

多様なレシピ群を形成する便利食材群の推薦

洵上 翔生¹ 伏見 卓恭¹

概要：通常販売されている量の食材を購入すると消費しきれず余らせてしまうことがある。また、同じ食材で同じ料理を繰り返し作ることによって、飽きてしまうこともある。そこで、多様なレシピで使われる食材群を提示することで、食材の余りや同じ料理の繰り返しを避けることができると考えられる。このことを目的に、類似度の高いレシピ同士をつないで構築するグラフから、多くのレシピと連結するレシピを抽出することを試みる。しかし、設定する類似度の閾値によって、構築されるグラフの構造や連結するレシピの数は大きく異なる。本研究では、類似度を確率とみなし、連結するレシピ数の期待値により定量化する。各確率の連結するレシピ数を数え上げることは、多大な計算量が必要となるため、効率的に計算するアルゴリズムを提案する。実データを用いた評価実験により、抽出したレシピが多くのレシピと連結することを確認すると共に、それらのレシピで使われる食材について定性的に評価する。

Recommendation of convenient cooking ingredients forming various recipes

SHONO FUCHIGAMI¹ TAKAYASU FUSHIMI¹

1. はじめに

一人暮らしの場合、通常販売されている量の食材を購入すると消費しきれず余らせてしまうことがある。また、料理のレパートリーが不足していると、同じ食材で同じ料理を繰り返し作ることが多いため、その料理に飽きてしまう可能性がある。すなわち、多様なレシピを形成する共通の食材群を発見することは、上述の現実問題を解決する重要な研究課題である。これにより、前日などに余った食材を有効活用できるとともに、同じ料理の繰り返しによる飽きを防ぐことができる。クックパッドのような不特定多数のユーザがレシピを共有するサイトでは、類似のレシピが多数含まれているので、同じような食材を使用する異なるカテゴリのレシピを検索するのは難しい。また、単純な食材の使用頻度によるランキングでは、食材の単独使用頻度はわかるが、食材群の組み合わせはわからない。さらに、ある食材群が高頻度で使われるとしても、類似のレシピばかりで使われていて、多様なレシピで使われている保証はない。

料理のレパートリーを広げるための既存研究として、浅

沼らの嗜好と仕様分量を考慮したレシピ推薦システム [1] や木原らの余剰食材の使い切りを考慮したレシピ推薦手法 [2] がある。しかしこれらの手法は、初期設定として閲覧履歴や食べたいレシピを入力する必要があるため、手間がかかったり、サイトのヘビーユーザでないと対応しきれない。

そこで本研究では、同じような食材群から多種多様なレシピを作ることができる便利食材群を抽出し提示する手法を提案する。具体的には、各レシピを食材の集合で表現し、その Jaccard 係数によりレシピ間の類似度を計算する。類似度が高いレシピペアから順にリンクを追加しグラフを構築する (図 1 参照)。このグラフにおいて、リンクに沿って到達可能なレシピノードは、同様の食材を使用する割合が高いため、可到達ノード数が多いレシピノードに使用される食材は、多くのレシピで使われると言える。したがって、可到達ノード数が多いレシピを抽出し、その使用食材を便利食材としてユーザに提示することを試みる。

ただし、このグラフを構築するには、類似度に対して適切な閾値を設定する必要がある。設定する閾値が異なれば、構築されるグラフの構造も異なる。よって、可到達ノード数も変化する。本研究では、類似度を確率とみなし、各確

¹ 東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

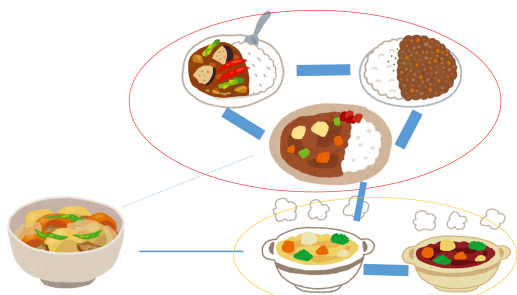


図 1 レシピの類似度グラフ

率で構築したグラフでの可到達ノード数の期待値に基づきレシピをランク付けする．特に，各確率値での可到達ノード数を効率的に求めるアルゴリズムを提案する．

2. 関連研究

関連研究として，浅沼らの嗜好と仕様分量を考慮したレシピ推薦システムがある [1]．閲覧履歴から，食材の平均及び標準偏差を用いてレシピ事の偏差値を計算しレシピの好き嫌いを判別するという手法である．初期設定として閲覧履歴や食べたいレシピを入力する必要がある．

