

複数料理レシピからの典型手順の自動生成

重田 識博[†] 難波 英嗣[†] 竹澤 寿幸[†]

[†] 広島市立大学大学院 情報科学研究科 〒731-3194 広島県広島市安佐南区大塚東 3-4-1

E-mail: † {shigeta, nanba, takezawa}@ls.info.hiroshima-cu.ac.jp

あらまし 本研究では、ある料理に関する複数のレシピを比較して、その料理の典型的な手順を出力するシステムを構築する。ある料理の典型的な手順は、複数のレシピの手順を比較し、その共通部分を同定することで実現できる。ここで、料理レシピでは、同じ材料や調理器具であっても、レシピによって表記が異なるという問題がある。これらの問題を解決するため、自動同義語構築技術を用いる。本研究では、典型的な手順の出力を複数テキスト要約ととらえ、テキスト要約の評価手法に基いて、提案手法を評価する。

キーワード 料理レシピ, 複数テキスト要約, 同義語辞書, 手順要約

1. はじめに

近年、Cookpad や楽天レシピなどのユーザ投稿型レシピサイトの利用が盛んになり、数多くのレシピを検索するようになってきている。このようなサイトでは、ある料理に対してユーザ毎に材料の表記や手順の順序が異なるレシピが大量に存在する。このため、例えば、料理スキルの低いユーザが基本的なレシピを探すのが必ずしも容易ではない、という問題がある。そこで、本研究では、ある料理に関する複数のレシピから、その料理の典型的な手順を出力するシステムを構築する。このようなシステムが実現できれば、本システムで出力する典型的な手順と個々のレシピの手順を比較し、その差異を抽出することで、個々のレシピの特徴を検出することが可能になる。

本稿では、ある料理に関する複数のレシピから、その料理で使用する典型的な手順を出力するシステムについて述べる。複数テキスト要約では、複数のテキストを入力として、テキスト間の類似点と相違点を検出できる。本研究では、複数レシピを入力として、前者は典型的な手順、後者は個々のレシピの特徴として捉え、複数テキスト要約でレシピの要約を試みる。その際、材料や手順の表記が異なる表記揺れという問題がある。本研究では、同義語を登録した料理オントロジーの構築を行い、料理オントロジーを用いて表記揺れの問題に対処して典型的な手順を自動生成する。

2. 関連研究

2.1. レシピ要約に関する関連研究

難波ら[1]は、複数テキスト要約の技術を用いて、レシピサイトに投稿されたある料理に関する複数のレシピから、典型的な材料と手順を出力する手法を提案し、複数レシピ要約生成に必要な料理オントロジーの構築を行っている。難波らは、要約にあたり考慮すべき点を3つ挙げ、表記揺れに関しては概念辞書および同義語辞書の構築、省略に関しては述語項構造解析、多対

多の同定に関しては格フレーム表現を用いて対処する手法を提案している。本研究でも表記揺れは同義語辞書の構築を用いている。省略、多対多の同定は、レシピから典型的な一連の手順を抽出し、辞書に格納することで対処する手法を提案している。

瀧本ら[2]は、異なる2つのレシピテキストから2つの操作に対して、出現位置を考慮したアライメントを行い、その結果を利用して基本操作の選択を行い、操作の順序付けを行っている。本研究では、2つのレシピ比較ではなく10個のレシピから要約作成を行う。また、食材に着目しておらず、「捌く」という動詞を例として挙げると、食材が変わるだけで捌き方が異なることが考えられる。本研究では、食材にも着目してレシピ要約を行う。

2.2. フローグラフを用いたレシピに関する関連研究

森ら[3]は、手続き文章をフローグラフとして表現する形式を、レシピテキストに応用してコーパスの作成を試みている。コーパスを作成する際に、単語の出現位置情報の保持や、固有表現タグを用いているため、前者は単語分割器、後者は固有表現認識の研究に活用できることや、述語項構造解析にも応用することを述べている。

