

食材名の分散表現学習を用いた料理レシピの栄養推定手法

梅本 晴弥^{1,a)} 豊田 哲也¹ 大原 剛三¹

概要: 近年, インターネット上にて投稿・共有されている大量の料理レシピを健康の管理もしくは増進に活用するためには, 各料理に含まれる栄養素の量を計算する必要がある。しかし, 一般ユーザが投稿する料理レシピには食材名の表記揺れが多分に存在するため, 栄養素量を自動で計算することは容易ではない。そこで本研究では, 料理レシピのタイトルから容易に抽出可能な料理カテゴリを料理レシピ中の単語に対する分散表現から予測するモデルを構築・学習し, その部分構造とし得られる食材名エンコーダを利用することで, 食材名の表記揺れに頑健な栄養素推定法を実現する。評価実験では, 単語の分散表現を直接利用する手法および編集距離を利用する手法との比較を通して, 提案手法の有用性を示す。

キーワード: 代替食材検索, 料理レシピ, 分散表現

Estimating Nutrients from Cooking Recipes based on Distributed Representation of Ingredients

HARUYA UMEMOTO^{1,a)} TETSUYA TOYOTA¹ KOUZOU OHARA¹

Abstract: Recently, a huge number of cooking recipes have been posted and shared on the Internet. To utilize those recipes for healthcare or health promotion, it is necessary to correctly compute nutrients contained in dishes made according to them. However, there exist a lot of variations of an ingredient name in cooking recipes posted by anonymous users, which prevents us from automatically compute nutrients in a dish. To overcome this problem, in this paper, we construct a food name encoder which outputs a distributed representation of an ingredient name. To this end, we first solve a problem of estimating the category of a given cooking recipe with a neural network model that takes distributed representations of words in a cooking recipe. We can extract the targeted encoder as its sub-network of the neural network model learned. Distributed representations of ingredient names provided by the encoder enable us to estimate nutrients from cooking recipes more correctly, which is robust to the variations of ingredient names. Through experimental evaluations, we show the advantage of the proposed method over both existing ones that use edit distances between ingredient names and ones that directly use distributed representations of words in recipes.

Keywords: Finding replaceable Ingredients, Cooking Recipe, Distributed Representation

1. はじめに

現在, インターネット上のユーザ投稿型レシピ共有サイトにおいて, 多数の料理レシピが共有されており, 多くの人々が日々の食事の献立にこの料理レシピを利用している。それらの料理レシピを活用する様々な研究が行われているが, 健康の向上を目的として栄養バランスを考慮する

場合, 料理レシピに対する栄養素の計算が必要になる。栄養素の計算には, 文部科学省が公開している日本食品標準成分表^{*1}(以下「食品成分表」と表記)が利用可能であり, そこには日本において常用される食品の栄養素量が記載されている。したがって, 食品成分表において料理レシピで用いられる食材名に相当する項目を探し, 得られた栄養素値とその食材の重量を用いることでその料理に含まれる栄養素の量を計算することができる。しかし, 食品成分表に

¹ 青山学院大学理工学部

^{a)} c5618157@aoyama.jp

^{*1} 2015 年版

は2,000品を超える食品データが記載されているため、人手で毎回食品成分表を調べることは困難であり、自動的な計算が望ましい。一方、ユーザ投稿型レシピ共有サイトにおける料理レシピの食材名はユーザごとに自由に記述されるため表記ゆれが大きく、自動的な栄養素の推定は難しい問題となっている。

