

料理動画から動画付きレシピを合成するための 調理工程タグの抽出と修正

大野 辰也[†] 荒澤 孔明[†] 渡邊 稜平[†] 服部 峻^{††}

^{†,††} 室蘭工業大学 ウェブ知能時空間研究室 〒050-8585 北海道室蘭市水元町 27-1

E-mail: [†]{14024303,18096001,18043050}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

あらまし 近年、献立を考える時や初心者が料理する際、インターネットやアプリを使ってレシピ等を検索することが増えているが、従来のレシピ検索システムには一長一短がある。そこで本稿では、料理動画の音声解析によって調理工程をテキスト化し、その調理工程ごとに動画を分割することで、自分だけの動画付きレシピを合成するシステムを提案する。また、料理動画の元々の台詞テキストによる情報不足を、形態素解析を用いた台詞テキストからの工程タグの抽出と、他のレシピ群の工程タグを用いた「集合知」による修正とで補う手法について検討する。

キーワード 情報抽出, タギング, レシピ検索, 料理動画, 集合知

Cooking Procedure Tag Extraction and Refinement for Video-attached Recipe Synthesizer from Cooking Videos

Tatsuya OHNO[†], Komei ARASAWA[†], Ryohei WATANABE[†], and Shun HATTORI^{††}

^{†,††} Web Intelligence Time-Space (WITS) Laboratory, Muroran Institute of Technology
27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido, 050-8585, Japan

E-mail: [†]{14024303,18096001,18043050}@mmm.muroran-it.ac.jp, ^{††}hattori@csse.muroran-it.ac.jp

Abstract In recent years, when we plan a meal or when a beginner cooks, we often search for recipes using the Internet and/or applications increasingly, but the conventional systems for recipe search have advantages and disadvantages. Therefore, this paper proposes a novel system that composes a user's personalized video-attached recipe by converting her/his input cooking video into the text of cooking procedures by speech recognition, and by dividing the input cooking video per cooking procedure. And also this paper carries out a study on a novel method to fill the lack of information of the speech-recognized text of a user's input cooking video, by extracting cooking procedure tags from the text using morphological analysis and by refining ambiguous cooking procedure tags based on "Collective Intelligence" using many cooking procedure tags of the other recipes.

Key words Information Extraction, Tagging, Recipe Search, Cooking Video, Collective Intelligence

1. ま え が き

近年、献立を考える時や初心者が料理する際、インターネットやアプリを使ってレシピ等を検索することが増えている。しかし、従来のレシピ検索システムには一長一短がある。大手の「クックパッド [1]」や「楽天レシピ [2]」はレシピ数は多いが基本的にテキストレシピ（動画や写真が付く場合もあるが、動画に関しては少数である）であり、作っている調理工程を想像しにくい。また、動画付きレシピのアプリ（DELISH KITCHEN [3] 等）は、映像によって想像しやすいが、前述に比べレシピ数が少ない。さらに、昨今では YouTube [4] などの動画サイトで様々な料理動画が投稿されクオリティの高いものも多々あるが、詳

しいレシピのテキストが無い場合が多い。

そこで本稿では、料理動画の音声解析によって調理工程をテキスト化し、その調理工程ごとに動画を分割することで、自分だけの動画付きレシピを合成するシステムを提案する。テキストレシピのみの調理工程の想像のしにくさ、動画付きレシピのレシピ数の少なさ、動画のみの工程毎の確認のしにくさを、料理動画から動画付きレシピを合成することで解決する。料理動画の台詞テキストによる情報不足を、台詞テキストからの工程タグの抽出と、他のレシピ群の工程タグを用いた集合知による修正とで補う手法を検討する。

料理レシピに関する研究は盛んに行われている。文献 [5] では、レシピメタデータに基づく料理動画の共有法として、お菓

子作りを例に、Web上の既存コンテンツの断片を寄せ集め再構成することによって新しいコンテンツを創生する手法を提案している。しかし、この研究は既存の動画を複数組み合わせることで新たなコンテンツを生成している。ゆえに、ベースとなるレシピのオリジナリティは失われる。本稿では1つの動画からレシピを抽出するので、元の料理動画のレシピのオリジナリティを損なうことがない。