また，木原らの余剰食材の使い切りを考慮したレシピ推薦手法がある [2]．これははじめ検索した調理レシピで使い切らなかった食材群と，新しく購入した食材で新しい調理レシピを作る．これを 1 週間繰り返し食材の使い切りを目指すものである．しかしこの手法も初期設定としてレシピ検索や，食材の追加購入などの手間がかかってしまうので対応しているとは言えない．

花井らの健康を意識した代替食材の発見手法がある [3]．食材に含まれる栄養成分を抽出し，それによる健康への効能（効果）や過剰摂取による成分の悪影響等を記録し，類似した食感の食材で効能が高いものに代替するというものである．この手法では食感は類似しているが，味が類似していない食材が推薦されてしまう，季節や地域等の問題により代替食材が入手できない可能性がある等の問題が考えられる．

崔らのメニューごとの共通食材に着目した料理レシピ検索手法の提案がある [4]．アソシエーション分析を用いて相関ルール（支持度，確信度）を求め，定番レシピを設定する．一定の支持度と確信度以上の相関ルールに該当する食材は出現頻度が高い食材と一致することが多かったため定番食材と定義する．相関ルールが抽出したカテゴリから各カテゴリの定番食材を抽出し，定番食材のみを含む料理を定番レシピとして抽出するというものである．しかし，我々が取り上げるクックパッドは一部の料理の派生したものがとても多い傾向にあり，この手法だと定番食材及び定番レシピに偏りが生じる可能性がある．

3. 提案手法

提案手法では，レシピをノード，類似するレシピ間をリンクでつないでグラフを構築する．具体的には，全ノードの集合 V と全ノードペア $(u, v) \in V \times V = E$ とその類似度 ρ の 3-tuple (u, v, ρ) の集合 D を入力とする．総ノード数を $N = |V|$ ，総リンク数を $L = |E|$ とする．ノードペア $u, v \in V$ 間の類似度 $\rho(u, v)$ が閾値 s を超えるペア間にリンクを付与して構築したグラフを $G^{(s)} = (V^{(s)}, E^{(s)})$ とする．グラフ $G^{(s)}$ におけるノード u の可到達ノード数を $\text{rch}(u; G^{(s)})$ と表す．上述したように，可到達ノード数が多いレシピは類似の食材を使用するレシピが多いことを意味する．したがって，可到達ノード数により指標値を定義し，指標値ランキングが上位のノードを抽出することが本研究の目的を達成するための糸口となる．しかし，適切な閾値 s の設定値を定めるのは困難である．そこで， s を確率とみなし，全ての $0 \leq s \leq 1$ における $\text{rch}(u; G^{(s)})$ の期待値により，各ノードの指標値を定義する：

$$\bar{r}(u) = \int_0^1 \text{rch}(u; G^{(s)}) ds.$$

各 s において，グラフ $G^{(s)}$ を構築して， $\text{rch}(u; G^{(s)})$ を計算するのは大きな計算コストを要する．特に，閾値 s を小さくするほど，多くのレシピペア間にリンクが付与され， $s \simeq 0$ ではほぼ全てのノードペア $L \simeq N(N-1)/2$ のリンクが存在することになる．本研究では，類似度が高いノードペアから順にリンクを付与し，全ノードの期待値 $\bar{r}(u; G^{(s)})$ を効率的に求めるアルゴリズムを提案する．提案アルゴリズムでは，近似的に s での積分を H 等分した分割和で求める．すなわち， $s = h/H$ と設定される h 番目の分割区間において得られるグラフ構造を $G_{(h)} = (V, E_{(h)})$ とすれば，以下の近似式 $\tilde{r}(u)$ を考えることができる：

$$\tilde{r}(u) = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \text{rch}(u; G_{(h)}).$$

明らかに H を十分に大きく設定すれば，十分精度の高い近似となるが，単純に計算すると計算量は $O(HLN)$ となり，大規模グラフへの適用は困難になる．

以下では，計算量 $O(L + N \log N)$ で $\bar{r}(u)$ の近似値を求めるアルゴリズムを提案する．基本アイデアは，全ノードが孤立ノード，すなわち，リンクが 1 本も追加されていない状態 $s = 1$ の初期状態から，類似度が高い順にノードペア間に順次リンクを 1 本ずつ追加していく際に，各確率値における可到達ノード数の差分のみを効率よく計算することで，計算量を減らす．ここでは，積分の分割数 H をリンク数 L に設定する．