そこで、本研究では食材名を分散表現空間へ埋め込むことによって表記ゆれを解消することを試みる。料理レシピから食材名に対する分散表現を学習する最も素直な方法は、食材リストや調理手順に word2vec [1] を適用することである。しかしながら、食材リストから分散表現を学習するには、表記揺れを解消したうえで正解ラベルとなる食材名を決めなければならない、それ自体がここで解こうとしている問題であるため、食材リストから分散表現を直接学習するというアプローチは取ることはできない。また、調理手順を形態素に分割し、それに word2vec を適用すれば形態素に対する分散表現は学習できるが、1つの食材名が単一の形態素になるとは限らないため、得られた分散表現を食材名の表記揺れの解消に直接利用することはできない。このような問題を解決するために、本研究では、料理レシピのタイトルから一定の抽象度の下での料理名は容易に抽出可能であること、および、同じ料理であれば共通する食材が利用されることが多いことに着目し、まず料理レシピ中の食材リストから料理名を推定する問題を形態素レベルの分散表現を用いて解き、その過程で得られる、食材リスト中の表記揺れを含む食材名に対する分散表現を出力するエンコーダを利用して食材名の表記揺れを解消することを考える。そのようなエンコーダを学習することができれば、その出力となる分散表現間の類似度に基づいて表記揺れにより見かけ上は異なる同一の食材を同定することが可能になり、それにより適切な食品成分表の項目の選択、および、より正確な栄養素量の推定が可能になる。本稿では、実際の料理レシピデータを用いた評価実験を通して、従来の単語間編集距離を用いた手法などよりも提案手法がより精緻に料理に対するカロリーを計算できることを示す。以下、2節において関連研究について述べ、3節にて提案手法の詳細について述べる。4節では評価実験の設定について説明し、5節において実験結果と考察を述べる。6節で本稿をまとめる。

2. 関連研究

料理レシピの栄養素を推定し、その結果を利用する研究はこれまでも幾つか提案されている。玉田ら [2] は、食品成分表と食材名の照合を用いた料理レシピの栄養素の推定と、ナイーブベイズ分類器を用いた料理レシピの嗜好ラベルによって、栄養素のバランスと嗜好を考慮した料理レシピの推薦手法を提案している。対象データには、味の素

株式会社が Web 上で公開している、「レシピ大百科」*2 のレシピデータを使用しており、食材名の表記は一定のレベルで統一されているため、食品成分表と食材名の照合には単純な文字列のマッチングが用いられている。菊米ら [3] は、摂取栄養素を考慮した献立作成のための料理レシピ検索システムを提案している。対象データには、「キューピー3分クッキング」*3 のレシピデータを使用しており、食品成分表と食材名の照合には文字列の完全一致、読み仮名での一致、編集距離等を組み合わせたルールベース手法を用いている。Xing ら [4] は、ユーザが作成した料理レシピにおける表記ゆれが料理レシピの応用を難しくしていると指摘し、料理レシピのタイトルのみの入力からその料理レシピのカテゴリを予測する Long Short Term Memory (LSTM) を用いて、料理レシピを分散表現空間へ埋め込む手法を提案している。また、実際に得られた料理レシピの分散表現と、Foodlog に存在する料理レシピのタイトルとそのエネルギーのペア情報を用いて、料理レシピのエネルギーの推定を行っている。

これらを含めた既存研究では、料理レシピの栄養素を推定するために、主に食材名と食品成分表の項目名の完全一致や編集距離が用いられている [5-7]。しかし、インターネット上において共有されている料理レシピの食材名は表記ゆれが大きく、“大葉”と“しそ”など、別称がある食材も多く存在する。そのため、文字列の違いのみを用いる編集距離では、正しい食品成分表の項目を選択することに限界がある。これに対して、本研究では編集距離ではなく分散表現のコサイン距離によって文字列間の距離を算出している点で異なっており、分散表現空間へ食材名を埋め込むことによって、文字列としては異なるが同じ概念である食材を発見できると考えられる。

3. 提案手法

提案手法は、料理レシピのタイトルからその料理カテゴリが抽出可能であることに着目し、料理レシピの食材名から抽出した料理カテゴリを予測するタスクを通して食材名の分散表現を学習することで、食材名と食品成分表の一致率の向上を図るものである。提案手法の流れは食材名の分散表現学習部分と栄養素の推定部分に大きく分けられ、以下に示す。

食材名分散表現学習部分

- (1) 調理手順に対して word2vec を学習させ、形態素解析によって分割された単語の分散表現を得る。
- (2) 料理カテゴリ予測問題を解くためのニューラルネットワークを用いたモデルを作成し、学習する。
- (3) 学習したモデル中の特定の構造を食材名エンコーダと

*2 <https://park.ajinomoto.co.jp>

*3 <http://www.ntv.co.jp/3min>

して使用する。

栄養素推定部分

- (1) 食材名エンコーダを用いて料理レシピ中の各食材名と食品成分表の項目名の分散表現を求める。
- (2) 得られた分散表現間のコサイン距離に基づき、各食材名と食品成分表の対応を求める。
- (3) 各食材名の重量を取得または推定する。
- (4) 各食材名に割り当てられた食品成分表の項目とその重量から栄養素量を推定する。