さらに、森ら[4]は、そのフローグラフからレシピ文の自動生成も行っている。形態素解析を行った後に付与されるレシピ用のタグの並びに関するテンプレートを作成し、どのテンプレートに属するかを計算してレシピ文を自動生成している。本研究でもレシピ用のタグを用いるが森らのようなテンプレート形式に合わせて出力ではなく、タグが付与された単語群を同義語辞書に追加する。

山肩ら[5][6]は、Webでレシピ検索した結果から得られた上位数件のレシピから典型的な調理手順と個々のレシピの特徴を発見する手法を提案している。その際に、レシピを事前にフローグラフ化することを試みて

いる。編集距離によって算出された数値を基に要約する2つのレシピを選択し、挿入、削除、置換の3つの操作を行い要約している。本研究でも、レシピを入力として一つの典型的なレシピを出力する目的は、同じであるが、2つのレシピ要約ではなく、複数のレシピを入力として一つのレシピをする提案で異なっている。

2.3. 同義語辞書の構築に関する関連研究

Chung[7]は、楽天レシピにおいて料理カテゴリが存在する。そのカテゴリに着目して、カテゴリに分類されたレシピにある食材リストを用いて、食材の記載された位置が1番上の食材は、料理にメインとして使用する食材が記載されるという仮定を立て、1番目に記載された食材で同義語辞書を作成している。そのメイン食材はカテゴリと強く関連を示すため、メイン食材と関連するカテゴリ組に分類できたかを評価している。本研究でも、同様の手法で示した結果を使用しているが、料理オントロジーの構築の一部として利用している。

土居ら[8]は、料理レシピと特許データベースから分布類似度と Chung の手法を組み合わせて関連語を収集し、料理オントロジーの構築している。また、難波ら[9]は、特許における類似の手順テキスト集合から、典型的な手順を抽出することで手順に関するオントロジーを自動構築する手法を提案している。本研究では、難波らによって構築された分類タイプに土居らの手法で得られる関連語を追加するが、動詞に関しては Maeta[10]らの手法で得られた結果も同義語辞書として用いる。

2.4. 特徴的な手順抽出に関する関連研究

下野ら[11]は、wikiHow を対象として、手順ページの具体度を計算する手法を提案している。複数のステップから手順の具体度を計算する。ステップ間の詳細化関係という関係を導入し、詳細化関係と具体度を再帰的に求めている。本研究で扱うレシピサイトには、詳しく書かれたレシピや簡易的に書かれたレシピと様々であるため、あらかじめ具体的な手順を選定する上で下野らの手法は有効であると考えられる。

高木ら[12]は、手順テキストから操作表現を抽出し、同義の操作表現をまとめ、生成した一連の操作系列を結び、フローチャートの生成を提案している。比較する単位として文単位ではなく、操作系列であるため、本研究では、一連の操作手順の体系化を導入し、省略や多対多の要約を行うことを目指しており、高木らの手法は、有効であると考えられる。

2.5. 複数テキストの評価に関する関連研究

テキスト自動要約に関して、NIST(アメリカ国立標準技術研究所)が中心となって DUC (Document Understanding Conference)¹ や TAC(Text Analysis Conference)²といった評価ワークショップが開催されている。このワークショップでは、主に英文書を対象にした単一テキスト要約および複数テキスト要約のタスクが実施されている。日本語を対象としたテキスト要約に関するプロジェクトは、国立情報学研究所が主催の評価ワークショップ NTCIR において、Text Summarization Challenge(TSC)が行われている。第3回 TSC[13]は、複数文書要約に関するタスクを実施しているが、このタスクで提案された評価尺度「精度」と「被覆率」を本研究では採用する。この尺度の詳細については4節で述べる。

3. システムの概要

本研究では、ある料理に関する複数のレシピを入力とし、その料理の典型的な手順を出力する。その際、表記揺れの問題が発生するため、料理オントロジーの構築を試みる。料理オントロジーとは、レシピを言語解析するために利用できる知識体系のことであり、用語の同義語や上位・下位概念、典型的な調理手順を体系化したものなどを示す。