また、文献[6]では、料理動画を用いたレシピ・コンテンツ視聴システムとして、クックパッドの料理動画から食材か調理方法どちらかを重視する動画を生成するシステムを提案している。1つの動画から新たな動画を生成するという点では似通った部分がある。しかし、この研究の対象であるクックパッドの料理動画は詳細なテキストレシピと動画が両方存在する。また工程ごとに分割するわけではなく、1つの流れのある動画として生成される。本稿では詳細なテキストレシピの無い料理動画から、音声認識した台詞テキストから工程タグを抽出してテキストレシピを補完し、それに対応した動画分割を行う。

2. システム概要

本稿における動画付きレシピ合成システムの処理の流れを図1に示す。ユーザが料理動画と、ユーザの家族形態や持っている調理道具などのパーソナライズ情報を入力すると、システムは動画に対して各処理を行い、工程ごとに分割した動画とレシピを合成した動画付きレシピを出力する。以下、各処理について記述していく。

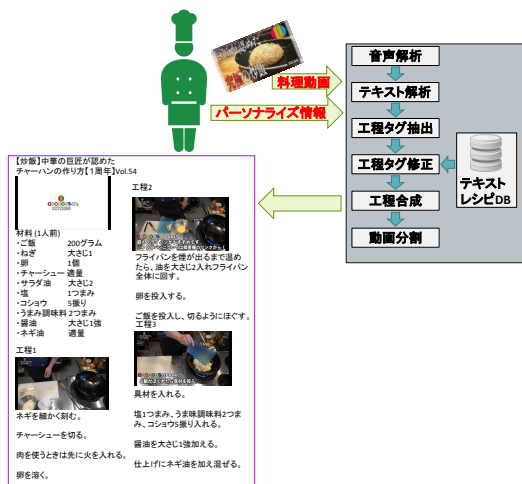


図1 システムの流れ

2.1 音声解析とテキスト解析

まず、音声解析では、ユーザが入力した料理動画の音声を音声解析ソフトを用いて解析する（以下、解析によって得られたテキストを台詞テキストとする）。

次に、テキスト解析では、台詞テキストに形態素解析を行う。形態素解析エンジンにはオープンソースの汎用日本語形態素解析エンジン MeCab を、システム辞書には新語・固有表現に強い mecab-ipadic-NEologd を使用する。

2.2 工程タグ抽出

工程タグ抽出はテキスト解析によって得られた結果を元に、工程タグを抽出する。工程タグは、材料・作業・道具（・作業の品詞）の3つ（4つ）のタグからなるタグセットである。台詞テキストの1文章に対して抽出処理（図2）を行う。台詞テキスト内に出る材料タグ、作業タグ、道具タグに該当する単語を抽出するために、それぞれにフィルターを使用する。

道具タグは台詞テキスト内の名詞を対象に、料理の際に使用する調理道具を書き連ねた調理道具フィルターに引っかかった単語を抽出する。材料タグも同様に名詞を対象に、テキストレシピや台詞テキストに頻出する材料タグに該当しない単語を書き連ねたフィルター（以下、非料理単語フィルター）に引っかからなかった単語を抽出する。作業タグは台詞テキスト内の動詞を対象に、調理に関する動詞を書き連ねたフィルターに引っかかった単語を抽出する。品詞タグは、抽出された作業タグの品詞を抽出する。また、「薄切り」や「投入」などの名詞であるが作業タグに該当する単語は、別途フィルター（以下、動名詞フィルター）を用意し、「単語」+「する」という形で作業タグとして抽出する。