以下、各手順の詳細について説明する。

3.1 word2vec を用いた単語分散表現の獲得

word2vec は Mikolov ら [1] によって提案された、単語間の共起関係を学習することで、単語分散表現（多次元ベクトル）を獲得するモデルである。本研究では、word2vec を料理レシピデータに使用している従来研究 [4, 8] と同様に、料理レシピの各調理手順を 1 つの文とし、形態素解析によって形態素に分割した後、word2vec を用いて分散表現を学習する。形態素解析には MeCab を使用し、システム辞書には NEologd [9] を用いた。word2vec のモデルには Countinuous Bag-of-Words (CBOW) を使用し、ハイパーパラメータは分散表現の次元数を 300, window size を 5 とした。

3.2 料理カテゴリ予測問題

本研究では、料理レシピのカテゴリ名が多くの場合、料理レシピのタイトルに含まれている点、料理カテゴリは料理レシピに含まれる食材から予測できる点の 2 点に着目し、料理カテゴリ予測問題を解くことを考える。この料理カテゴリ予測問題では、料理レシピに含まれる複数の食材名を入力とし、料理レシピが属する料理カテゴリを予測する。料理カテゴリは料理レシピのタイトルを形態素解析によって形態素に分割した後、最後の名詞をその料理レシピのカテゴリとした。ただし、最後の名詞の直前の形態素が名詞である場合、複合語が分割されている可能性が高いため、2 つの名詞を結合したものをカテゴリとした。たとえば、“栄養たっぷりクリームシチュー” というタイトルであれば、最後の名詞である“クリームシチュー”が抽出される。また、“我が家の定番 シーフードパスタ” というタイトルであれば、最後の名詞である“パスタ”が抽出されるが、直前の形態素は名詞である“シーフード”であるため、結合され“シーフードパスタ”となる。このように抽出されたカテゴリを、それを含むサンプル（料理レシピ）数の降順に並べ替え、上位 N 件を用いることでカテゴリの誤抽出を軽減し、カテゴリ数 N のカテゴリ分類問題とした。このとき、学習データには上位 N 件のカテゴリを抽出出来たサンプルのみを使用するため、 N を大きくすることに

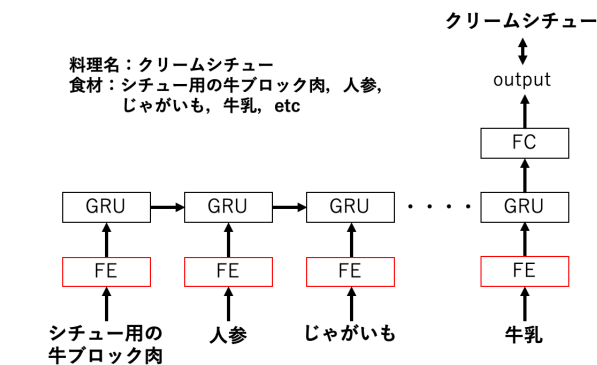


図 1 料理カテゴリ予測モデルの概要図（クリームシチューの例）

よって学習データが増えることになる。本稿では、予備実験の結果、料理カテゴリ予測問題のカテゴリ数 N として 2000 を使用した。

3.3 料理カテゴリ予測器の学習

抽出されたカテゴリを予測するモデルには、2 段階の Gated Recurrent Unit (GRU) [10] 層を含むニューラルネットワークを使用した。図 1 に料理カテゴリ予測モデルの概要図を示す。料理カテゴリ予測モデルは、料理レシピに含まれる複数の食材を入力とし、その料理レシピのカテゴリを出力するモデルである。2 段階の GRU 層を持つが、食材名は形態素解析によって複数の単語へ分割され、得られる単語の数は一定ではないため、1 段階目の GRU 層によって可変長である形態素解析後の単語を順に受け付ける。ただし、形態素解析後の単語のままでは入力が出来ないので、調理手順を学習した word2vec を用いて単語の分散表現を 1 段階目の GRU 層へ入力した。2 段階目では、1 段階目の GRU 層によってベクトル空間へ埋め込まれた食材が入力されるが、料理レシピにおける食材数は可変であるため、2 段階目の GRU 層によって順に受け付ける。1 段階目の GRU 層の入力・出力次元は word2vec と同様の 300 次元とし、以下食材名エンコーダ (Food name Encoder; FE) と呼ぶ。図 1 に食材名エンコーダの概要図を示す。2 段階目の GRU 層は 1 層で、入力・出力次元は 1 段階目の GRU 層と同様の 300 次元とした。2 段階目の GRU 層の後に、全結合層を作成し、ノード数は 300 とした。

