

Joint Embedding Modelを用いた 所持具材に応じた代替料理の提案

桶 智輝^{1,a)} 横山 想一郎^{1,b)} 山下 倫央^{1,c)} 川村 秀憲^{1,d)}

概要: 近年レシピを提案するアプリケーションが多く公開されているが、ユーザーは提示されたレシピに必要な具材を揃えなければならない。そのため、ユーザーの持っている具材だけで調理することのできる料理を提案するシステムの需要がある。そこで本研究では、所持具材に応じてユーザーが希望する料理の代替料理の提案するシステムを開発する。作りたい料理に近い代替料理を提案するために、料理の画像と具材、調理手順からレシピの Embedding の学習を行う Joint Embedding Model を適用し、システムの提案する代替料理を評価した。

Alternative Dish Recommendation according to Shortage of Ingredients using Deep Learning

1. 序論

1.1 研究背景

近年、料理に関連したウェブサイトやアプリケーションが多く利用されている。「クックパッド [1]」や「SnapDish[2]」などのユーザー投稿型のレシピサイトではレシピの内容だけでなく、写真や他ユーザーのレビューを参考にしてレシピを検索することができる。しかしこれらのサイトには膨大な数のレシピが投稿されており、ユーザーが好みのレシピを検索するためには工夫が必要である。また検索したレシピで料理をするために、ユーザーはそのレシピに必要な具材を揃える必要があるという問題点がある。そうした、検索自体の難易度に加えて実際に使用する場面の問題点を踏まえると、既存のアプリケーションでレシピを検索したとしても、そのレシピに必要な具材に対して所持具材が不足しておりレシピ通りに料理することが出来ない場合がある。

そこでユーザーの所持具材に応じて、作りたい料理に近い代替料理を提案するシステムがあればユーザーのニーズを満たすことができる。

1.2 研究目的

ユーザーの所持具材が作りたい料理のレシピに必要な具材には不足している場合に、所持具材で作成可能でかつその料理に近い代替料理を提案することを目的としている。料理の類似性は明確な定義付けは難しいものの、カレーに対してポトフとそばならばポトフの方がカレーに似ており、クッキーに対して、オムライスとケーキならばケーキの方が似ているなど、一般的な共通認識が存在している。この料理の類似性には味、香りなど様々な要素が関係している。今回はその類似性において調理具材、調理手順、見だ目の3項目を利用した。先程の例ではカレーとポトフは具材において、じゃがいもと玉ねぎといった共通の具材を使用することが多く、また煮るという調理手順も共通項となっている。対してカレーと蕎麦では具材と調理手順についての共通項は少ない。クッキーの例についても同様にオムライスよりケーキのほうが、具材と調理手順において共通項が多いと言える。また料理の特徴において視覚的な要素は大きく影響を及ぼしており、料理画像に関する画像認識の先行研究も数多く存在している。そこで今回は料理の画像とその料理を作るための調理具材と調理手順となるレシピから特徴量を抽出する Joint Embedding Model[3] を用いて料理の類似度を計算し、その類似度をベースに用いて作成した類似代替料理提案システムの実装を行った。また本システムの提案する料理の類似性の評価と、代替料理

¹ 北海道大学大学院情報科学研究科

a) oke@complex.ist.hokudai.ac.jp

b) yokoyama@complex.ist.hokudai.ac.jp

c) tomohisa@complex.ist.hokudai.ac.jp

d) kawamura@complex.ist.hokudai.ac.jp

の選択においての料理の類似性の重要性を検証するために実験を行った。実験を8人の被験者に実施、そのフィードバックを受けて実験を3名の被験者に実施し、それぞれその結果を考察した。

2. 関連研究

料理を扱った先行研究、また料理に関するデータセットについて触れる。料理に関する研究は料理単体のレシピに関するものから、料理を組み合わせた献立に関するもの、それぞれの料理の持つ栄養素に関するものなど、目的とアプローチは多岐に渡っている。

料理提案に関するものと料理の画像を持ったデータセットについてまとめる。

2.1 料理提案

料理の提案に関しての研究はユーザーの嗜好を考慮するもの [4] が数多く研究されている。ユーザーの雰囲気 [5] や体調に合わせて提案を行うもの [6] や、苦手な食材に着目しているもの [7]、画像入力を用いたレシピ提案対話システムを提案するもの [8]、個人情報を用いた献立提案システムを提案するもの [9] などが挙げられる。ユーザーの認識を個人個人から集団に広げて、地域間での食文化を考慮した提案を行う研究や [10]、レシピ同士の関係性を考慮して、ネットワークグラフを用いて料理の提案を行う研究 [11] も存在している。