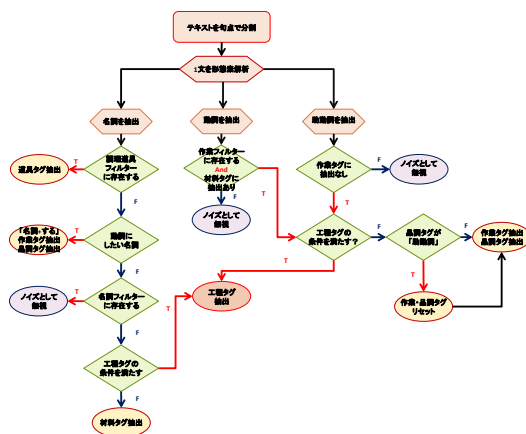


図2 工程タグ抽出のフローチャート

以下、工程タグ抽出に関する具体的なルールである。

台詞テキストでは事前に行った調理作業を次の調理作業の冒頭で繰り返すことがあり、抽出したい材料タグに関わらない調理作業であり無視するため、材料タグに該当する単語が先に抽出されることを前提とする。

材料タグと作業タグが1つ以上抽出できれば、それまで抽出したタグを1つの工程タグセットとして抽出する。ただし、台詞テキストでは調理作業を口頭で明確に発言しない場合がある。その場合、台詞テキストに調理作業の代わりに頻出する助動詞を作業タグとして抽出する。抽出された助動詞は後述の工程タグ修正によって修正される不明瞭なタグとする。これらのルールに準じないタグ及び文は、ノイズとして抽出処理を行わず無視する。

工程タグ抽出の例（テキストレシピ版）を図3に示す。文頭から形態素解析を行い、品詞が「名詞」「動詞」「助動詞」の単語に対して処理を行う。抽出元の文が「ネギはみじん切りにし、チャーシューは5mmの角切りにする。」の場合、1つ目の形態

素である(1)「ネギ」という単語は名詞フローに入る。調理道具フィルター、動名詞フィルター、非料理単語フィルターを通過する。工程タグセットの条件である作業タグが抽出されていないので、材料タグとして抽出する。(2)「は」は助詞なので無視する。(3)「みじん切り」という単語は名詞フローに入る。調理道具フィルターを通過し、動名詞フィルターにかかる。「みじん切りする」という単語に合成後、作業タグを抽出し、品詞タグを「動詞」として抽出する。(4)「に」は助詞なので無視する。(5)「し」という単語は動詞フローに入る。材料タグは抽出されているが作業フィルターに存在しないので、ノイズとして無視する。(7)「チャーシュー」という単語は名詞フローに入る。(1)と同様に各フィルターを通過するが、(1)と(3)の時点で工程タグセットの抽出条件を満たすので、「材料：ネギ」「作業：みじん切りする」として工程タグセットを抽出し、工程タグセットをリセットした上で、「チャーシュー」を材料タグとして抽出する。(14)「切る」という単語は動詞フローに入る。材料タグが抽出されており、作業フィルターに存在し、工程タグセットの抽出条件を満たすので、「材料：チャーシュー」「作業：切る」として工程タグセットを抽出する。

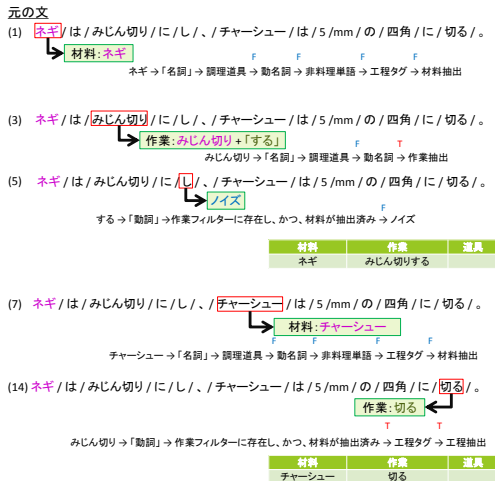


図3 工程タグ抽出の例

2.3 工程タグ修正

抽出した工程タグに情報の不足があれば、テキストレシピデータベース(以下、DB)を元に修正し、情報を補完する。DBはWeb上に存在するテキストレシピに工程タグ抽出を行い、料理名ごとに集めたものである。なお、DBを作成する際、材料がひとまとめになっているなど、材料が不明瞭なテキストレシピは、事前に手打ちで明瞭なテキストレシピへ変更を行う。修正対象となるタグは前述の工程抽出で品詞タグが「助動詞」となっている作業タグである。

