 つのレシピから 1 つの特徴ベクトルを抽出する、単一特徴ベクトルに基づくメタデータ自動付与方式であった。しかし、マスターレシピには 3. 章で示したように、利用者の気分に関するメタデータが、5 軸に沿って付与されており、これらの特徴を考慮してメタデータを付与することが望ましい。そこで、本章では各種気分デー

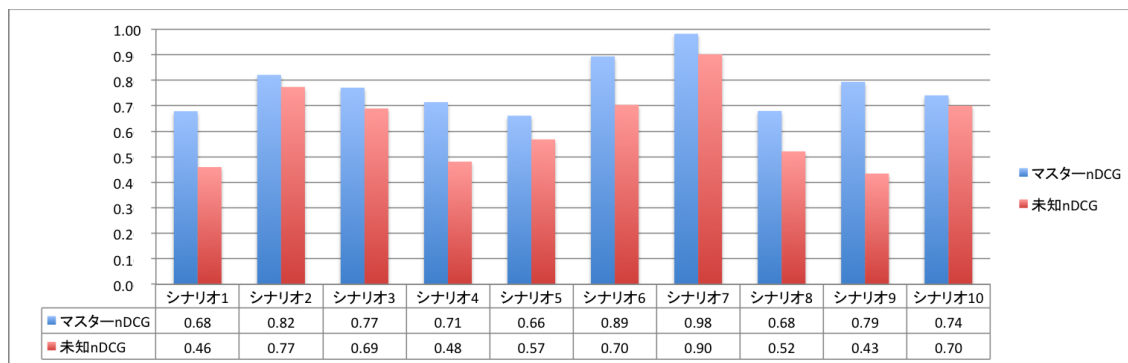


図4 利得スコア 30 点満点で計算した nDCG の結果

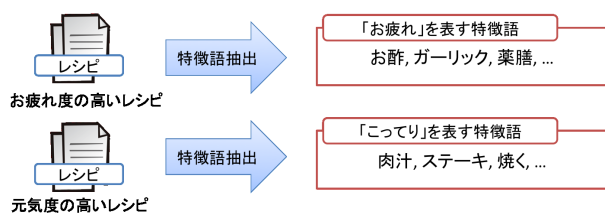


図5 からだ軸の特徴ベクトル抽出方法

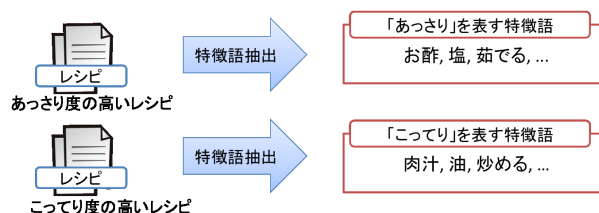


図6 味軸の特徴ベクトル抽出方法

タの特徴を考慮したメタデータ自動付与方式について検討する。

4.1 各種気分データに対する特徴ベクトルの抽出

本節では、各種気分データの特徴を考慮した特徴ベクトルの抽出手法について述べる。

a) からだ軸に対する特徴ベクトル

図5にからだ軸に対する特徴ベクトルの抽出手法を示す。からだ軸に対する特徴ベクトルは、マスターレシピをからだ軸に対するメタデータの値に基づいて分類したものから抽出する。具体的には、からだ軸の値によりマスターレシピを“お疲れ”グループと“元気”グループのレシピに分類し、“元気”グループのレシピには多く存在するが、“お疲れ”グループのレシピにはほとんど存在しない単語”および“”お疲れ”グループのレシピには多く存在するが、“元気”グループのレシピにはほとんど存在しない単語”をからだ軸の特徴ベクトルのパラメータ（次元）として採用する。これにより、“元気”と“お疲れ”の違いを明確にする特徴ベクトルを抽出できると考えている。

b) 味軸に対する特徴ベクトル

図6に味軸に対する特徴ベクトルの抽出手法を示す。味軸に対する特徴ベクトルも、からだ軸と同様の手法で抽出する。味軸に対するメタデータの値に基づいて、“あっさり”グループと“こってり”グループのレシピに分類する。その後、“あっさり”グループのレシピには多く存在するが、“こってり”グループのレシピにはほとんど存在しない単語”および““こってり”グループのレシピには多く存在するが、“あっさり”グループのレシピにはほとんど存在しない単語”を味軸の特徴ベクトルの次元とする。

c) 時間軸に対する特徴ベクトル

図7に時間軸に対する特徴ベクトルの抽出手法を示す。時間軸に対する特徴ベクトルは、調理操作辞書を用いる。調理操作辞書には、調理操作を表現する動詞と、その操作に必要となる