まず，リンク数 0 の初期状態では，各ノードは，それぞれ異なる連結成分に属するとする． h 番目のリンク

$e^{(h)} = (x, y)$ が追加されるとき、ノード x と y が既に同じ連結成分に属すなら、何もせず次のリンク追加に進む。さもなければ、 $rch(x; G^{(h-1)})$ と $rch(y; G^{(h-1)})$ を比較し、可到達ノード数の小さい方のノード群を大きい方の連結成分に併合する。したがって、1本のリンク追加で更新されるノード数の最大値は多くても $N/2$ であり、ある1ノードが更新される回数は高々 $\log N$ より、連結成分番号の更新回数は高々 $O(N \log N)$ となる。

一方、第 h ステップで、ノード x と y が同じ連結成分に属するなら、この連結成分へのその後のノード追加は、この連結成分の全てのノードに対し同等になされる（同一連結成分内のノードは可到達ノード数が等しい）ので、任意の $h' > h$ で $rch(x; G^{(h')}) - rch(y; G^{(h')}) = rch(x; G^{(h)}) - rch(y; G^{(h-1)})$ が成り立つ。よって、各連結成分において、1つの代表ノードのみ可到達ノード数を更新し、他のノード群は差分値のみ保持し、最終ステップ H 終了後に各ノードの可到達ノード数を $O(N)$ で計算できる。一方、代表ノードに対する可到達ノード数の更新は、1つのリンク追加で高々1つのノードなので、その計算量は高々 $O(L)$ であり、連結成分の結合での差分値更新は、連結成分番号が更新される方のみで、その計算量は高々 $O(N \log N)$ となる。提案する類似度順リンク追加に基づく可到達ノード数の期待値計算アルゴリズムの計算量は高々 $O(L + N \log N)$ となる。

提案アルゴリズムの擬似コードを Algorithm 1 に示す。Algorithm 1 において、 Q には類似度が高い順にリンクが格納されている。各連結成分の代表ノードの集合 R を V とする。同時に、 x の可到達ノード集合 $\Gamma(x)$ を x のみからなる集合とする、すなわち、全ノードが自身のみからなる連結成分の代表ノードとなる。全てのノード x に対して、差分値 $x.delta$ を 0 に、 x の属する連結成分にリンク追加が発生した最新ステップ $x.last$ を 0 に初期化する。

アルゴリズム【9】行目の for 文により、類似度が高い順に格納したリンク $e = (x, y) \leftarrow Q$ を1本ずつ抽出する。1本のリンクを抽出するステップを変数 h で表し、1から $H = L$ のリンク、すなわち、全リンクを1本ずつ処理する。抽出したリンクの両端ノード x と y が、既に同一の連結成分に属する場合、リンク追加のみを行い、次のリンクに対する処理に移る（【12 から 15】行目）。【16】行目で、計算の便宜上、大きな連結成分に含まれるノードの方を x とするために、 x と y をスワップする。 x が属する連結成分の代表ノードを u 、 y が属する連結成分の代表ノードを v とする。【20 行目と 24】行目で、代表ノード u の差分値 $u.delta$ および、代表ノード v を含むノード y の可到達ノード全てに対して、差分値を更新する。そして、2つの連結成分 $\Gamma(x)$ と $\Gamma(y)$ のうち、サイズの大きい方 $\Gamma(x)$ に $\Gamma(y)$ を併合し（【26】行目）、サイズの小さい方 $\Gamma(y)$ の代

Algorithm 1 提案アルゴリズム

```

1: Input:  $D = \{\dots, (u, v, \rho), \dots\}, V$ 
2: Output:  $x \in V, x.score$ 
3: Initialize:  $\forall x \in V, x.score \leftarrow 0$ 
4: Initialize:  $E \leftarrow \emptyset$ 
5: Initialize:  $R \leftarrow V, \forall x \in V, \Gamma(x) \leftarrow \{x\}$ 
6: Initialize:  $\forall x \in V, x.delta \leftarrow 0, x.last \leftarrow 0$ 
7: for  $h = 1$  to  $H$  do
8:   dequeue  $e = (x, y) \leftarrow Q$ 
9:   if  $\Gamma(x) = \Gamma(y)$  then
10:      $E \leftarrow E \cup \{e\}$ 
11:     continue
12:   end if
13:   if  $|\Gamma(x)| < |\Gamma(y)|$  then Swap( $x, y$ )
14:   end if
15:    $u \leftarrow \Gamma(x).represent$ 
16:    $v \leftarrow \Gamma(y).represent$ 
17:    $u.delta \leftarrow u.delta + |\Gamma(x)| \times (h - u.last)$ 
18:    $u.last \leftarrow h$ 
19:    $\Delta \leftarrow v.delta + \{|\Gamma(y)| \times (h - v.last)\} - u.delta$ 
20:    $v.delta \leftarrow 0$ 
21:   for  $z \in \Gamma(y)$  do  $z.delta \leftarrow z.delta + \Delta$ 
22:   end for
23:    $\Gamma(x) \leftarrow \Gamma(x) \cup \Gamma(y)$ 
24:    $R \leftarrow R \setminus \{v\}$ 
25:    $E \leftarrow E \cup \{e\}$ 
26: end for
27: for  $x \in R$  do
28:    $x.delta \leftarrow x.delta + |\Gamma(x)| \times (H + 1 - x.last)$ 
29:    $x.score \leftarrow x.delta / H$ 
30:   for  $z \in \Gamma(x)$  do  $z.score \leftarrow (x.delta + z.delta) / H$ 
31:   end for
32: end for