3.4 食材名の分散表現を用いた料理レシピの栄養素推定

学習後の料理カテゴリ予測器をから、食材名エンコーダを抽出し食材名の分散表現を得るために使用する。食品成分表の各項目の食材名と料理レシピにおける食材名を食材名エンコーダへ入力し、分散表現を獲得する。その後、食材成分表の各項目の分散表現と料理レシピにおける食材名の分散表現のコサイン距離を計算し、最も距離が近い食材成分表の項目を選択する。

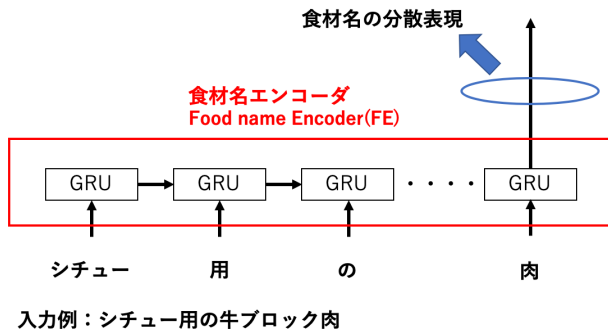


図 2 食材名エンコーダの概要図

3.5 食材重量の推定方法

食品成分表は食材のグラム単位での栄養素が記述されているが、料理レシピにおける重量表記は必ずしもグラム単位ではないため、食材重量を推定する必要がある。既存手法 [2, 3] においては、人手で作成されたグラム変換辞書を使用しているが、これらの辞書は公開されていないため本研究では使用することは出来ない。また、上記の人手で作成された変換辞書では表記ゆれが大きいインターネット上の料理レシピ中の重量に対応することが難しいと考えられる。そこで、本研究ではグラム表記や体積表記の情報が取得できない場合、その食材の標準的な重量を付与し、誤差を減らす方針を取る。ここでは、食材の標準的な重さは大量の料理レシピで使用される重量の中央値である、と仮定する。大量の料理レシピからグラム表記で与えられる食材名のみを抽出し、提案手法の食材名エンコーダを用いて、食材名から推定される食品成分表の項目に対してグラム表記を追加し、最後に各食品成分表のグラム表記の中央値を取ることで、標準的な重さを決定した。この食材の標準的な重さをを用いた提案手法の食材重量の推定方法を以下に示す。

食材重量の推定手順

- (1) レシピ中の食材の重量にグラム表記が記載されていれば、そのグラム表記を使用する。
- (2) “大さじ 2”、“100cc” 等の体積単位の記載があれば、 $1ml = 1g$ と仮定してグラム表記に変換する。
- (3) それ以外の場合は、予測された食材項目に対応する標準的な重さを適用する。

4. 評価実験

4.1 実験データ

本実験では、COOKPAD 株式会社が公開する、料理レシピデータを *4 用いた。料理レシピの件数は 170 万件程であり、料理レシピのタイトル、食材名、食材の重量、調

理方法が含まれている。word2vec の学習には、このデータの全ての調理手順が使用したが、料理カテゴリ予測器の学習では上位 N 件のカテゴリのみ使用するため、このデータの全てを使用したわけではないことに注意されたい。

4.2 評価データ

評価データは、COOKPAD*5 上で公開されている料理レシピ 100 件に対して、食品成分表を用いて人手によって料理レシピに栄養素の付与をし、正解データとした。正解データの作成手順を以下に示す。

食品成分表項目の付与手順

- (1) 食材名に複数の食材が記載されている場合（例：“塩・砂糖”や“ポン酢 または 酢”）は、複数の食材のうち 1 つを選び、対応する項目を食品成分表から選択する。
- (2) 食材名が食品成分表になければ選択をしない。（食材名ではないものや食品成分表に記載がない市販されている固有の食材名等）
- (3) 食材名に最も近い項目を食品成分表から選択する。