2.2 料理データセット

料理に関したデータセットでは料理の画像のみから構成されるものと、レシピ文から構成されるものが多い。画像のみから構成されているデータセットでは Food-101 [12] が画像認識の分野において有名である。

2.3 関連アプリケーション

研究だけでなく、現在数多くの料理に関するアプリケーションが利用されている。レシピを検索するユーザー投稿型のレシピサイト [1] や、料理だけでなく献立を提案するアプリケーション [13] と様々な種類のアプリケーションが利用されている。

3. Joint Embedding Model

3章では今回使用したモデルである Joint Embedding Model (JEM) の概要について説明する。レシピと画像の対に共通の埋め込み空間を学習するために対になったデータを用いている。続いてレシピと画像の特徴表現について議論し、さらにそれらの特徴表現の上に構築される JEM を紹介する。

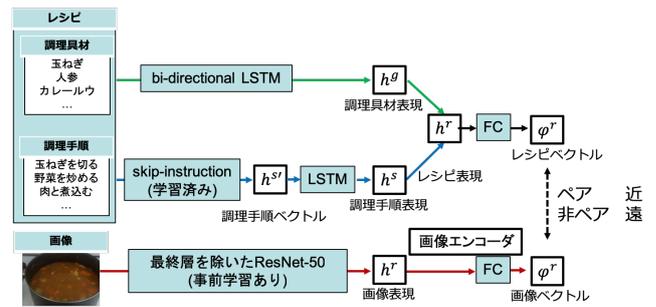


図1 Joint Embedding Modelの構成概要図

3.1 特徴表現

JEMは画像とレシピから取得した特徴表現を入力としている。ここでは入力となる特徴表現を生成する手法について説明する。

3.1.1 レシピデータについて

具材と調理手順がレシピの2つの主要な要素である。それぞれの形式に合わせて特徴量を取得している。

3.1.2 調理具材

レシピは具材名のリストを持つ。それぞれの具材名に対して、word2vecの特徴表現を学習する。

3.1.3 調理手順

それぞれのレシピは調理手順のリストを持っている。調理手順は平均約208単語ととても長いため、単純なLSTMでは何度も繰り返すステップ中で勾配消失問題が発生し、これらの特徴表現を抽出するには適さない。そこで系列の系列をエンコードするために設計された、2段階のLSTMが用いられている。まずそれぞれの文章/調理手順を後述するSkip-Instructionベクトルとして表現し、LSTMをそれらのベクトルの系列を入力して学習を行い、全ての文章の特徴を得るというものである。その最終出力となる長さの固定された特徴表現はJEMに入力される。

3.1.4 Skip-Instructionベクトル

Skip-Instructionベクトルはある文章から前後の文を予測するSkip-thoughtsの手法をベースにした方法で生成している。Skip-thoughtsとの変更点はGRUの代わりにLSTMを用いたことである。1つの調理手順の特徴表現はそのモデルの出力として得られる。この出力はJEMの入力となる。

3.1.5 画像

画像の特徴量の取得にはResNet-50 [14]を使用している。特に深いResidual Networkは様々なベンチマークにおいて最も高い精度を出すことが示されている。しかし小さい畳み込み層でとても深いネットワークを学習する図1に示されるように最終層のソフトマックス層を取り除き、残りの層をJEMのモデルに接続するようにモデルに導入している。

3.1.6 JEM概要

図1に示されるようにこのレシピのモデルは、レシピレ



図 2 Recipe1M の料理が持つデータの属性-画像例

ベルの特徴表現を学習するために設計された具材と調理手順のための2つのエンコーダを持つ。Ingredient Encoder は具材の単語ベクトルの系列データを連結する。具材のリストは非順序付きであるため、順方向と逆方向を考慮する bidirectional LSTM モデルを選択した。Instruction Encoder は skip-instruction ベクトルを用い、forward LSTM モデルで実装した。両方の Encoder の出力は連結され、レシピと画像に共通の空間に埋め込まれる。画像の特徴表現は、線形変換を通してその空間に埋め込まれる。画像とレシピのペアの Embedding が近くなるような線形変換を学習することが目的となる。

4. データセット

JEM を学習する為に用いたデータセット Recipe1M について説明する。Recipe1M とは、80 万枚の画像データと 100 万のレシピを持った公開されている大規模な英語料理データセットである。表 1 に主要なデータの属性を示す。データの 70% が訓練用で残りの半分がそれぞれテスト用とデモ用のデータとなっている。

表 1 Recipe1M の料理が持つデータの属性

項目名	形式	例
ID	文字列	000018c8a5
具材名	文字列のリスト	[6 ounces penne, ...]
調理手順	文字列のリスト	[Preheat the oven to 350 F. Butter or oil an 8-inch baking dish, ...]
タイトル	文字列	Worlds Best Mac and Cheese
画像	JPG	図 2 に表示