例を図4(動画はネギをみじん切りする場面)に示す。「ネギをこうします。」という文があった場合、動画を見れば作業内容は一目瞭然であるが、抽出される工程タグは「材料：ネギ」「作業：こうします」となり、作業内容が解らなくなる。そこで、工程タグ内で明瞭である材料タグ「材料：ネギ」に注目する。DBから「材料：ネギ」のタグを持つものを調べ、組み合わせ

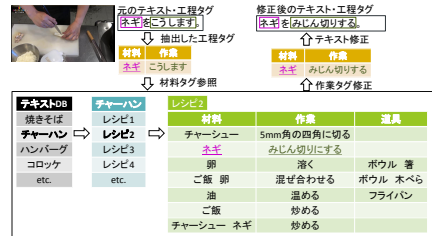


図4 工程タグ修正の例

になる作業タグを修正タグとして使用する。これにより、「作業：こうします」という不明瞭なタグが、「作業：みじん切りする」という明瞭なタグに修正される。

2.4 工程タグを基準とした工程分割とレシピ合成

入力された料理動画の台詞テキストから工程タグ抽出と修正によって得られた工程タグセットに基づいて、レシピの合成を行う。抽出された材料タグと作業タグに接続詞を付けることで、工程タグセットごとに合成を行う。例えば、「材料：ネギ」「作業：みじん切りする」の場合、「ネギをみじん切りする。」となる。また、「材料：鶏肉、じゃがいも」「作業：切る、炒める」「道具：フライパン」の場合、「鶏肉とじゃがいもを切り、フライパンで炒める。」となる。この際、工程数を1つ1つの調理ごとに区切る細かい分割を行うのか、下ごしらえ、本調理、盛り付けのように大雑把に分割を行うのか、工程分割粒度をユーザが入力(図5上部のバー)することで、よりユーザに合ったレシピの合成を行うことが可能になる。

2.5 動画付きレシピの出力

ユーザから入力された料理動画に対して、提案システムが合成する動画付きレシピの出力イメージを図5に示す。



図5 動画付きレシピの出力イメージの例

図5は工程分割粒度を下ごしらえ、本調理、盛り付けのように大雑把に行った場合である。スクロール型の画面の冒頭に、レシピ名として動画名を表示する。次に解析元となる未分割の動画を表示し、その横に使う材料と必要分量を表示する。その後、工程分割粒度に応じて分割された動画と工程毎のレシピをセットで出力する。

2.6 動画付きレシピのパーソナライズ（個人適応化）

ユーザのパーソナライズ情報を元にシステムがユーザに合った処理や出力を行い、料理をより適切にサポートする。以下、例を挙げ、出力イメージを図6に示す。

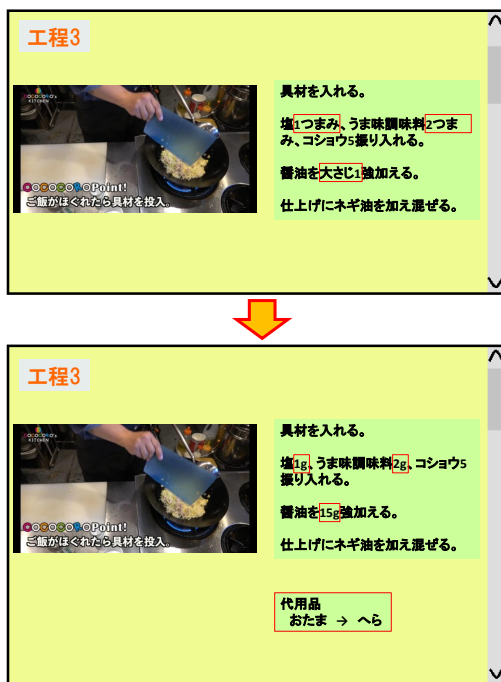


図6 レシピ表現の修正と代用品の提示

2.6.1 料理熟練度に応じたレシピ表現の修正

一般的に料理レシピの表現は一定の調理経験のある人に合わせた表現になっている。ゆえに、同じレシピを料理初心者が見た時と料理経験が豊富な人が見た時では、レシピの理解度や難易度が大きく変化する。例えば、大さじ1杯やカップ1杯などの解りにくい単位や、みじん切りやいちょう切りなどの「切る」作業の発展したものなどが挙げられる。そこで、ユーザの料理頻度や調理経験をパーソナライズ情報として入力させることで、ユーザの料理に対する熟練度を算出し、熟練度に応じてレシピ表現の修正を行う。