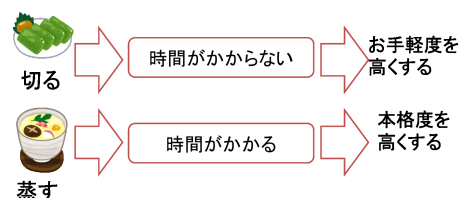


図7 時間軸の特徴ベクトル抽出方法

材料ごとの平均値段表を作成



図8 お金軸の特徴ベクトル抽出方法

時間に基づく重みが格納されている。例えば、“切る”という調理操作の場合、あまり時間はかからないため重みは小さくなり、“蒸す”という調理操作には時間がかかるため重みは大きくなる。調理操作辞書を用いることにより、レシピのテキストから調理時間を推測することが可能になる。

d) お金軸に対する特徴ベクトル

図8にお金軸に対する特徴ベクトルの抽出手法を示す。お金軸に対する特徴ベクトルは、食材の平均価格表を用いる。レシピに含まれる食材に関して、平均価格表を参照し、1食あたりの価格を算出する。その後、-5から5の値に正規化したものを特徴ベクトルとする。

e) アレンジ軸に対する特徴ベクトル

図9にアレンジ軸に対する特徴ベクトルの抽出手法を示す。対象とする未知レシピと同名のレシピをインターネット上から収集し、共通して出現する語および未知レシピのみに出現する語を収集する。その後、-5から5の値に正規化したものを特徴

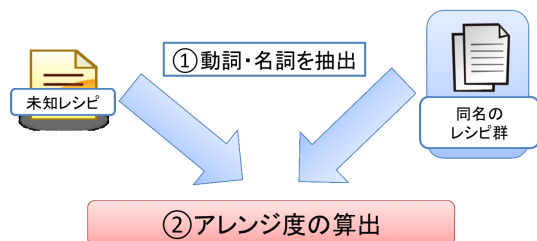


図9 アレンジ軸の特徴ベクトル抽出方法

表4 軸の特徴を考慮したメタデータの妥当性評価に関する予備実験結果

	選択された割合
からだ軸の特徴を考慮したメタデータ	53%
からだ軸の特徴を考慮していないメタデータ	47%

ベクトルとする。

4.2 “からだ軸”特徴ベクトルの有効性評価を目的とした予備実験

本節では、4.1節にて示した手法で抽出された各種気分データに対する特徴ベクトルのうち、“からだ軸”に対する特徴ベクトルの有効性評価を目的とした予備実験を行う。

ここで4.1節で示したからだ軸の特徴を考慮した特徴ベクトルを用いて、未知レシピ25件に対してからだ軸のみのメタデータ自動付与を行った。これに対し、からだ軸の特徴を考慮できていない、単一特徴ベクトルに基づいたメタデータの自動付与を、同じ未知レシピ25件に対して行った、共通の未知レシピに対して付与された、「からだ軸を考慮したメタデータ」および「からだ軸を考慮できていないメタデータ」をユーザが比較し、そのレシピのからだ軸に対するメタデータとして、どちらが適切かを被験者に選択させた。被験者は大学生6名である。

表4に、軸の特徴を考慮したメタデータの妥当性評価に関する予備実験結果を示す。6名の被験者が選択した割合を平均した結果、からだ軸の特徴を考慮したメタデータを選択したのが53%、からだ軸の特徴を考慮していないメタデータを選択したのが47%であった。若干、からだ軸の特徴を考慮したメタデータの方が良い結果を得ているが、明確な差異は認められない。しかしながら、“各種気分データの特徴を考慮した特徴ベクトル抽出”を行うことで、メタデータ自動付与の精度が向上することがあっても、低下することは考えにくい。したがって、今後は各種気分データの特徴を考慮した特徴ベクトル抽出方法の改良を行い、引き続きメタデータ自動付与の精度向上に取り組む。