5. 提案システム

以下に本研究の代替料理提案システムの図を示す。入力としてユーザーから作成したい料理と所持具材を受け取り、所持具材による作成可能料理のフィルタリングと JEM による特徴量をベースにした並び替えを行うことで、料理データベースから代替候補料理を出力する。作成したい料理は画像と、調理具材と調理手順からなるレシピデータの

セットとする。

5.1 料理データベース

代替料理提案システムに用いる料理データベースには、4 章の recipe1m のテストパーティションを用いている。料理データベースが持つ料理件数は約 5 万件で、それぞれの料理には

- 料理名
- 画像
- 調理具材
- 調理手順
- JEM を用いた特徴量

の 5 つがそれぞれ紐付いている。料理名はその料理の名前であり、形式は文字列である。画像は料理の調理済みの写真で、形式は RGB の JPEG フォーマットとなっている。調理具材は料理を作成するために必要な具材名のリストであり、形式は文字列の配列となっている。それぞれ具材名の中には具材分量や修飾語句が取り除かれているものがあり、全具材名中の 97% が具材分量や修飾語句が取り除かれているものとなっている。調理手順は料理を作成するために必要な手順のリストであり、形式は文字列の配列となっている。それぞれの項目についての具体例を以下に示す。

5.2 JEM の学習

3 章で説明した JEM を 4 を用いて学習を行った。学習データとハイパーパラメータ (表 2) を先行研究 [3] と同様に設定した。

表 2 JEM の学習に用いたハイパーパラメータ

項目名	値
バッチサイズ	150
最適化手法	Adam
学習率	0.0001

ソースコードは Torch7[15] で実装されている。学習経過を図 3 に示す。JEM は 3 章に示したように 2 つのエンコーダを持っている。それぞれのエンコーダの学習を同時を行うとうまく学習できないため、初めはレシピのエンコーダの重みを固定して画像のエンコーダの学習を進めている。画像のエンコーダの学習が収束した時点でその重みを固定し、レシピのエンコーダの学習に切り替わる。今回の学習では 140,000itr で学習が切り替わっている。図 3 で大きく誤差が変化しているのが見て取れる。

5.3 入力

本システムを使用するに当たって、ユーザーは作りたい料理の画像とレシピ、また所持具材を入力する。作りたい料理の画像とレシピはデータセットの形式と同様、画像は調理済みの画像、レシピは調理するために必要な具材名の

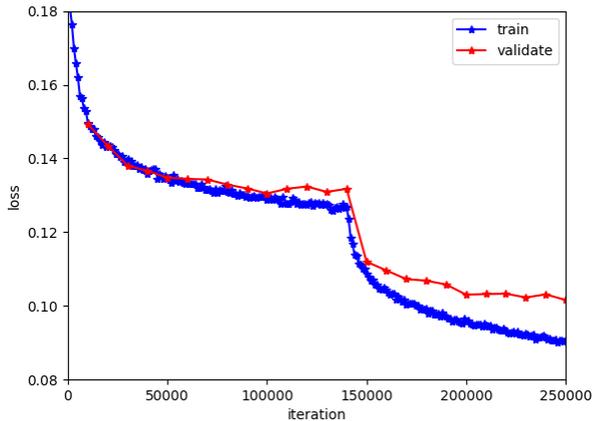


図 3 JEM の学習における誤差推移

リストと調理する手順のリストである。所持具材はレシピが持つ調理具材の形式と同様、持っている具材名全てのリストである。次章で示すフィルタリングでは入力された具材名に加えて、プリセット具材といういくつかの具材名をユーザーが持っている前提で処理を行う。プリセット具材は多くのユーザーが持っている可能性が高いものを選択しており、水、氷、またいくつかの調味料、米、卵から構成した。

5.4 フィルタリング

提案する代替料理をユーザーの所持具材で作成可能な料理に限定するため、料理データベースに対してフィルタリングを行った。ユーザーから入力される所持具材 I_q の形式は単語のリストとなっている。ここでデータベース中の料理の 1 つのレシピが持つ所持具材を I_t とすると、データベース中の料理全てから $I_t \subset I_q$ となるレシピを選択し、所持具材で作成可能な料理のみをフィルタリングした。料理の具材名の文字列に、所持具材の具材名の文字列が一致していた場合に、その具材を所持しているとみなした。しかしこの場合、図に示されるように具材名は修飾語句が取り除かれていないものが多く、実際にこのフィルタリングを行うと、所持している具材が所持していないとみなされてしまう場合が生じてしまった。