大さじ1杯は15g、カップ1杯は200mlと解りやすい実数値に変換すること、みじん切りやいちょう切りなどは見本動画を提示することで解決できる。また、文献[7]では調理の難易度を考慮したレシピ検索システムの提案として、調理作業を家庭料理技能検定に基づいて難易度分けを行っている。さらに、文献[8]をはじめ調理作業を補足するために動画を結び付ける研究が多くなされている。これらを参考にシステムとして組み合わせることができれば、よりユーザに合わせた動画付きレシピの出力が期待できる。

2.6.2 調理道具の代用品の提示

初心者が料理を始める際や、経験者が調理経験の無い料理を始める際に調理道具が壁になる場合がある。調理道具が無いと買い揃えの費用や手間が料理することへの敬遠する懸念となる。そこで、ユーザが所有している調理道具を登録することで、既に所有している調理道具での代用が可能ならばユーザに提示する。また、調理道具以外での代用が可能ならばその情報もユーザに提示する。これにより、買い揃えの費用と手間の軽減に繋がり料理に対する懸念材料を無くすことが期待できる。

2.6.3 冷蔵庫の余りものからおすすめレシピの推薦

マイボイスコム株式会社の調査[9]によると、3割強の人が夕食を決めるタイミングは「家にある材料から」決めると出ている。また、「買い物に行きながら」「買い物に行く前に」が2割と台所に立つ前に献立を決める場合が過半数を大きく超えている。一方、政府広報オンライン[10]によると、日本における廃棄される食品約632万トンの内、家庭内で出される量は約302万トンとおよそ半数を占める。そこで冷蔵庫の中身を管理できるアプリケーションなどと連携させることで、冷蔵庫の余りもののデータから、おすすめレシピの推薦を行う。これにより、買い物の効率化と食費の削減、食品廃棄量を減らすことが期待できる。

2.6.4 家族形態や予定・体調に合ったレシピ推薦

献立を決める要素として、ユーザの家族形態や予定、体調も考慮される。例えば、同じ4人家族でもアレルギーを持つ人がいる場合では、アレルギー反応が出る材料を含むレシピは適さない。また、風邪や熱のある人がいる場合では、消化の良い材料を使ったレシピが適する。さらに、お弁当が必要な場合は、季節を考慮した傷みにくいレシピが適し、テストがある時などは、前日の夕飯から消化などのことを考えなければならない。そこで、家族に関する情報の登録やスマートフォンのスケジュール表との連携を行うことで、ユーザの状況や場面に合わせたレシピの推薦を行う。これにより、ユーザビリティの向上とユーザの献立を決める助けになることが期待できる。

現状のシステム案(図1)ではレシピ推薦の要素はまだ含まれないが、これらの要素を取り入れることが最終システムの理想形となる。

3. システムの評価実験と考察

本稿では、工程タグ修正に依る工程内容の理解精度として、工程タグ抽出のみを行った場合と、工程タグ修正を行った場合で、工程タグ内容の理解度にどの程度の影響を及ぼすのか、また修正の精度を上げていくことで理解度の向上に繋がるのか、各修正方法を比較する実験を行った。

3.1 実験方法

YouTube上の料理動画[11]の台詞を全て手打ちしたテキストレシピ5品と、同じ料理のテキストレシピを素人レシピ[1]、企業レシピ[12]として各5品手打ちしたものを実験対象とする。各媒体のテキストレシピに対して工程タグ抽出、工程タグ修正を行い適合率、再現率を求め平均を取ることで、各媒体の平均適合率、平均再現率を求める。適合率、再現率を求める

ために、各媒体のテキストレシピから読み取れる（動画レシピの場合は見取れる、聞き取れる）対象料理が完成するのに必要最低限の材料と作業を工程タグセットとして予め抽出し、正解セットとして用意する。以上を工程抽出のみ、後述の複数の修正方法で行い平均適合率、平均再現率を比較する。なお、以降表記する数値は小数点第3位で四捨五入した値とする。