```

表ノード v を代表ノード集合から除外する（【27】行目）。最後に処理中のリンク $e = (x, y)$ を E に追加する（【28】行目）。

全リンクの追加が終了した後、【30 から 35】行目で、全ての代表ノード $x \in R$ に対して可到達ノード数の期待値（スコア） $x.score$ を計算し、 x の可到達ノード全てに対してもスコアを計算する。

4. 評価実験

提案手法によりランキング上位ノードとして抽出されたレシピについて、その性質を持って提案手法を評価する。

本研究で採用する実データとして、レシピ共有サイト“クックパッド”^{*1}のレシピ情報を用いる。各レシピを使用食材の集合で表現する。実験の性質上、少ない食材（15食材未満）で作られるレシピは除外した。対象レシピ数（＝ノード数）は54,812、出現食材数は75,874である。レシピ間の類似度には Jaccard 係数を用いた。Jaccard 係数が0より大きいレシピペア数は1,222,487,675である。図2に、各類似度のレシピペア数をプロットした。図2を見ると、類似度が0.3未満のレシピペアが多いことが分かる。

^{*1} <https://cookpad.com/>

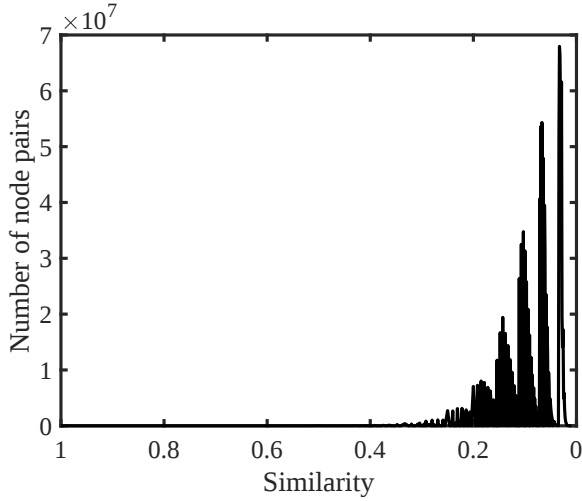


図 2 類似度分布

5. 実験結果と考察

5.1 基本統計量の推移

類似度が高い順にノードペアにリンクを付与して構築したグラフにおける出現ノード率, 出現リンク率, 連結成分数, 各連結成分サイズのジニ係数により, 構築したグラフの性質を明らかにする. 具体的には, 全ノードペア (u, v) とその類似度 ρ の 3-tuple (u, v, ρ) の集合 D において, 類似度 s 以上の tuple の集合を

$$D^{(s)} = \{(u, v, \rho) \in D | \rho \geq s\},$$

このノードペアに出現したノードの集合を

$$V^{(s)} = \{u | (u, v, \rho) \in D^{(s)} \vee (v, u, \rho) \in D^{(s)}\},$$

ノードペア (リンク) の集合を

$$E^{(s)} = \{(u, v) | (u, v, \rho) \in D^{(s)}\}$$

とする. 次に, 類似度 s 以上のノードペアからなるグラフを $G^{(s)} = (V^{(s)}, E^{(s)})$ とし, グラフの連結成分分解 (Connected Component 分解) をすると, C_s 個のサブグラフ $\{G_1^{(s)}, \dots, G_{C_s}^{(s)}\}$ に分解される. 各連結成分 $G_c^{(s)}$ に所属するノード集合を $V_c^{(s)}$, ノード数を $N_c^{(s)} = |V_c^{(s)}|$ とし, 所属ノード数の偏り程度を以下のジニ係数により定義する?.

$$GI^{(s)} = \frac{\sum_{c=1}^{C_s-1} \sum_{c'=c+1}^{C_s} |N_c^{(s)} - N_{c'}^{(s)}|}{(C_s - 1) \sum_{c=1}^{C_s} |V_c^{(s)}|} \quad (1)$$

ただし, 単一の連結成分からなる場合ジニ係数は計算できないため, 便宜上 1 とする.