また本システムでは、ユーザーが所持具材を入力漏れがないよう網羅的に入力することが理想であるが、実際には所持している具材を入力し忘れる場合も考えられる。

これらの問題に対処するため、所持具材以外の具材を 3 個まで含んでいる料理も対象としてフィルタリングを行った。

5.4.1 フィルタリングのアルゴリズム

入力する具材リストを g_h 、プリセット具材リストを g_p 、データベース中のある料理を $R_t^i (i = 1, 2, 3, \dots)$ 、その料理のレシピの調理具材リストを g_t^i とすると、フィルタリング

後の作成可能料理リスト C は

$$C = [R_t^i | n(g_t^i) - n(g_q \cap g_t^i) \leq 3] \quad (1)$$

と書き表すことが出来る。

5.5 並び替え

本システムでは前章で説明したフィルタリングをされた料理に対して並び替えを行い、その上位を代替候補料理として出力した。並び替えは JEM から得た特徴量による類似度、具材の不足数、作りたい料理との具材共有数、入力具材との具材共有数を用いた段階的なソートによって実装を行った。

5.5.1 特徴量による類似度

JEM は画像エンコーダとレシピエンコーダから構成される。学習は画像エンコーダ、レシピエンコーダから得た、同一料理の画像とレシピのそれぞれ特徴量の距離は近く、非同ペアの特徴量の距離は遠くなるように学習を行う。理想的に学習を行えた場合には、同一ペアの画像とレシピからは等しい特徴量が得られることが考えられる。

データセット中のいくつかの料理で画像の特徴量から計算した類似度と、レシピの特徴量から計算した類似度の 2 通りの並び替えを行い、同一料理における並び替えの結果を確認した所、並び替えの結果が異なることが分かった。画像の特徴量から計算した類似度には色や形といった画像の視覚的な特徴が似ているものが類似度が高くなり、具材や調理手順の共通項が少なくないものも上位に表示される傾向があるのに対し、逆にレシピの特徴量から計算した類似度には具材や調理方法が似ているものが類似度が高くなり、視覚的に似ていないものも上位に表示される傾向にあった。

また画像の特徴量とレシピの特徴量を平均して計算した類似度を用いて並び替えを行うと、視覚的に似ており、具材や調理手順の共通項が多いものが上位に表示される傾向にあった。

これら 3 種類の類似度をそれぞれの並び替え結果について予備実験で評価することで、実験で使用する類似度を決定した。

5.5.2 予備実験

画像の特徴量、レシピの特徴量、またそれらの平均の特徴量から計算される 3 種類の類似度の中で、実験で使用する類似度を決定するために予備実験を行った。合わせてユーザーがシステムで使用する上で何個の代替料理候補を表示することが適切であるか調査するため、自由記述でのアンケートを実施した。実験では、10 つの料理に対して 3 種類の類似度で並び替えを行った上位 6 件を表示し、それぞれの料理に対して料理として似ているか似ていないかを判定するタスクを実施した。

タスク終了後に料理の表示件数を 12 件、18 件に変更し

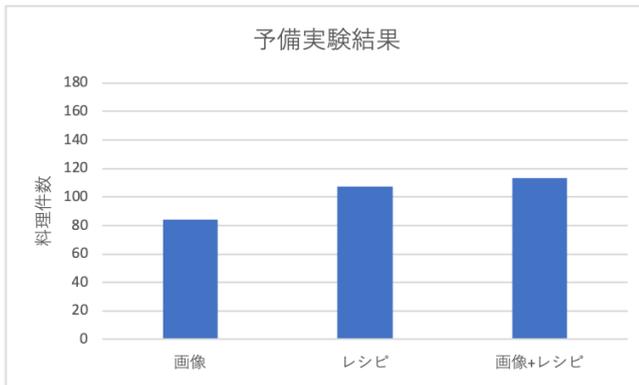


図 4 3種類の類似度を用いた類似料理表示件数の比較図

たものを確認してもらい、表示件数に対する感想を自由記述で収集した。予備実験は3人の20代男子学生に実施した。結果を図4に示す。

予備実験の結果、似ていると判定された料理を最も多く表示した手法は画像の特徴量とレシピの特徴量を平均して計算した類似度であった。また自由記述で収集した表示件数の感想には、使い勝手として一画面に収まることが望ましいという意見と、代替料理候補を10個以上表示されると選択が困難になると感じるという意見があった。この結果を踏まえて代替料理提案システムで使用する類似度には画像の特徴量とレシピの特徴量を平均して計算した類似度を用いることに決定した。また代替料理候補の表示件数は6個とすることに決定した。

5.5.3 具材の不足数

前述の通り、フィルタリングにおいて所持具材の所持判定に関わる問題を解決するために具材の不足を3つまで許容している。本システムは所持具材で作成可能な料理を提案することが目的であるため、実際に持っていない具材が検索結果の料理に表示されることは望ましくない。そこで不足している具材の数が少ないものが少ない料理を上位に並び替えた。