5. まとめ

本稿ではレシピ間の類似度を用いたメタデータ自動付与手法を提案した。手でメタデータを付与したレシピ群をマスターレシピとして用いて、メタデータの付与されていない未知のレシピに対してメタデータを付与することを目指している。まず、1つのレシピから1つの特徴ベクトルを抽出し、そのベクトル間の類似度を算出することにより、メタデータを付与した。提案手法の有効性を検証するため、複数のシナリオを用いた評価実験を行ったところ、手でメタデータを付与したマスターレ

シピ群の $nDCG$ 値が0.77であるのに対し、提案手法によりメタデータを付与したレシピ群の $nDCG$ 値が0.62となった。シナリオにより差があるが、マスターレシピに近い精度を実現しているものもあり、レシピ間類似度を用いたメタデータ自動付与手法の可能性が感じられる。

本稿では、さらなる精度向上を目指し、各種気分データの特徴を考慮したメタデータの自動付与手法の検討を行った。メタデータの軸毎に特徴ベクトルの抽出手法を検討し、それぞれの軸に対するメタデータの付与について検討した。

今後、各種気分データの特徴を考慮したメタデータ自動付与手法の有効性を検証し、さらなる精度向上を目指していく。

謝 辞

本研究の一部は、JSPS 科研費 26330351 による。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] レシピ大百科【AJINOMOTO Park】，<http://park.ajinomoto.co.jp/> (2016年2月14日確認)
- [2] 事業概要，クックパッド株式会社，https://info.cookpad.com/corporate/outline_of_business/life/ (2016年2月14日確認)
- [3] Mayumi Ueda and Shinsuke Nakajima: “Cooking Recipe Recommendation Method Focusing on the Relationship Between User Preference and Ingredient Quantity”, Transactions on Engineering Technologies, International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2014, pp.385-395, Springer Netherlands, Jan. 2015.
- [4] 高田夏彦, 佐々江駿, 上田真由美, 中島伸介, 森下幸俊, 類似度分析に基づく未知レシピへのメタデータ自動付与方式の提案, 第6回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM Forum 2014) P2-3, 2014年3月.
- [5] 森下幸俊, 中村富予, 気分により献立検索システムの検索軸の評価とレシピを活用した食品販売機能の市場ニーズの評価, 電子情報通信学会技術研究報告 Vol.112, No.75, DE2012-14, pp.79-84, 2012.
- [6] Tsuguya Ueta, Masashi Iwakami, and Takayuki Ito, A recipe recommendation system based on automatic nutrition information extraction, Lecture Notes in Computer Science, 7091, pp.79-90, Springer, 2011.
- [7] Shihono Karikome and Atsushi Fujii. A System for Supporting Dietary Habits: Planning Menus and Visualizing Nutritional Intake Balance. Proceedings of the 4th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication (ICUIMC 2010), pp.386-391, Jan. 2010.
- [8] 白井清昭, 大川寛志, アニメーション生成のための料理動作辞書の構築, 情報研報 自然言語処理研究会報告, Vol.2004 No.108, pp.123-128, 2004.
- [9] 志土地由香, 井手一郎, 高橋友也, 村瀬洋, 料理レシピマイニングに在る代替可能食材の発見 (料理を取り巻く情報メディア技術論文特集), 電子情報通信学会論文誌, Vol. J94-A No.7 pp.532-535, 2011.
- [10] Akiho Tachibana, Shoko Wakamiya, Hidetsugu Nanba, and Kazutoshi Sumiya, Extraction of Naming Concepts Based on Modifiers in Recipe Titles, The 2014 IAENG International Conference on Internet Computing and Web Services, pp.507-512, 2014.
- [11] MeCab: Yet Another Part-of-Speech and Morphological Analyzer, <http://mecab.googlecode.com/svn/trunk/mecab/doc/index.html>