図 3 は, 横軸に類似度 s , 縦軸に (a) 出現ノード率 $|V^{(s)}|/|V|$, (b) 出現リンク率 $|E^{(s)}|/|E|$, (c) 連結成分数 C_s , (d) 各連結成分サイズのジニ係数 $GI^{(s)}$ をプロットした. 提案するリンク付与アルゴリズムと合わせるために, 横軸は反転しており, 類似度が高い順になっていることに

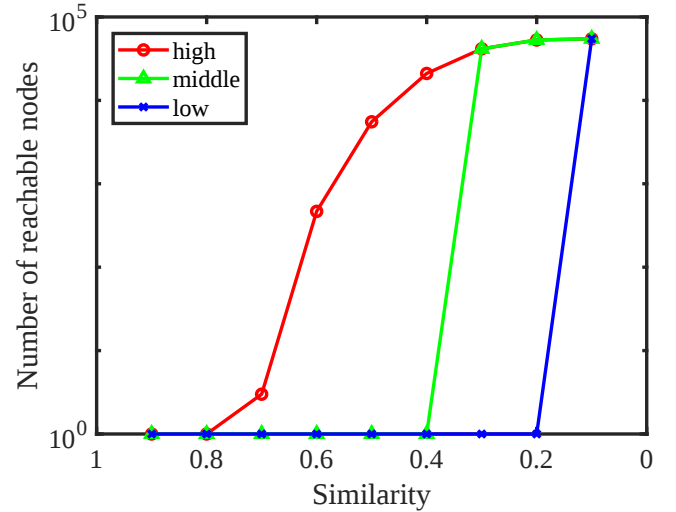


図 4 類似度閾値ごとのグラフにおける可到達ノード数

注意されたい. 図 3 を見ると, ノードは類似度 0.6 くらいから 0.2 くらいまではほぼ線形に出現しているのに対し, リンクは 0.2 以降に急激に出現しているのが分かる. すなわち, リンク付与アルゴリズムの初期ではスパースだが, 終盤になるにつれ密度が高くなっている.

連結成分数は, リンク付与アルゴリズムが進むにつれ増加する傾向にあり, 同一の料理などの類似レシピからなるサブグラフがいくつも生成されているのがわかる. 類似度 0.5 あたりから連結成分数が減少することから, 同一レシピを超えて同一カテゴリのレシピのサブグラフが徐々に併合されていくと考えられる. 0.2 を超えると全体が 1 つの連結成分となる. 表 1 に, 各類似度における, 代表的な連結成分のレシピのサンプルを示す *2. 上述したように, $s = 0.8$ や $s = 0.7$ など高い類似度でつながるレシピ同士は, 同じ料理の異なるレシピであることがわかる (例: $s = 0.8$ における CC1 の筑前煮). 類似度が下がるにつれて, 料理自体は違うが同じカテゴリの料理に関するレシピ同士が連結していることがわかる (例: $s = 0.4$ における CC5 のパスタ).

ジニ係数は, リンク付与アルゴリズムが進むにつれ増加する傾向にあり, 最初はジニ係数が低いことから同程度のサイズの連結成分が多数存在しているが徐々に高くなることから巨大な連結成分が存在し, 小さな連結成分がそこに併合されていくことがうかがえる.

5.2 可到達ノード数

提案手法によるランキングにおいて 1 位 (high), 500 位 (middle), 50000 位 (low) のノードを対象に, 各類似度閾値を $s = [0.9, 0.1]$ で構築したグラフにおける可到達ノード数を確認する. 図 4 に, 横軸に類似度閾値 s , 縦軸に各ノードの実際の可到達ノード数をプロットした. 横軸は反

*2 レシピ名は投稿ユーザが特定されないように一部修正してある.