5.6 作りたい料理との具材共有数

レシピに共通した具材が多い料理同士は、料理として似ている可能性が高い。そこで共通した具材の数が多き料理を上位に並び替えた。具材名はレシピエンコードに入力している情報であるが具材の共有数を直接参照することで、より単純に近い料理を上位に並び替えることを狙いとしている。

5.7 入力具材との具材共有数

前述の通り、フィルタリングに用いる具材はユーザーから受け取る所持具材にプリセット具材を加えたリストを使用している。料理データベース中にはプリセット具材で作成可能な料理が0.1%存在していた。プリセット具材のみで作成可能な料理が並び替えの上位

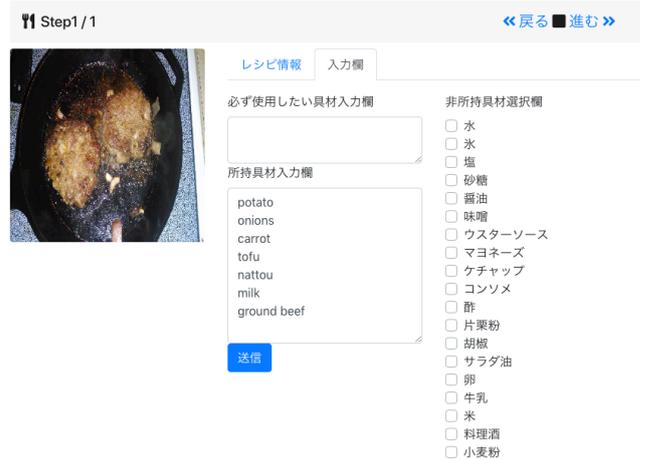


図 5 実験に用いたシステムの所持具材入力画面

に集中することを避けるために、レシピの調理具材とユーザーの入力具材間で共通している数が多い料理を上位に並び替えた。

6. 実験

実験では、複数人のユーザーに実際に代替料理提案システムを使用してもらい、表示した代替料理候補の評価を3観点で5段階評価を行うタスクとした。合わせてアンケート形式で、代替料理を必要とする状況の発生頻度と、ユーザーの料理スキル、システムについての評価を記述してもらった。以下に実験で使用したシステムの使用画面を示す。

実験の流れを示す。今回操作性には留意してシステムの作成を行ったが、被験者が本システムの操作に慣れていないために適切な評価を収集出来ない可能性があると考えた。そこで被験者が操作に慣れることが出来るよう、被験者の入力の自由度を徐々に広げる形式で実験を4段階に分け、計10回、60件の代替料理候補について評価を行う実験を実施した。

1段階目では料理データベース内から選択した作りたい料理と所持具材のリストを予めセットしておき、被験者に提案された代替料理候補を評価してもらった。2段階目では料理データベース内から作りたい料理を予めセットしておき、被験者に所持具材を入力させ、提案された代替料理候補を評価してもらった。3段階目で料理データベース内から予め用意したいくつかの料理の中から被験者に作りたい料理1つを選択させ、所持具材を入力させ、提案された代替料理候補を評価してもらった。4段階目では被験者に事前料理データベース外の料理をレシピサイトから作りたい料理1つを選択してもらい、所持具材を入力させ、提案された代替料理候補を評価してもらった。1,2,3段階目については3回、段階内で異なる料理を用いた。また1,2段階目の料理は入力する所持具材を変化することを確認しても

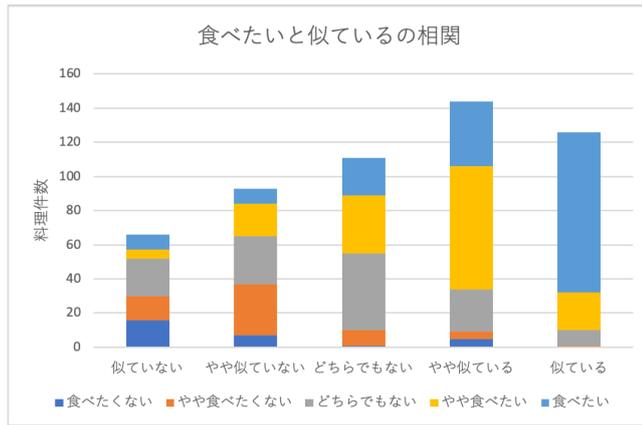


図 6 食べたいと似ているの相関

らうために同じ料理を用いた。4段階目は1つの料理を実験してもらった。また実際に使用する状況に近づけるために、記載された調理具材の大半が揃っているが、いくつかの具材が所持具材には不足しているような料理を選択してもらうよう依頼した。被験者には実験前日に予め、上述のようにデータベース外の作りたい料理を1つ選択し、所持具材を記録しておくよう依頼した。