食材重量の付与手順

- (1) 食材の重量にグラム表記が記載されていれば、そのグラム表記を使用する。
- (2) “大さじ 1”や“2 パック”等の体積情報のみの記載であれば、その体積情報から推定できる重量を使用する。
- (3) “適量”や“お好み”等の重量が各個人によって変化する項目においては、正解データ作成者の裁量で重量を決定する。

以上の手順によって食品成分表の項目と食材の重量を付与後、料理レシピの栄養素量を計算した。料理レシピにおける栄養素量は、栄養士によって厳密に計算されたものを用いる必要がある。一方、本実験における正解データは栄養士ではない者によって計算されたものであるが、栄養士が計算する手順と同様に食品成分表を利用して栄養素量を計算されているため、正解データの信頼度は高いといえる。

4.3 比較手法

本実験では、料理レシピの栄養素を推定する研究で主に用いられている編集距離を使用する手法と、word2vec によって獲得された分散表現を使用する手法を比較手法とした。以下に各手法について述べる。

4.3.1 編集距離を使用する手法

編集距離とは、2 つの文字列がどの程度異なっているかを示す指標であり、2 つの文字列を同じにするために必要な編集操作（文字の置換、削除、挿入）の最小回数と定義さ

*4 <https://www.nii.ac.jp/dsc/idr/cookpad/cookpad.html>

*5 <https://cookpad.com/>

れる．編集距離は 0 から 2 つの文字列のうち最長の文字列長までの値域を取るため，複数の文字列を比較するとき文字列長が編集距離に大きく影響を与える可能性がある．そのため，編集距離を 2 つの文字列のうち最長の文字列長で割ることで，0 から 1 の値域をとるように標準化することが出来る．本実験では，上記の通常の編集距離と標準化した編集距離を比較手法として使用する．また，予備実験において対象文字列を読み仮名に変換した場合と，しない場合の精度の比較をした結果，読み仮名に変換しない場合の方が食品成分表項目の予測精度が高かったため，本稿にて示す実験結果では読み仮名に変換しない編集距離を使用する．

4.3.2 word2vec の分散表現を使用する手法

word2vec で料理レシピにおける調理手順を学習した場合，高い精度で食材名間の類似度を計算可能な分散表現が獲得出来ることがわかっている [8, 11]．ただし，類似度を計算できる食材名は形態素解析によって分割することが出来ない食材名に限られる．なぜなら，形態素解析によって分割が可能な場合，1 つの食材名に対して複数の分散表現が付与されてしまい，コサイン距離が正しく計算できないためである．提案手法は料理カテゴリ予測問題を通して，複数の分散表現を 1 つの分散表現へ変換するエンコーダの良い重みを学習しているとみなすことが出来るため，複数の分散表現を 1 つの分散表現へ変換する方法に，平均を使用する手法を比較手法の 1 つとし，“word2vec(mean)” と表記する．また，2 つの文字列が持つ複数の分散表現間のコサイン距離を全ての組み合わせで計算し，最も距離が小さいものを 2 つの文字列間の距離とする手法も比較手法の 1 つとし，“word2vec(top)” と表記する．

4.3.3 食材重量のみを推定する手法

提案手法は食品成分項目と食材重量を推定し，それらを用いて料理レシピの栄養量を推定するが，食品成分項目の推定精度と食材重量の推定精度がどのように料理レシピの栄養量の推定に影響するかを個別に調べる必要がある．そこで，比較手法として，食品成分項目の推定には正解ラベルを使用し，食材重量のみ推定する手法を比較手法として使用する．

4.4 実験方法

本稿では，食品成分表項目の推定精度と料理レシピの栄養量推定精度の 2 種類の実験を通して提案手法を評価する．以下に実験の詳細を示す．

4.4.1 食品成分表項目の推定精度

栄養推定において，食品成分表項目の選択は重要な要素である．この実験では，各手法がどの程度正しい食品成分表項目を選択できるかを評価する．100 件の料理レシピの評価データから食材名と正解食品成分表項目のペアを抜き出し，688 件の食品成分表項目予測評価データを作成した．

評価指標には， k 件の候補の中に正解ラベルが含まれる精度を評価する，Top- k precision を用いる．Top- k precision の計算式を式 (1) に示す．

$$Precision@k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |L_i \cap \{E_{i,1}, E_{i,2}, \dots, E_{i,k}\}| \quad (1)$$