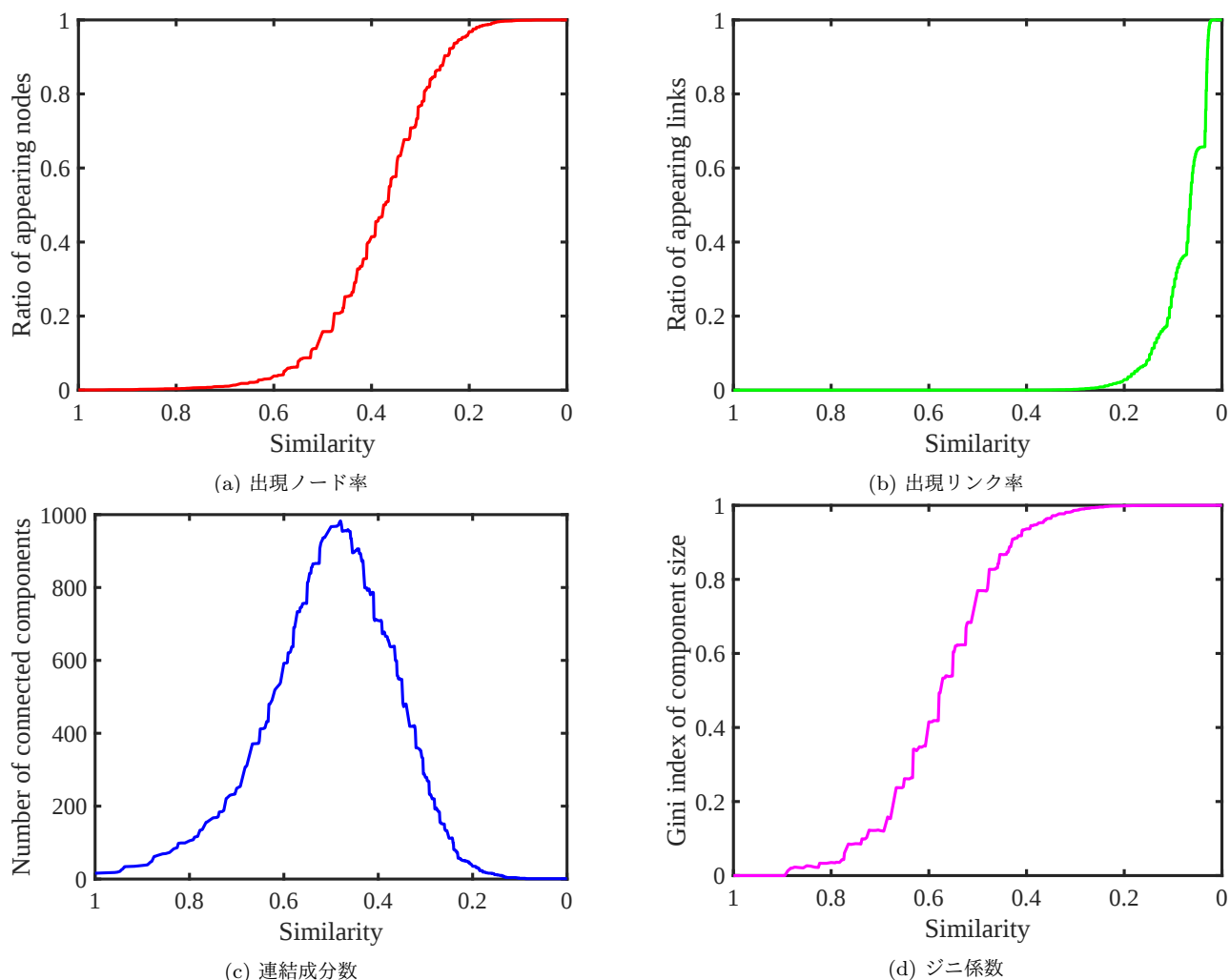


図 3 基本統計量の推移

転して、類似度が高い順になっていることに注意されたい。図 4 を見ると、上位のノードは、類似度閾値が高い段階でも、しかるべく可到達なノード数が存在する。すなわち、非常に類似したレシピを多くもつノードが抽出できていると言える。一方下位のノードは、類似度閾値を低くして構築したグラフにおいても、可到達ノード数は少なく、レシピ群の中に類似の食材を使用するレシピが少ないことが確認できた。

表 2 に、可到達ノード数ランキング上位 5 件と下位 5 件のレシピノードとその使用食材を示す。上位 5 件は、麻婆豆腐や麻婆茄子がランクインしている。これらは、類似度が非常に高く、リンク付与アルゴリズムの早期からお互いに連結しているノード群である。さらに、周辺には、中華系のレシピが多く存在している。中華系のレシピでは、使用する食材がある程度限られているので、これらの食材をユーザに提示することで、限られた食材で幅広いレシピをつくることことができる。豆板醤や甜麺醤は、単独の使用度ランキングでは上位にランクインしないが、これらの食材の組み合わせでは多くのレシピに使用されていることから、提案手法によるランキングが意味のあるものといえる。一