評価項目を表3、アンケート項目を表4に示す。

表 3 実験での表示された代替料理候補に対する評価項目

項目名	内容
評価項目 1	食べたいと思うか
評価項目 2	入力料理と似ているか
評価項目 3	実際に作る料理として選びたいか

7. 実験結果

初めに被験者の属性、所持具材についてまとめる。

7.1 被験者

被験者は20代の男性7名、女性2名であった。全被験者に料理経験があったが、毎日料理をしている料理頻度の高い被験者は2名と少なかった。また9名の内7名は日本人で、残る2名が外国人だった。

被験者のプリセット具材を除いた平均所持具材数は8個であった。ユーザーごとに所持具材は様々だったものの、大まかな傾向としてユーザーの所持具材の中には必ず野菜と肉が1つずつ含まれていた。

7.2 代替料理候補評価

代替料理候補を評価した結果を以下に示す。

7.3 アンケート

回答結果を以下に示す。質問1について、作りたい料理のレシピに必要な具材が不足していた時に満足行く料理が作れなかった事があると答えた被験者は89%と大多数で

表 4 実験での質問内容

	内容	回答形式
質問 1	作りたい料理のレシピに必要な具材が不足していた時に、満足行く料理が作れなかった事がありますか？	選択形式 (はい/いいえ)
質問 2	また、それはどのくらいの頻度で発生しましたか。(質問1ではいと回答した場合)	選択形式 (月に一度以上、週に一度以下 / 週に一度以上 / 月に一度以下)
質問 3	これから作りたい料理のレシピに必要な具材が不足した場合、このシステムを使ってみたいと思いますか？	選択形式 (使いたい / 使わない)
質問 4	それはなぜですか？(質問4で使わないと回答した場合)	自由記述
質問 5	このシステムにコメントがあればお聞かせ下さい	自由記述

表 5 被験者の属性

被験者 ID	性別	年齢	国籍	料理頻度
1	女	23	日本	毎日
2	男	25	海外	たまに
3	男	25	日本	毎日
4	女	26	日本	たまに
5	男	25	日本	たまに
6	男	25	日本	たまに
7	男	25	日本	たまに
8	男	24	海外	たまに
9	男	27	日本	たまに

表 6 被験者の所持具材例

例 1	例 2
たまご	たまねぎ
鶏胸肉	長ねぎ
じゃがいも	豚肉
にんじん	豚バラ肉
もやし	トマト
	豆腐
	納豆
	ヨーグルト
	たくあん
	パブリカペースト

あった。

質問2について、またその被験者の中で満足行く料理が作れない状況が発生する頻度については、週に一度以上発生すると答えた被験者はおらず代替料理を必要とする状況が発生する頻度は高くないことが分かった。最も多かった回答は月に一度以下であり75%を占めた。

質問3について、実験後にこれから作りたい料理のレシピに必要な具材が不足した場合このシステムを使ってみたいかどうかという質問に対しては、75%の被験者が使用し

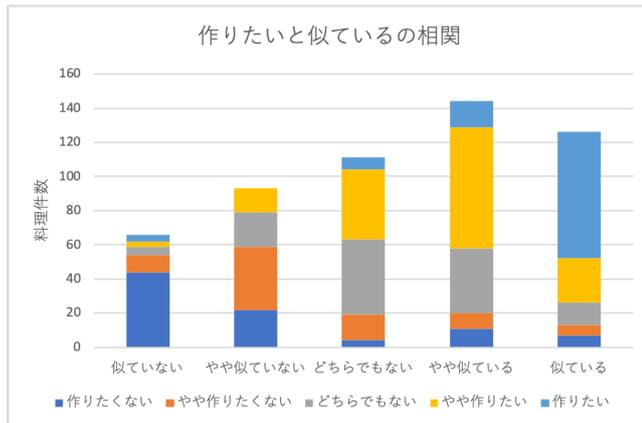


図 7 作りたいと似ているの関係

たいと述べていた。

質問 4, 質問 5 については以下に示す。

7.3.1 実験結果-質問 4

- UIとして料理が似ているかどうかを比較しづらいため
- 食材を入力することが操作が面倒に感じるため
- 全く似ていないものが表示されてしまう場合があったため

7.3.2 実験結果-質問 5

- 表示している料理の個数は適切だと感じた
- 外国の郷土料理を作りたいときなど、入手困難な食材が必要な料理を作る時に使いたい
- 似ているものが多く並んでいる場合は実際の場面で使ったとしても選ぶことが出来ると感じた
- 作りたい料理に重要な食材が使われない代替料理候補はそれだけで似ていないと感じた
- 必ず使いたい食材を指定したい
- 難しい料理を作る時だけレシピを見て作るため、難しい料理に特化して欲しい
- 主菜を作りたいのに汁物を提案されるなど、代替できない料理が並ぶ事があるので制限を設けてほしい