3.1. 料理オントロジーの構築

CookPad や楽天レシピなどのユーザ投稿型レシピサイトでは、ある料理に対してユーザ毎に食材や手順の表記が異なるレシピが大量に存在する。そのため、同じ食材、手順を表しても同定が困難であるという問題がある。本研究では、特許と楽天レシピデータベースを用いて土居ら[8]らや難波ら[9]が構築した料理オントロジーを拡張する。本研究では、Maeta[10]らの手法で CookPad の 10 万レシピに対し固有表現抽出器を用いて自動抽出された食材(Food)、調理器具(Tool)、動作(Action)を頻度順にならべ、その上位から上述の料理オントロジーに含まれていないものを追加した。この作業の結果、6,776 語を含む同義語辞書が作成された。カテゴリ別の同義語数を表 1 に示す。

¹ <http://duc.nist.gov/>

² <https://tac.nist.gov/>

表 1: カテゴリ別の同義語数

カテゴリ	同義語数
材料-魚介	542
材料-肉	399
材料-野菜	1045
材料-その他	1100
調味料	1106
調理器具	1525
動作	1069

テキスト要約の自動評価では、正解要約と要約システムの出力を単語の一致度で図る ROUGE と呼ばれる尺度[14]を使うのが一般的であるが、この手法では表記揺れの問題に対処できない。このため、Zhou ら[15]と平原ら[16]は、自動的に構築した同義語辞書を用い、表記揺れに対応した評価手法を提案している。本研究でも、Zhou らや平原らのように、同義語辞書を用いることで表記揺れの問題を解決する。具体的には要約対象となるレシピ集合中のすべての用語が表 1 の同義語辞書に含まれるかどうか確認し、もし含まれていればレシピ中の語をその代表語に置き換える。この処理を次節で述べる要約の前処理として実施しておけば、表記揺れによる類似文の不一致などの問題が発生しない。

3.2. 複数料理レシピ要約手法

一般的な複数テキスト要約手法では、入力されたテキスト間の類似点と相違点を検出する。本研究で複数テキスト要約手法を使用するひとつの理由として、手順内容が類似した文を省くためである。もうひとつの理由は、複数の入力テキストの中で共通して言及されている内容は重要な話題に違いない、という仮定に基づき、重要箇所を検出するための手段として利用できるからである。この考え方に基づき、複数レシピ要約を行う。要約には、Erkan ら[17]の提案した複数文書要約手法である LexRank を用いる。

3.2.1. LexRank

LexRank は、Erkan ら[17]により提案された PageRank[18]の概念に基づいた複数文書要約手法である。PageRank とは、Web ページ間に存在するハイパーリンク関係を利用することでページの順位付けを行うアルゴリズムである。Web のハイパーリンク構造は、Web ページをノード、ページ間のハイパーリンクをエッジとした巨大な有向グラフとして表現され、このグラフに基づいて計算された PageRank スコアによって各 Web ページの順位付けが行われる。PageRank は、他

の重要な Web ページからリンクを張られている Web ページは重要であるという概念に基づき、ある Web ページ P_i の PageRank を $r(P_i)$ とするとき、 P_i を指す他の全てのページがもつ PageRank の総和となり、PageRank の値を未知数とする連立一次方程式となる。

各 Web ページへの嗜好性を一様に捉えるとき、初期値として全ての Web ページに対しての PageRank を与え、式(2)を反復的に計算していくことで、最終的に収束し、全ての Web ページの PageRank を求めることができる。

以上の PageRank に対して LexRank は、対象文書内の文のグラフ表現における固有ベクトル中心性の概念に基づいて文の重要度を計算する手法である。これは、単に次数の多いノードを評価するだけでなく、次数の多いノードと隣接しているノードの重要度についても考慮し、文に比例して対象ノードを評価することができる。LexRank は、Radev ら[19]の提案した要約システムである MEAD の内部に組み込み、冗長性削減のための指標などと組み合わせることで、重要文を生成することを前提としている。