ただし， n は評価データの個数， L_i は i 番目の評価データの正解ラベル， $E_{i,k}$ は i 番目の評価データに対する k 番目の予測ラベルを示す． $|L_i \cap \{E_{i,1}, E_{i,2}, \dots, E_{i,k}\}|$ では k 個の予測ラベルの中に正解ラベルが存在すれば 1 を返し，存在しなければ 0 を返す．

食品成分表には 2,191 件の食品項目が存在するが，状態が異なる同名の食材が多数存在する（例：“ほうれんそう 通年平均 生”，“ほうれんそう 夏採り ゆで”）．“通年平均”と“夏採り”等の判別は料理レシピ情報に含まれていないため難しく，提案手法と比較手法は食材の調理方法を考慮しないため，“生”や“ゆで”等の調理方法によって変化する状態も推定することが出来ない．そのため，複数の状態が異なる同名の食材項目を 1 つに集約する前処理を行い，食品成分表項目を 1,139 件まで減少させた．

4.4.2 料理レシピの栄養量推定精度

100 件の料理レシピを対象に実際に栄養量を推定し，その誤差を評価する．評価指標には，料理画像からその料理のカロリー量を推定する會下らの研究 [12] で用いられている，平均相対誤差，平均絶対誤差，相関係数，相対誤差 20% 以内のサンプルの割合を用いる．上記指標に加え，外れ値を考慮し，相対誤差群の中央値，絶対誤差群の中央値を用いる．食品成分表項目の推定精度と食材重量の推定精度の栄養量推定精度への影響を調べるため，以下の 2 種類の実験条件を設定した．この実験においても，集約された食品成分表を使用した．

- (1) 食品成分表項目のみ推定し，食材重量は正解データのものを用いる．
- (2) 食品成分表項目，食材重量のどちらも推定する．

5. 実験結果と考察

5.1 食品成分表項目の推定精度

提案手法と比較手法の食品成分表項目の推定精度を図 3 に示す．この結果において，Top-1 precision で各手法を比較すると，提案手法は 50% 程の予測精度であるのに対し，比較手法は 35-40% 程度であり，提案手法が比較手法よりも食品成分表項目の推定において優位であることがわかる． k の値を 5 より増やしても標準化していない編集距離を用いた手法の精度が上昇しづらいのは，文字列長に対して編集された文字数が少ないほうが類似していたことと，標準化しない場合は同じ距離となった候補が大量に存在しており，標準化によって細かい差が生まれたことから精度が高くなったと考えられる．

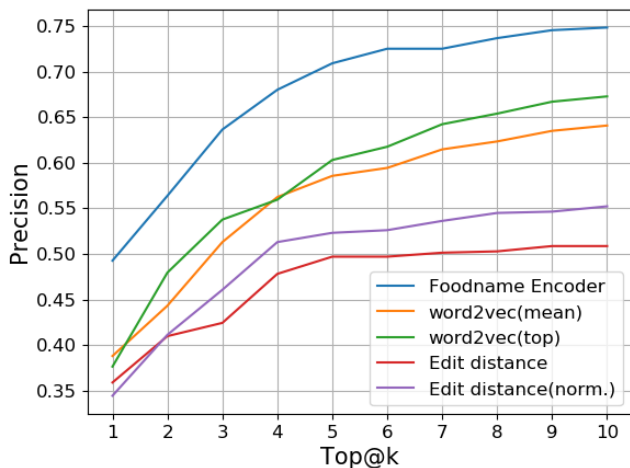


図 3 食品成分表項目の推定精度の比較

表 1 提案手法が正解，編集距離が不正解だった例

食材名	正解ラベル	提案手法	編集距離
プチトマト	ミニトマト	ミニトマト	トマト
オリーブオイル	オリーブ油	オリーブ油	オリーブ
大葉	しそ	しそ	湯葉
コンソメの素	固形ブイヨン	固形ブイヨン	エビチリの素

表 2 提案手法が不正解，編集距離が正解だった例

食材名	正解ラベル	提案手法	編集距離
切干大根	切干しだいこん	ひじき	切干しだいこん
卵	鶏卵	あひる卵	鶏卵
しめじ	ぶなしめじ	まいたけ	ぶなしめじ
えのき	えのきたけ	まいたけ	えのきたけ