7.4 考察

7.4.1 代替料理候補評価

図 6 から被験者が食べたいと感じる料理が、食べたいと思わない料理よりも多く表示されていたことが分かる。図 7 から被験者が提案された料理に対して似ていると感じた料理は似ていないと感じた料理と同程度の比率だったことが分かる。本システムは作りたい料理に似ている料理は食べたい料理であるという仮定の下で、入力された料理に似ている料理を代替料理候補として出力している。すなわち料理が似ているならば食べたい料理であるという仮定を置いている。この仮定を検証するために、似ている料理と評価された評価項目 2 が 4 以上の料理について、評価項目 1 の食べたいという項目がどのように評価されているかを確認した。確認した結果を図 8 に示す。この結果から似てい

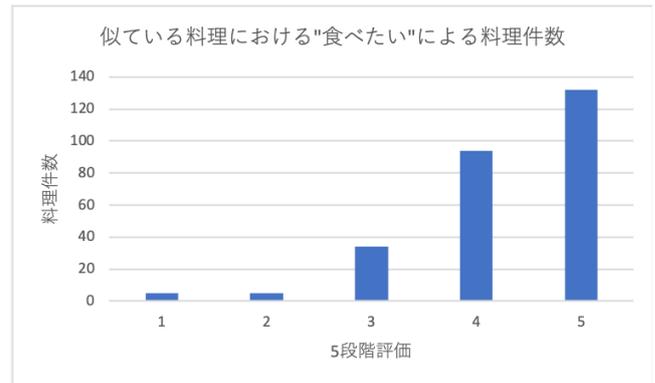


図 8 実験-似ている料理における"食べたい"による料理件数

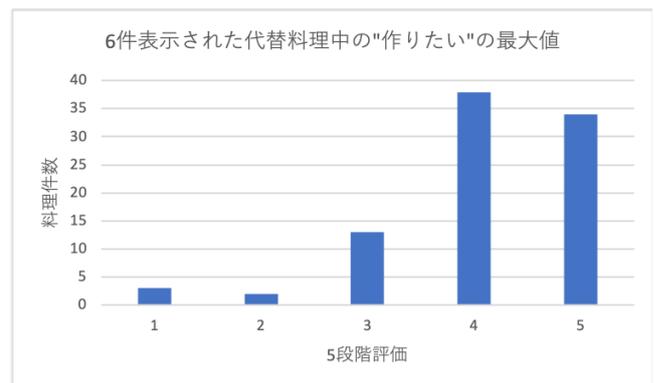


図 9 実験-6件表示された代替料理候補中の"作りたい"の最大値

ると評価された料理は食べたいと評価される料理である傾向が強いことが分かった。

被験者が作りたいと感じた料理は作りたいと感じない料理に対して少なかった事が分かる。実際にシステムを使用してユーザーが作る料理を決定することを考えると、表示された候補料理の中に 1 つでも作りたいと感じる料理が存在することも重要である。そこで表示される 6 件の候補料理中で最大となる評価項目 3 に着目して確認を行った。確認した結果を図 9 に示す。この結果から、作りたいと評価される料理が候補料理中に現れることが多かった事が分かる。

7.4.2 アンケート結果

ユーザーは所持食材の中で使用したいものがあることが分かった。アンケート結果から全く似ていない料理が料理が出現してしまい被験者のシステムの評価が低い場合があった。また主菜を食べたいのに副菜を提案されるなど、料理のカテゴリが異なると評価に大きく影響を与えることが分かった。