3.2 工程タグ修正方法

実験で行う修正方法として4つの方法を提示する。

- ・修正0: 不明瞭タグをノイズとして除去
- ・修正1: 不明瞭タグの材料タグと一致するDB内の作業タグをランダムで修正
- ・修正2: 不明瞭タグの材料タグと最初に一致するDB内の作業タグで修正
- ・修正3: 不明瞭タグの材料タグと最初に一致するDB内の作業タグで修正し、以降同じ材料タグが出て来たら昇順で一致するDB内の作業タグで修正

※修正1~3は残った不明瞭タグはノイズとして除去

修正0は修正対象となる不明瞭タグをノイズとして除去する。この修正0の適合率、再現率が以降の修正でどれだけ数値を向上できるかのベースラインとなる。

修正1は不明瞭タグの材料タグと一致するDB内の作業タグをランダムで修正を行う。DBのレシピを1つのレシピとして結合させ、不明瞭タグの材料タグとDB内の材料タグが一致すれば、乱数を用いて修正するか否かを定める。10回施行し平均適合率、平均再現率を求める。

修正2は不明瞭タグの材料タグと最初に一致するDB内の作業タグで修正を行う。DBのレシピは結合を行わず、1対1での修正となる。不明瞭タグの材料タグとDB内で最初に一致した材料タグとセットの作業タグを用いて修正を行う。

修正3は、不明瞭タグの材料タグと最初に一致するDB内の作業タグで修正し、以降同じ材料タグが出て来る場合昇順で一致するDB内の作業タグで修正を行う。修正2と同様にDBのレシピは結合を行わず、1対1での修正となる。修正2との違いは同じ材料タグを持つ不明瞭タグが全く同じ作業タグによる修正ではなくDB内の材料タグの登場順によって修正を行う。また修正2、3は1つの料理に対して5通りの修正を行っているため、各料理の平均適合率、平均再現率を求めた後、各料理の平均適合率、平均再現率の各平均を各媒体の平均適合率、平均再現率として求める。なお、修正1、2、3に共通して、残った不明瞭タグはノイズとして除去を行う。

3.3 実験結果と考察

DBは1つの料理に対して5つのレシピを用意しており、DB全体でのレシピデータ数は5レシピ×5料理の25個となる。

初めに、抽出のみを行った場合での各媒体の工程数倍率、不明瞭タグ比、適合率、再現率を求める。この適合率、再現率を向上させることが工程タグ修正の目的である。

3つの媒体の平均工程数倍率と不明瞭タグの平均倍率を図7に示す。平均工程数倍率は正解セットとの工程数の差を倍数で求めたものであり、1.0で正解セットとの工程タグセット数が一致となる。1.0以上になると正解セットより多く工程タグセッ

トを抽出したことになり、1.0以下になると正解セットより少なく工程タグセットを抽出したことになる。

動画の平均工程数倍率は1.74となった。雑談の中に工程タグ抽出の条件を満たす文章が存在してしまい、ノイズから工程タグセットが抽出されることが原因と考察できる。また、動画から抽出した工程タグセットの内、不明瞭タグが含まれている割合は29.8%となった。調理作業を口頭では説明せず、映像を見て理解する工程が存在することが原因と考察できる。

素人と企業の平均工程数倍率は1.0を下回る結果となった。「次に(A)を混ぜる。」のように、材料をひとまとめに表記されていると材料タグが抽出できず、本来抽出されるべき工程タグセットがノイズとなることがあるためと考察できる。また、素人と企業における不明瞭タグ含有割合はそれぞれ12.2%と0.0%となった。テキストのみでレシピが構成されているので、曖昧な表現が許されないことが原因と考察できる。