方、下位 5 件のレシピでは、そば粉、スナップエンドウ、エビ、ベビーリーフ、春菊、昆布茶、ルッコラなど、一般的に普段使用する回数が少ない食材を使用しており、一人暮らしのユーザが持っていないくてもすむ食材が多い。

6. おわりに

本研究では、類似度の高いレシピ同士をつないでグラフを構築し、各ノードの連結ノード数の期待値を効率的に求めるアルゴリズムを提案した。クックパッドのレシピデータを用いた評価実験では、可到達ノード数の期待値が大きいレシピノードが、他の多くのノードと連結していること、使用される食材が一般的なもので持っている多様なレシピで使用できることを確認した。

今後は、レシピのカテゴリも考慮に入れ、中華料理ばかりが連結するのではなく、和風や洋風の料理など、多様なレシピとも連結するレシピ、および、使用食材を提示することに着手するつもりである。

謝辞 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。また、JSPS 科研費 (No.18K11441) の助成を受けたもので

表 1 類似度ごとのグラフを分解して得られる各連結成分に含まれるレシピ（一部抜粋）

$s = 0.8$	
CC1	筑前煮／煮しめ筑前煮／ごった煮／煮しめ
CC2	シナモンロール／シナモンロール／シナモンロールパン
CC3	プリンココアケーキ／プリン抹茶ケーキ／ココアプリンケーキ
CC4	キャベツ餃子／キャベツ餃子／キャベツ焼き餃子
CC5	もやしニラ麻婆豆腐スープ／もやしニラ麻婆茄子スープ／野菜カレー麻婆豆腐スープ
$s = 0.7$	
CC1	筑前煮／煮しめ／筑前煮／煮しめ／ごった煮 など
CC2	チョコチップメロンパン／メロンパン／ココアメロンパン／ミルククリーム入りメロンパン／キャラメロンパン など
CC3	メロンパン／メロン果汁入りメロンパン／チョコチップメロンパン／メロンカスタードメロンパン／ココアメロンパン など
CC4	牛挽肉ケチャップフライドオニオン麻婆茄子／鶏胸肉と鶏がらスープの素の麻婆茄子／ 牛薄切り肉と牛ダシの麻婆茄子／鶏胸肉とこのカレー風味麻婆茄子／麻婆茄子&麻婆春雨：麻婆茄子春雨 など
CC5	シナモンロール／ロールパン／シナモンロール／シナモンロール／シナモンロールパン
$s = 0.6$	
CC1	牛肉かけご飯／肉団子で酢豚／野菜のあんかけ丼／辛くない酢豚／パイナップル酢豚 など
CC2	レーズンバターシュニッテン／パリパリシュガーメロンパン／クリームチーズ入りメロンパン／ チョココロネ／あんぱん&クリームパン など
CC3	筑前煮／彩り煮いり鶏／煮しめ／筑前煮／がめ煮 など
CC4	プチ肉まん／ヘルシー肉まん／貝がおいしい肉まん／ジューシー肉まん／皮も旨い肉まん など
CC5	チキン南蛮／チキン南蛮丼／タルタルたっぷりポーク南蛮／ゆでたまごチキン南蛮／バルサミコチキン南蛮 BLACK など
$s = 0.5$	
CC1	チキンラーメン入り蟹玉／牛肉かけご飯／クラムチャウダー／鶏肉のから揚げ甘辛みそあん／肉まん など
CC2	タルト／シナモンメロンパン／レーズンバターシュニッテン／カボチャカスタードパン／パイ包みシュー など
CC3	海の香りのパエジャ／パエリア／フライパンパエリア／シーフードリゾット／魚介のパエリア など
CC4	豚バラ肉とナスのオイスターソース炒め／かたまり肉の茹で豚から作る本格回鍋肉／豚バラ肉とヤングコーンの中華風炒め 鶏もも肉とキャベツの回鍋肉風炒めもの／牡蠣と小松菜の中華風ケチャップ炒め など
CC5	豚肉とカボチャのカレー／チキンカレー／豚肉とナスのカレー／たまごカレー／ひき肉カレー など
$s = 0.4$	
CC1	麻婆茄子&豆腐／鶏カルビ／チキンラーメン入り蟹玉／野菜パエリア／ミネストローネ など
CC2	漬けるキムチ／キムチの浅漬け／絶品キムチ／私風キムチ／自作キムチ など
CC3	アボカドと魚肉ソーセージの和風トースト／白菜と味噌の和風トースト 生姜風味／ポークビッツとアボカドの和風トースト／ アボカドとトマトの和風トースト／レンコンとトマトの和風トースト など
CC4	野菜のピクルス／本格ピクルス／ハーブ香るピクルス／ピクルス／簡単ピクルス など
CC5	ホタルイカのクリームパスタ／鯛と牛蒡のペペロンチーノ／エビとトマトのパスタ アメリカン風／ つぶ貝と貝柱のジェノベーゼ／サフランとタコのラグーソース など