次に，提案手法では正しく選択でき，標準化した編集距離を用いた手法では正しく選択できなかった例を表 1 に示す．“プチトマト”という名称は一般的に使用されるが，食品成分表での名称は“ミニトマト”であるため，編集距離では“トマト”も“ミニトマト”も同一の距離となってしまう一方，提案手法では分散表現によって抽象化されるため，正しく選択することが出来ている．“コンソメの素”と“固形ブイヨン”は厳密には異なるが，ほぼ同一の食材であり，文字列としては全く類似していない．編集距離では正しいものを選択できなかったものの，提案手法では“プチトマト”の例と同一の理由から，正しく選択することが出来た．この結果から，編集距離に対する分散表現を使用する利点が明らかになった．

次に，標準化した編集距離を用いた手法では正しく選択でき，提案手法では正しく選択出来なかった例を表 2 に示す．提案手法では，料理レシピの食材からその料理レシピのカテゴリを予測する問題を学習しているが，その学習において，異なる食材でも毎回同様の使われ方をする食材同士は，分散表現の差が生じにくい．表 2 では“切干大根”と

表 3 食品成分表項目のみ推定した時のカロリー量推定誤差

	提案手法	word2vec(mean)	word2vec(top)	Edit distance	Edit distance(norm.)
平均相対誤差 (%)	27.3	34.2	36.8	47.2	49.0
相対誤差中央値 (%)	16.4	21.5	23.6	31.7	26.2
平均絶対誤差 (kcal)	168.8	199.7	208.3	269.1	246.0
絶対誤差中央値 (kcal)	99.8	107.5	124.2	142.9	153.0
相関係数	0.921	0.866	0.859	0.730	0.826
誤差 20%以内 (%)	55.0	48.0	45.0	40.0	38.0

解答すべきところで，提案手法は“ひじき”を選択している．この原因としてはどちらの食材も似た役割で料理に使用されているため，分散表現の差がうまく学習できなかった点が考えられる．この結果から，分散表現を使用した場合の欠点が明らかになっている．

5.2 料理レシピの栄養素量推定精度

食品成分表項目のみ推定し，食材重量は正解データのものを用いる条件での栄養素量の推定結果を表 3 に示す．表 3 から，提案手法は比較手法よりも料理レシピの栄養推定において優位であることがわかる．全ての手法を通して相対誤差の平均と中央値が大きく異なり，いずれの場合も中央値が低い値をとっている．これは，評価用データの中に大きく値が異なるサンプルが少数存在することを示しており，絶対誤差においても同様の傾向が見られる．標準化した編集距離は相対誤差中央値と相関係数において通常の編集距離より良い結果となった．標準化した編集距離は，食品成分項目の推定精度の Top-1 precision において，通常の編集距離よりも精度は悪かったことから，食品成分項目の推定精度が必ずしも栄養素推定の精度に直結するわけではないことがわかった．つまり，栄養価が低い食材の食品成分項目を予測できても，栄養価が高い食材の食品成分項目が予測できなければ，料理レシピの栄養素の推定はうまくいかないという結果になった．

次に，食品成分表項目と食材重量どちらも推定する条件での栄養素量の推定結果を表 4 に示す．表 3 と表 4 から，食材重量を推定することによってスコアが大幅に悪くなっていることが分かる．食材重量の推定手法は各手法で同一であるため，食品成分項目に正解ラベルを使用する食材重量のみ推定する手法のスコアが最良となる．提案手法と比較手法を比べると，提案手法が多少良いものの差は僅かであり，表 3 であった優位性が小さくなっている．この原因としては，高カロリーな食材に対する重量の推定が不正確であるため，全ての手法で差がなくなってしまうことが考えられる．また，表 3 における提案手法と表 4 での食材重量のみ推定する手法を比較すると，提案手法の方が良

表 4 食品成分項目と食材重量を推定した時のカロリー量推定誤差

	提案手法	word2vec(mean)	word2vec(top)	Edit distance	Edit distance(norm.)	食材重量のみ推定
平均相対誤差 (%)	41.9	48.7	51.6	52.9	53.7	33.9
相対誤差中央値 (%)	39.2	39.9	40.7	41.2	40.9	25.6
平均絶対誤差 (kcal)	245.1	265.1	278.4	299.7	281.4	167.3
絶対誤差中央値 (kcal)	182.5	187.5	193.7	202.1	195.3	109.0
相関係数	0.881	0.821	0.778	0.741	0.794	0.940
誤差 20%以内 (%)	28.0	27.0	26.0	21	25.0	43.0