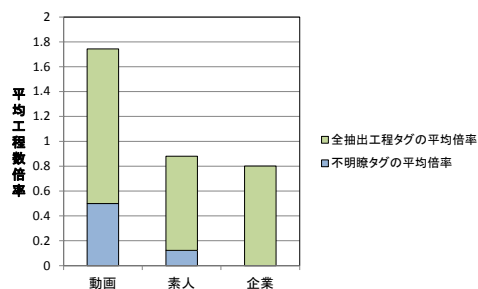


図7 平均工程数倍率と不明瞭タグの平均倍率

3つの媒体の平均適合率と詳細を図8、表1に示す。平均再現率と詳細を図9、表2に示す。

抽出のみの時点で全ての媒体で再現率が70%を超えており、正解セットの70%以上を抽出できていることが考察できる。

動画では修正1から3にかけて平均適合率、平均再現率両方に数値の向上が見られ、特に平均再現率は、修正の精度を上げるとに数値の向上が見られた。抽出のみを行った場合より修正処理を行うことによって料理レシピとしての理解度向上の手助けになったことが考察できる。しかし、修正0に比べ平均適合率に関して数値の向上が見られなかった。現状の提案した修正方法やDBの数では、正解セットと同じ修正を行うより、不明瞭タグを全てノイズとして除去を行う方がレシピとしての理解度向上に繋がるということが指摘される。

素人と企業では動画ほどの数値の向上は見られず、特に企業では変化が無かった。両者とも動画ほどノイズが多くなく、不明瞭なタグも少ないため、数値の伸びしろが無かったことが原因と考察できる。また、ノイズや不明瞭なタグが少ないが平均適合率、平均再現率共に90%を超えることがなかった。平均工程数倍率と照らし合わせると、正解セットと同じ工程タグセットが抽出されなかったことが原因と考察できる。

実験全体を通して、平均適合率、平均再現率共に想定以上の伸びを得られなかった。考察できる原因は4つある。

1つ目の原因は現状の修正方法はレシピの時系列や不明瞭タグの前後の工程タグセットを考慮しないことが挙げられる。現

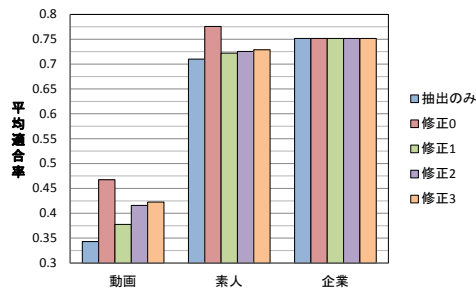


図8 平均適合率

表1 平均適合率(詳細)

	抽出のみ	修正0	修正1	修正2	修正3
動画	34.3%	46.7%	37.8%	41.6%	42.3%
素人	71.0%	77.6%	72.2%	72.5%	72.9%
企業	75.2%	75.2%	75.2%	75.2%	75.2%

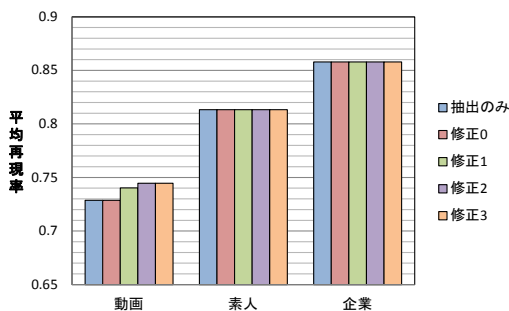


図9 平均再現率

表2 平均再現率(詳細)

	抽出のみ	修正0	修正1	修正2	修正3
動画	72.9%	72.9%	74.0%	74.5%	74.5%
素人	81.3%	81.3%	81.3%	81.3%	81.3%
企業	85.6%	85.6%	85.6%	85.6%	85.6%

状の修正は料理レシピの手順を無視した修正になっている。料理の手順や流れを考慮した修正を行うことで平均適合率と平均再現率、修正の精度の向上に繋がると考察できる。

2つ目は工程タグセットとして抽出されてしまったノイズを除去するアルゴリズムや材料タグが不明瞭であった場合の対処するアルゴリズムが考えられていないことが挙げられる。動画では調理中に作っている料理とは関係無い話に話題が飛ぶことや、調理に対する説明を行うことがあり、そこから工程タグセットが抽出されることが多い。このノイズを料理に登場する材料や手順を踏まえた修正に改良することで、平均適合率と平均再現率、修正の精度の向上に繋がると考察できる。