ある。

参考文献

- [1] 浅沼 駿佑, 中川 明莉沙, 宮脇 佑介, 上田 真由美, 中島 伸介:食材の嗜好と使用分量を考慮したレシピ推薦システム, DEIM 2013 P3-4.
- [2] 木原 ひかり, 上田 真由美, 中島 伸介:余剰食材の使い切りを考慮したレシピ推薦手法の提案, DEIM 2011 E3-3.
- [3] 花井 俊介, 難波 英嗣, 灘本 名代:健康を意識した代替食材の発見手法, DEIM 2015 G6-6.
- [4] 崔 赫仁, 塩井 隆円, 楠 和馬, 波多野 賢治:メニューごとの共通食材に着目した料理レシピ検索手法の提案, DEIM 2017 P1-1.

表 2 可到達ノード数によるランキング

順位	期待可到達ノード数	レシピ名	使用食材
1	1.61E+03	麻婆豆腐	水, 醤油, 砂糖, 酒, ごま油, にんにく, しょうが, 豚ひき肉, 豆板醤, 水溶き片栗粉, 鶏ガラスープの素, 豆腐, 長ネギ, 甜麺醤, 旨味調味料
2	1.61E+03	麻婆豆腐	水, 醤油, 砂糖, ごま油, にんにく, しょうが, 豚ひき肉, 豆板醤, 水溶き片栗粉, 鶏ガラスープの素, 豆腐, 長ネギ, 甜麺醤, 紹興酒, 山椒
3	1.61E+03	肉なし麻婆豆腐	水, 醤油, 砂糖, 酒, ごま油, にんにく, しょうが, 豆板醤, 高野豆腐, 水溶き片栗粉, 鶏ガラスープの素, 豆腐, 長ネギ, 甜麺醤, 旨味調味料
4	1.61E+03	麻婆豆腐	水, 醤油, 砂糖, 酒, ごま油, にんにく, しょうが, 豚ひき肉, 豆板醤, 水溶き片栗粉, 鶏ガラスープの素, 豆腐, 長ネギ, ラー油, 甜麺醤, 山椒
5	1.61E+03	麻婆茄子	水, 醤油, 砂糖, 酒, ごま油, にんにく, しょうが, 豚ひき肉, 豆板醤, 水溶き片栗粉, 鶏ガラスープの素, 長ネギ, ラー油, 甜麺醤, ナス
:	:	:	:
54808	3.72E+00	豚角煮	タマゴ, 酢, ハチミツ, かつお節, 白髪ネギ, しょうが, かつお顆粒, 練りからし, 豚バラブロック, ノリハナ, 水, 醤油, みりん, 酒, 大根, つけダレ
54809	2.93E+00	冷製パスタ	オリーブオイル, ブロッコリー, 大葉, コーン, アスパラ, スナックエンドウ, カッペリーニ, ホタテ, トびっこ, イカ, ミニトマト, イタリア七味, ピーマン, エビ, ドレッシング, ベビーリーフ, エンダイブ
54810	2.82E+00	酒粕鍋	酒, 白菜, だし汁, ニンジン, 酒粕, 車麩, 西京味噌, 塩麴, 大根, 白醤油, しいたけ, しめじ, えのき, 長ネギ, 葉ネギ, 万能ねぎ, 三つ葉, 春菊, 水菜, ほうれん草, 鶏肉, 昆布茶
54811	2.34E+00	麩ピザそば粉クレープ	水, もやし, ごぼう, オリーブオイル, 長ネギ, コンニャク, ミニトマト, 水菜, えのき, 焼肉のタレ, ホットケーキミックス, 刻み海苔, プロセスチーズ, 車麩, そば粉, 牛もも肉, 牛乳
54812	1.95E+00	ツマミとサラダ	砂糖, オリーブオイル, オレガノ, 米酢, 白胡椒, タマネギ, トマト, 白醤油, 顆粒昆布出汁, カリフラワーブロッコリー, ルッコラ, ベビーコーン水煮, サラミ, 生ハム, ドレッシング, モッツァレラチーズ