3.2.2. MMR

本研究では、冗長性削減のために、MMR(Maximal Marginal Relevance)[20]を適用する。この指標は、新しく抽出された文と既に抽出された文との間の類似度に対応するペナルティ値を与えることにより、類似した文を抽出することを防ぎ、クエリに特化した要約おいてしばしば使用されている。これは、式(4)によって定義される。ここで、 sim_1 は対象文書内の文とクエリとの間の類似度を表し、 sim_2 は対象文書内の文と、生成した要約の一部として既に抽出された文との間の類似度を表している。2つの類似度は、対象文書の文と 3.2.3 で述べるコサイン類似度に基づいて計算されることが多い。この指標を用いると、与えられたクエリに類似した内容を持ち、かつ、既に抽出された文と類似していない文を抽出することができる。

$$MMR(Q, R, S) = \operatorname{argmax}_{C_i \in R \setminus S}$$

$$\left[\lambda \cdot sim_1(C_i, Q) - (1 - \lambda) \max_{C_j \in S} sim_2(C_j, C_i) \right] \quad (1)$$

C_i : 対象文書群内の文

Q : クエリ

R : クエリ Q によって検索された文集合

S : 既に抽出された R 内の文集合

λ : 重みパラメータ

本研究において、MMR における重みパラメータ λ は、Erkan らと同様 0.5 に設定する。

3.2.3. 要約の手順

(1) 文間の類似度の算出

類似度の計算には、料理手順を一文ずつに分割後、形態素解析を行う。品詞が名詞、動詞、形容詞である単語のみを使用する。本研究では、類似性尺度としてコサイン類似度を用いる。コサイン類似度とは、ベクトル空間モデルにおいて文書同士を比較する際に用いられる類似度計算手法であり、ベクトル間のコサイン値を利用する方法である。各ベクトルが同じ向きであれば1に近くなり、文書同士が類似していることを示す。2つのベクトル p, q 間のコサイン類似度は、以下の式(2)で計算される。

$$\cos(p, q) = \frac{p \cdot q}{|p| |q|} = \frac{p \cdot q}{|p| |q|} = \frac{\sum_{i=1}^{|V|} p_i q_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} p_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} q_i^2}} \quad (2)$$

また単語の重みには、tf*idfを用いており、MeCab³により分割された形態素とし、品詞が名詞、動詞、形容詞であるものとする。

(2) 文の重要度の算出

固有ベクトル中心性に基づいた各文の重要度を計算する。文の重要度は、Erkanらの提案した式にコサイン類似度を用いて算出する。

(3) 冗長性の削減

重要文は、重要度の高い文が抽出されているため、冗長性のある重要文が生成される。この問題を避けるために、MMRを適用する。

4. 実験

4.1. 実験データ

本研究で使用するデータは、TSC-3の枠組みに沿ってデータセットを構築した。TSC-3では、1トピックあたり平均約10記事、計30トピックについて新聞記事データを用いて、評価用データを構築している。本研究では、楽天レシピ1トピックあたり平均約10レシピ、計35トピックのデータを作成し、このうち5トピックをシステム訓練用、残り30トピックを評価用に用いた。図3にトピックの一覧を示す。トピックの選定は、和食/洋食/中華、あるいはメインディッシュ/サイドディッシュ/デザートなど、35トピックが特定のカテゴリの料理に偏らないよう配慮した。正解データは、人手によって作成した。

001 酢豚	019 梅酒
002 角煮	020 バンバンジー
003 ミートソースパスタ	021 高野豆腐
004 豚肉のしょうが焼き	022 エビフライ
005 パンプディング	023 大学いも
006 イチゴジャム	024 麻婆豆腐
007 ババロア	025 だし巻き卵
008 みたらし団子	026 おはぎ
009 おからハンバーグ	027 ゴーヤチャンプルー
010 パンプキンスープ	028 水餃子
011 カレーピラフ	029 スパニッシュオムレツ
012 カステラ	030 カスタードプリン
013 あんぱん	031 唐揚げ
014 かぼちゃコロケ	032 カルボナーラ
015 サバの味噌煮	033 親子丼
016 カキフライ	034 茶碗蒸し
017 切干大根	035 エビマヨ
018 いなりずし	