3つ目は修正対象のレシピのオリジナリティの部分不明瞭であった場合、ノイズとして除去されることが挙げられる。特に、時短レシピや代用レシピ、通常のレシピでは使われない特別な食材を使う場合などに多い。現状のDB数が1つの料理に対して5つしかないため、オリジナリティを保障することは難しい。DB数を増やすことでオリジナリティの保障と(ランダムな修正である修正1での)平均適合率と平均再現率、修正の精度の向上に繋がると考察できる。

4つ目は適合率、再現率を求めるアルゴリズムを、対象と正

解セットの完全一致にしているため、広義的には同じ意味の作業でも不一致と判定されてしまう。例えば、「切る」と「みじん切りする」は、広義的には「切る」で一致しているが、現状のアルゴリズムでは不一致の判定を受ける。調理作業を広義的に判定することで平均適合率、平均再現率の向上に繋がると考察できるが、レシピとしての再現性に疑問が残る点もあるので、考慮しなければならない。例として、ハンバーグでの「玉ねぎ」を「切る」作業は、基本的には「みじん切り」以外ありえないが、「作業タグ:切る」を正解にすると、テキストレシピ上でレシピのオリジナリティが損なわれてしまう。

4. むすびに

本稿では、工程タグ抽出と修正を中心技術として動画から自分だけの動画付きレシピを合成するシステムを提案した。工程タグ修正に依る工程内容の理解精度として、修正3において平均適合率42.3%、平均再現率74.5%の精度を得られた。

今後の課題として、工程タグ修正の観点から、オリジナリティの保障と修正の精度向上を目的としたDB数の増加や、料理の時系列や手順を考慮した修正アルゴリズムの考案、材料タグが不明瞭であった場合の対応アルゴリズムの考案などが挙げられる。工程タグ抽出の観点から、材料タグが不明瞭であった場合の抽出ルール(例として、「具材」や「これ」などの代名詞に反応させる)の考案や、雑談などのレシピに対してのノイズを判定する基準の考案などが挙げられる。

また、パーソナライズ情報を用いた料理のサポートについても、実際に料理を行う人にアンケートを行ったり、インターネットや料理本など様々な情報を元に、多種多様なサポートができるようなアイデアの考案も行う。

文 献

- [1] レシピ検索 No.1 / 料理レシピ載せるなら クックパッド, <https://cookpad.com/> (2018).
- [2] 楽天レシピ-料理レシピ検索サイト, <https://recipe.rakuten.co.jp/> (2018).
- [3] DELISH KITCHEN | 料理レシピ動画で作り方が簡単にわかる, <https://delishkitchen.tv/> (2018).
- [4] YouTube, <https://www.youtube.com/?gl=JP&hl=ja> (2018).
- [5] 横野 理恵, 和泉 憲明, 小林 一郎, 橋田 浩一, レシピメタデータに基づく料理動画の共有法, 人工知能学会全国大会論文集, 2F1-3, pp.1-4 (2008).
- [6] 秋口 いくみ, 王 元元, 河合 由起子, 角谷 和俊, 料理動画を用いたレシピ・コンテンツ視聴システム, DEIM Forum 2017, P7-2 (2017).
- [7] 岩本 純也, 宮森 恒, 調理の難易度を考慮したレシピ検索システムの提案, DEIM Forum 2012, E1-3 (2012).
- [8] 岩本 純也, 宮森 恒, 料理レシピをわかりやすくするための理解困難な表現の補足, 電子情報通信学会 マルチメディア・仮想環境基礎研究会, 信学技報, vol.109, no.466, pp.95-100 (2010).
- [9] マイボイスコム株式会社, 食事のメニューの決め方に関するアンケート調査(第3回), https://myel.myvoice.jp/products/detail.php?product_id=22404 (2018).
- [10] 政府広報オンライン, もったいない! 食べられるのに捨てられる「食品ロス」を減らそう, <https://www.gov-online.go.jp/useful/article/201303/4.html> (2018).
- [11] COCOCORO チャンネル, <https://engineering.linecorp.com/ja/blog/detail/109> (2018).
- [12] キックマン ホームクッキング, <https://www.kikkoman.co.jp/homecook/index.html> (2018).