8. 追加実験

8.1 変更点

ユーザーが使用必須食材を入力に加えられるように変更を行った。表示される代替料理候補の上位から必須仕様食材を含んだ食材が並ぶように変更を行った。これにより

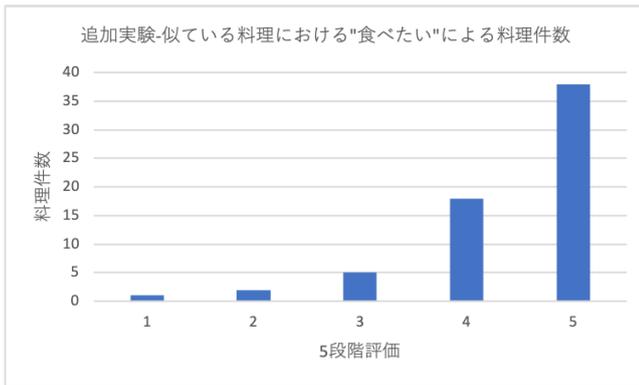


図 10 追加実験-似ている料理における"食べたい"による料理件数

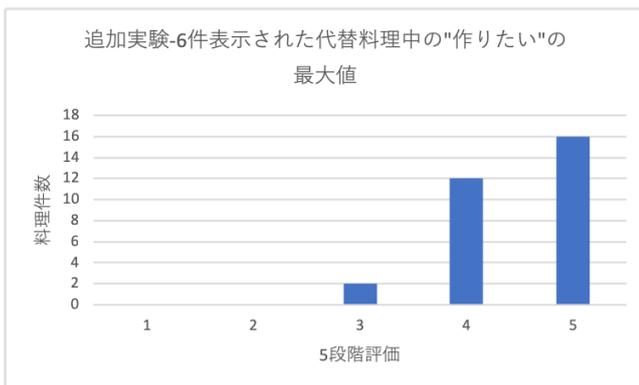


図 11 追加実験-6件表示された代替料理候補中の"作りたい"の最大値

ユーザーの作りたい料理の意図を結果に反映することを狙いとした。被験者には入力食材の重要だと思ふ食材を所持食材に含んでいた場合に、必須仕様食材に入力してもらった。その他の流れは本実験と同一である。追加実験は被験者3名に対して実施した。表7に被験者の属性と実験結果を示す。

表 7 追加実験-被験者の属性

被験者 ID	性別	年齢	国籍	料理頻度
10	男	25	日本	たまに
11	女	25	日本	たまに
12	男	25	日本	たまに

8.2 考察

被験者が似ていると感じた料理が、似ていないと感じる料理と比べて少ないことが分かった。本実験と比較すると、似ていると感じる料理が提案される割合が小さくなっている。しかしユーザーが作りたいと感じる料理が、作りたいと感じない料理と比較すると多いことが分かった。

使用必須食材を追加したことによって、追加実験結果から似ていないと感じる料理が多く代替料理候補に並ぶことが分かったが、被験者がより作りたいと思う料理が代替料理の候補に並ぶ可能性があることが分かった。

9. まとめ

本研究では、所持具材に応じてユーザーが希望する料理の代替料理の提案するシステムを開発した。作りたい料理に近い代替料理を提案するために、料理の画像と具材、調理手順からレシピの Embedding の学習を行う Joint Embedding Model を適用し、代替料理提案システムを作成した。また本システムの提案する料理の類似性の評価と、代替料理の選択においての料理の類似性の重要性を検証するために実験を行った。実験を8名の被験者に実施し、そのフィードバックを受けて実験を3名の被験者に実施し、それぞれその結果を考察した。実験から、提案した代替料理候補から被験者に作りたいと感じる料理を提案することが出来た。

参考文献

- [1] CookPad: CookPad, <https://cookpad.com>.
- [2] SnapDish: SnapDish, <https://snapdish.co>.
- [3] Salvador, A., Hynes, N., Aytar, Y., Marin, J., Offi, F., Weber, I. and Torralba, A.: Learning Cross-modal Embeddings for Cooking Recipes and Food Images, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2017).
- [4] Shimada, Y., Morita, S. and Matsumoto, T.: Development of recipe suggestion system based on individual information, Technical report.
- [5] 山田 剛一大野 礼儀: Proposal of dishes recommendation system considering the atmosphere of menu, Technical report (2015).
- [6] Yajima, A. and Kobayashi, I.: Easy Cooking Recipe Recommendation Considering User's Conditions, *2009 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, IEEE, pp. 13–16 (online), DOI: 10.1109/WI-IAT.2009.219 (2009).
- [7] 河合由起子右田 貴大, 王 元元: 苦手な食材に着目したレシピ推薦手法の提案 (2018).
- [8] 山上勝義飯島采永: 画像入力によるレシピ提案対話システムのための方策学習 (2018).
- [9] Freyne, J. and Berkovsky, S.: *Intelligent Food Planning: Personalized Recipe Recommendation* (2010).
- [10] Mao, X., Yuan, S., Xu, W. and Wei, D.: Recipe recommendation considering the flavor of regional cuisines, *2016 International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC)*, IEEE, pp. 32–36 (online), DOI: 10.1109/PIC.2016.7949462 (2016).
- [11] Adaji, I., Sharmaine, C., Debrowney, S., Oyibo, K. and Vassileva, J.: Personality Based Recipe Recommendation Using Recipe Network Graphs, Springer, Cham, pp. 161–170 (2018).
- [12] Bossard, L., Guillaumin, M. and Van Gool, L.: Food-101 – Mining Discriminative Components with Random Forests, *European Conference on Computer Vision* (2014).
- [13] ME:NEW: ME:NEW, <https://menew.jp/sp/webtop.php>.
- [14] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J.: Deep Residual Learning for Image Recognition, Technical report.
- [15] Torch: Torch, <http://torch.ch>.