

調理レパートリー拡大のための
レシピ推薦法に関する研究

筑波大学
図書館情報メディア研究科

2015年3月
中岡義貴

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景	1
1.2	調理経験とレパートリーの拡大	2
1.3	本研究の目的	2
1.4	本論文の構成	3
第 2 章	関連研究	4
2.1	食材や調理法に関する関連研究	4
2.2	調理者に合わせたレシピ推薦に関する関連研究	5
2.3	本研究の位置づけ	6
第 3 章	標準的な重さを用いたレシピ推薦システム	7
3.1	定番度に基づくレシピ推薦	7
3.2	標準的な重さを用いた定番度の算出法	7
3.2.1	食材と使用量の抽出	7
3.2.2	定番度の算出	9
3.3	レシピマップを用いたレシピ推薦手法	11
3.3.1	調理経験値の推定	11
3.3.2	レシピ推薦の戦略	12
3.4	提案システム	12
3.5	評価実験と考察	16
3.5.1	実験結果	16
3.5.2	レシピ推薦システムについての考察	18
第 4 章	調理レパートリー拡大手法	23
4.1	調理法を考慮した定番度算出法	23
4.1.1	チャレンジ度の算出法	25

4.1.2	調理法と食材の抽出	26
第 5 章	実験と評価	27
5.1	評価実験の概要	27
5.2	使用するデータセットの特性	27
5.3	アンケート結果	28
5.4	チャレンジ度との順位相関	29
第 6 章	考察	33
第 7 章	結論	34
7.1	まとめ	34
7.2	今後の課題	35
	謝辞	36
	参考文献	37
	発表論文	39

目次

3.1	食材の定番度に基づくレシピマップ	13
3.2	アンケートフォーム画面	14
3.3	プロトタイプシステム初期画面	15
3.4	プロトタイプシステムによるレシピ提示画面	16
3.5	調理経験のあるレシピに基づく調理経験値の推定例	17
3.6	レシピマップにおけるカレーレシピの分布	18
3.7	レシピマップにおけるサラダレシピの分布	19
3.8	カレーレシピ推薦の具体例	20
3.9	サラダレシピ推薦の具体例	20
3.10	カレーレシピの推薦例	21
3.11	食材経験値 20 レシピ経験値 20 の調理者に対する推薦レシピ例	21
3.12	食材経験値 50 レシピ経験値 50 の調理者に対する推薦レシピ例	22
4.1	提案法の概要図と研究課題	24
4.2	定番度の様相	24
5.1	順位付けの評価基準	28
5.2	調理経験を考慮した順位相関係数	29
5.3	調理経験を考慮しない順位相関係数	30
5.4	挑戦順における順位相関係数 [調理経験を考慮]	31
5.5	できそう順における順位相関係数 [調理経験を考慮]	31
5.6	馴染み順における順位相関係数 [調理経験を考慮]	32

表目次

3.1	食材使用量の表記例	8
3.2	食材使用量の表記法と使用件数	8
3.3	食材使用量をグラムに変換するための対応表の一例	8
3.4	対応表によるグラム変換件数	9
3.5	レシピと食材の定番度上位 10 件	10
3.6	調理履歴アンケートに対する回答例	15

第 1 章

序論

1.1 背景

料理レシピを公開するレシピサイトの普及により，膨大なレシピがインターネット上に掲載されている．食品会社が運営するレシピ大百科^{*1}には，1 万件以上のレシピがジャンルに分けて掲載されている．ユーザがオリジナルレシピを投稿できるレシピ投稿・検索サイト COOKPAD^{*2}では，170 万件を越える膨大なレシピが調理経験も含めて投稿され続けている．

調理者はレシピの名称だけでなく，レシピのジャンルや使用する食材など，様々な条件を指定してレシピを検索できるようになっている．さらに，多くのレシピサイトでは，レシピ選択の支援を行なっている．短時間で調理可能なレシピや，健康的なレシピなどの特徴に基づいて推薦することで，調理者の目的に応じたレシピ選択を支援している．このようなレシピサイトは，調理者の日々繰り返し行う調理の際に利用され，継続的な利用形態が一般的化してきている．

しかし，百万件を超えるレシピの中から求めるレシピを検索するのは困難だけでなく，検索の度に様々な条件を変更しつつ検索しなければならない．例えば，複雑な条件を入力し検索した際に，希望に今一步及ばないレシピを見つけたとしても，どの様に条件を変更すれば良いのか簡単にはわからない．調理経験が浅い調理者の多くは，提示されたレシピを見ただけでは，調理の難易度がわからず，このことがレシピ検索を困難にしている．また，毎日行う調理の度にレシピを選択する必要がある，レシピ単体での推薦のため断片的なレシピ選択になってしまう．

また，レシピサイトによる推薦では，調理経験の豊富な上級者にも，調理経験の少ない初級者にも，推薦されるレシピは同じである．上級者は，より新しい食材を使った，あるいは，より高度な調理を必要とするレシピに挑戦する意欲が高いと考えられる．このような場合に，よ

^{*1} レシピ大百科, 味の素, <http://www.ajinomoto.co.jp/recipe/>

^{*2} COOKPAD, COOKPAD Inc., <http://cookpad.com/>

く使用される食材ばかりで構成され、食材数の少ないレシピの推薦を続けても、満足度は低いと考えられる。逆に、初級者に対して、あまり使用されることのない珍しい食材で構成され、食材数や調理工程の多いレシピを推薦しても、調理できない可能性が高い。このように、調理者の調理経験や調理レパートリーに依存して、希望するレシピや調理可能なレシピは異なると考えられることから、調理者に合わせたレシピの推薦が有効となる。