い結果となった。これは、提案手法の食品成分項目の推定精度が高い一方、食材重量の推定精度が低いことを示している。

6. おわりに

本研究では、正解データの付与が容易な料理カテゴリ予測に対してレシピ中の形態素の分散表現を利用する予測モデルを構築し、そこで学習された食材名の分散表現を用いることで、食材名の表記揺れに頑健な栄養素推定法を提案した。提案手法は、料理レシピのタイトルから高い精度で料理カテゴリが抽出出来ることに着目し、料理レシピにおける食材から料理カテゴリを予測する問題を通して、複数の分散表現を1つにまとめる食材名エンコーダを学習した。また、大量の料理レシピデータ中のグラム数が記載されているサンプルのみを用いた、自動的な食材重量の推定手法も提案した。評価実験を通して提案手法は、食品成分項目の予測精度において比較手法よりも高い精度となり、その有効性を確認した。栄養素の推定においては、食材重量を含めた完全自動推定の誤差はカロリー量の相対誤差中央値で39.2%と大きい結果であったが、食材重量を推定しない場合は、カロリー量の相対誤差中央値が16.4%と、高い精度での推定が出来ることを確認した。

今後の課題としては、食材重量の推定における誤差を小さくすること、料理レシピにおける調理手順から食材の状態の変化を検知し、食品成分項目の選択に反映させることである。この課題を解決することで、より高い精度での料理レシピの栄養素の推定が可能になると考えられる。

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] Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G. S. and Dean, J.: Distributed representations of words and phrases and their compositionality, *Advances in neural information processing systems*, pp. 3111–3119 (2013).
[2] 玉田雄基, 佐藤哲司: 栄養素に基づく嗜好ラベル付きレ

シピ推薦システムの提案, 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 (DEIM2016).
[3] 苅米志帆乃, 藤井敦: 栄養素等摂取バランスを考慮した料理レシピ検索システム, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 92, No. 7, pp. 975–983 (2009).
[4] Xing, Y., Amano, S., Yamasaki, T., Aizawa, K. and Ogawa, M.: Distributed Representation of Dish Names in Food Related Web Services for Associative Search and Nutrition Estimation, *2017 IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data (BigMM)*, pp. 82–85 (online), DOI: 10.1109/BigMM.2017.47 (2017).
[5] 多川勇介, 田中改, 森田武史, 南裕也, 並河大地, 下村道夫, 山口高平: Linked Data とルールベースの統合に基づく食事療法支援サービスの開発と評価, 人工知能学会論文誌, Vol. 31, No. 1, pp. LOD-B.1 (2016).
[6] 川島基子, 吉野孝, 江上いすず, 岡本和士, 藤原奈佳子, 石川豊美, 紀平為子, 入江真行, 伊井みず穂: Web上のレシピ情報を用いて自動生成した栄養計算料理データの分析, 2013年度情報処理学会関西支部 支部大会 講演論文集, Vol. 2013 (2013).
[7] 加藤頌大, 上田真由美, 中島伸介: 調理方法を考慮した料理レシピ自動カロリー計算方式, 第16回日本データベース学会年次大会 (DEIM2018) (2018).
[8] 野沢健人, 中岡義貴, 山本修平, 佐藤哲司: word2vecを用いた代替食材の発見手法の提案 (データ工学), 電子情報通信学会技術研究報告= IEICE technical report: 信学技報, Vol. 114, No. 204, pp. 41–46 (2014).
[9] 奥村学佐藤敏紀: 単語分かち書き辞書 mecab-ipadic-NEologd の実装と情報検索における効果的な使用方法の検討, 言語処理学会第23回年次大会 (NLP2017), 言語処理学会, pp. NLP2017-B6-1 (2017).
[10] Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K. and Bengio, Y.: Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling, *arXiv preprint arXiv:1412.3555* (2014).
[11] 梅本晴弥, 豊田哲也, 大原剛三: 料理レシピの分散表現を用いた代替食材の発見手法, 行動変容と社会システム vol.03, Vol. 2018 (2018).
[12] 會下拓実, 下田和, 柳井啓司: CNN 特徴量学習に基づく画像検索による食事画像カロリー量推定, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 101, No. 8, pp. 1099–1109 (2018).