図3：複数レシピ要約に用いたトピック一覧

4.2. 評価尺度

国立情報学研究所が主催する評価ワークショップNTCIRで実施されたテキスト要約に関するワークショップText Summarization Challenge (TSC)では、複数テキスト要約に関するタスクがある。このタスクでは、複数のテキストから要約システムが抽出した重要文を、以下に示す2つの尺度：精度(Precision)と被覆率(Coverage)で評価している[13]。

$$\text{精度} = \frac{\text{システムの抽出文に含まれる正解文}}{\text{アブストラクト生成に必要な文数}} \quad (3)$$

被覆率 =

$$\frac{\text{要約に必要なシステムの抽出文が出力された割合の和}}{\text{アブストラクトの文数}} \quad (4)$$

本研究は、第三回に行われたTSC-3の枠組みに沿ってデータセットを構築し、この評価尺度を用いて評価した。

4.3. 比較手法

提案手法：料理オントロジーを用いて行う

ベースライン料理オントロジーを用いないで行う

4.4. 実験結果

複数料理レシピの自動要約の実験結果を表2に示す。表2より、ベースラインに比べ提案手法の結果が被覆率では0.163、また、精度では0.016向上した。よって、複数料理レシピの自動要約において、提案手法の有用性を示すことができた。

³ <http://mecab.sourceforge.net/>

表 2：複数料理レシピの自動要約の結果

	精度	被覆率
ベースライン手法	0.258	0.769
提案手法	0.421	0.785

4.5. 考察

誤って重要文と判定した例と重要文と判定できなかった例について考察を行う。

4.5.1. 誤って重要文と判定した例

材料を水で洗う、湯気がでるまで温めるなど、料理レシピにおいて水が材料として使われていない場合がある。しかし料理オントロジーを用いることで湯気なども材料の「飲料水」となってしまう。「飲料水」の同義語には、水の他に湯や冷水、ぬるま湯なども含まれている。「飲料水」以外にも、同義語に含まれているが、あるレシピでは同義語と考えられないものが同義語と判定されているものがあるため、誤って重要文として抽出してしまったと考えられる。また、動作の「おく」は「寝かせる」と判断される。しかし、「切っておく」という動作において、料理オントロジーを用いると、「切って寝かせる」となってしまう問題がある。この問題を解決するために、動作は、まだ同義語辞書に追加されている単語が少ないためより網羅性を高め、置き換えの間違いを減らす必要がある。

4.5.2. 重要文と判定できなかった例

「調味料をすべて入れる」という文のように材料をまとめて書いている場合と、コショウ、塩などと書いているものを同義語と判断することができない。材料リストの横に○や*といった記号や印つけて、その材料を加えると表記した手順があり、本来は酒、みりん、といった調味料が多く表記されていた。このように記号を使い材料と手順を結び付けているものもある。記号の種類も様々で、こうしたものにも対応できるようにしなければならない。

5. まとめ

本研究では、複数テキスト要約という観点より、ある料理に関する複数のレシピから、その料理の典型的な手順を出力する手法を提案した。また、複数レシピ要約の生成において、ユーザが投稿したレシピには表記ゆれが多数存在するため、同義語を登録した料理オントロジーを構築した。

複数テキスト要約システムは、重要箇所を検出するための手段として利用できると考えられるため、入力されたテキスト間の類似度と相違点を検出する。重要文抽出手法として、Erkan らの提案した複数文書要約

手法である LexRank を用いた。料理オントロジーを用いた複数料理レシピの自動要約の結果、被覆率 0.421、精度 0.876 が得られ、提案手法の有用性を示せた。

6. 謝辞

本研究を遂行するにあたり、Cookpad データと楽天市場データを利用させていただいた。ここに記して謹んで感謝の意を表する。

参考文献

- [1] 難波 英嗣, 土居 洋子, 辻田 美穂, 竹澤 寿幸, 角谷 和俊. “複数料理レシピの自動要約”. 電子情報通信学会 言語理解とコミュニケーション研究会 Vol.113 No.338 NLC2013-41 39-44, 2013.
- [2] 瀧本 洋喜, 笹野 遼平, 高村 大也, 奥村 学, “施設配置問題に基づく同一料理のレシピ集合からの基本手順の抽出”, 言語処理学会第 21 回年次大会, 2015.
- [3] 森 信介, 山肩 洋子, 笹田 鉄郎, 前田 浩邦, “レシピテキストのためのフローグラフの定義”, 自然言語処理研究発表会 Vol. 2013-NL-214 No. 13 pp.1-7, 2013.
- [4] 山崎 健史, 森 信介, 河原 達也, “フローグラフからのレシピ文自動生成”, 情報処理学会自然言語処理研究会 NL-219, 2014.
- [5] 山肩 洋子, 今堀 慎治, 杉山 祐一, 田中 克己, “レシピフローグラフを介したレシピ集合の要約と特徴抽出”, 電子情報通信学会 技術研究報告 Vol. 113 No. 214 DE2013-40 pp. 43-49, 2013.
- [6] 山肩 洋子, 今堀 慎治, 森 信介, 田中 克己, “ワークフロー表現を用いたレシピの典型性評価と典型的なレシピの生成”, 電子通信学会論文誌 J99-D(4) 378-391, 2016.
- [7] Y. Chung., “Finding Food Entity Relationships Using User-generated Data in Recipe Service”, CIKM, 2012.
- [8] 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”, 電子情報通信学会 MVE/CEA 研究会, 2014.
- [9] 難波 英嗣, 竹澤 寿幸, “複数手順テキストからの手順オントロジーの自動構築” 電子情報通信学会データ工学研究会, 2015.
- [10] H. Maeta., S. Mori., and T. Sasada., “A Framework for Recipe Text Interpretation”, Proceedings of CEA 2014, 2014.
- [11] 下野 普也, 山本 岳洋, 田中 克己, “ページの階層構造に基づく具体度・詳細度を考慮した手順情報の検索”, 第 7 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム(DEIM2016) G6-5, 2016.

- [12] 高木優, 藤井敦, “手順テキストを対象とした比較対象要約”, 言語処理学会第 21 回年次大会発表論文集, pp.573-576, 2015.
- [13] T. Hirao., M. Okumura., T. Fukushima., and H. Nanba., “Text Summarization Challenge 3 - Text Summarization Evaluation at NTCIR Workshop 4 -”, In Proceedings of the 4th NTCIR Workshop, 2004
- [14] C-Y. Lin., and E. Hovy., “Automatic Evaluation of Summaries Using N-gram Co-occurrence Statistics”, in Proc. of the 4th Meeting of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics and Human Language Technology, pp. 150–157, 2003.
- [15] L. Zhou., C-Y. Lin., D.S. Muntenu., and E. Hovy., “Using Paraphrases to Evaluate Summaries Automatically”, Proceedings of HLT-NAACL 2006, pp.447-454, 2006.
- [16] 平原 一帆, 難波 英嗣, 竹澤 寿幸, 奥村 学, “言い換えを用いたテキスト要約の自動評価”, 情報処理学会論文誌データベース, Vol.3, No.2, pp.91-101, 2010.
- [17] G. Erkan, and D. R. Radev., “LexRank: Graph-based Lexical Centrality as Salience in Text Summarization”, Journal of Artificial Intelligence Research, pp.457-479, 2004.
- [18] S. Brin, and L. Page., “The Anatomy of a Large-scale Hypertextual Web Search Engine”, Computer Networks and ISDN Systems, pp.107-117, 1998.
- [19] D. R. Radev., S. B. Goldensohn, and Z. Zhang., “Experiments in Single and Multi-document Summarization using MEAD”, First Document Understanding Conference New Orleans, 2001.
- [20] J. Goldstein., V. Mittal., J. Carbonell., and M. Kantrowitz., “Multi-document Summarization by Sentence Extraction”, Proceedings of 2000 NAALP-ANLP Workshop on Automatic Summarization, pp.40-48, 2000.