1.2 調理経験とレパートリーの拡大

調理したいレシピを明確に描けているユーザは、現状のレシピサイトを利用し様々な条件を指定することで所望のレシピを検索することができる。一方で、自らの調理経験としてレシピを投稿するユーザの存在から、自身が調理できるレシピを増やすこと、あるいは、調理経験のあるレシピを増やし、そのことを発信し他のユーザと共有することに価値を見出しているユーザの存在も否定できない。COOKPAD 以外にもレシピを投稿できるサイトが数多く存在することも、調理経験を発信したいとするユーザの存在を端的に表している。このようなユーザは調理経験を増やすために、自らの調理経験である調理レパートリーよりも凝った料理に挑戦したい意欲があると考えられる。

調理者が選択し調理を行ったレシピは、過去の調理レシピに加えて調理者の“レパートリー”となり、このレパートリーが多い程調理経験が豊富といえる。調理経験を豊富にすることで、幅広いレシピ検索を可能にすることができる。

1.3 本研究の目的

本研究では、継続的にレシピサイトを利用する調理者に対して、調理できるレパートリーを無理なく拡大するためのレシピ推薦法を提案する。負担を小さくするため、調理者がこれまでに経験した食材や調理法を基準として、調理者が指定するチャレンジ度に基づき、新たな食材や調理法を必要とするレシピを推薦する。例えば、「肉じゃが」を調理したことのあるユーザは、「肉じゃが」に食材を追加する、あるいは一部入れ替えたレシピや、味付けを変えたレシピなど、「肉じゃが」と少しだけ異なるバリエーションのレシピは負担の軽い調理といえる。一方で、調理したことのない食材や経験のない調理法のみで構成されるような未知のレシピは、新たな経験を多く積むことができるが、負担の重い調理といえる。このように、調理者の負担が軽いレパートリー拡大には、調理経験のある慣れ親しんだレシピを調理する必要がある、調理レパートリーを効率的に拡大するためには、未知なレシピに挑戦する必要がある。

また、調理者によって調理経験が異なり、レパートリーを拡大する際に調理しておくべき食材や調理法も異なると考えられるため、レシピに出現する食材と調理手順に含まれる調理法の出現頻度、およびそれらの関係性を分析し、よく使用されることの多い食材や調理法を優先し

て推薦する手法を提案する.

本論文の著者らは, これまでに食材の使い勝手の良さの指標として定番度を定義し, 定番度を用いたレシピ推薦法を提案している [14]. そこでは, 互いに使用する・使用されるという関係にある食材とレシピに対して, 使用する食材の重さを考慮した2部グラフを作成し, 2部グラフに HITS アルゴリズム [12] を適用することで, 食材の使い勝手の指標を定番度として順位付けしている. さらに, 定番度の算出の際に, 食材の使用量を用いてレシピへの影響度を考慮した, 定番度も算出している.

本研究では, 上記の定番度を用いたレシピ推薦手法の実現として, 定番度を用いたレシピ推薦システムをプロトタイプシステムとして実装する. また, 食材だけでなく調理法においても定番度を算出し, 食材と調理法の定番度を用いて, 調理者のレパートリーを拡大するためのレシピ推薦手法を提案する.

レシピ推薦システムでは, 調理履歴から調理経験を調理経験値として推定を行う. 調理経験値は, レシピの調理履歴に基づくレシピ経験値と, 食材の調理経験に基づく食材経験値を持つ. そして, それぞれのレシピに対しレシписコアと食材スコアを算出することで, 調理者の調理経験値に対応した定番度のレシピを推薦する. レシピ大百科のレシピを使用することで, プロトタイプシステムを実装している.

レパートリー拡大のためのレシピ推薦手法では, 多くのレシピで必要とされる, 切る, 煮るなどの調理法は, 優先して経験しておくことで効率的にレパートリーを拡大できるとして, 調理法においても定番度を定義する. さらに, ユーザの調理経験に対して, 推薦するレシピの未知な度合いをチャレンジ度と定義し, 算出した定番度と食材や調理法が持つ固有の難しさからチャレンジ度を算出する. 評価実験では, 膨大な数の幅広いレシピを掲載している COOKPAD のレシピを使用する.

1.4 本論文の構成

本論文の構成は次の通りである. 第2章では, 関連研究について概観し, 本研究の位置づけを示す. 第3章では, レシピと食材の定番度に基づくプロトタイプシステムについて説明する. 第4章で, 食材と調理法の定番度から算出したチャレンジ度を用いたレパートリー拡大手法について詳述し, 第5章で評価実験を行い, 実験結果について第6章で考察する. 第7章で本論文のまとめと, 今後の課題について述べる.

第 2 章

関連研究

2.1 食材や調理法に関する関連研究

食材や調理法に着目した関連研究として、調理手順を構造化する研究 [4][5] や、食材のみに着目してレシピを分析する研究 [6][7] がある。Hamada ら [4] は、料理番組のテキスト教材の構造化を行なっている。食材や調理法、調理器具名等に関する単語が登録された固有の辞書を構築している。構築した辞書を用いて構造解析し、フローダイアグラムを作成することで、調理手順解析の精度向上を目指している。

杉山ら [5] は、調理手順の似通ったレシピの中から、典型的な調理手順や特徴的な調理手順の発見を目指している。検索結果で得られた各レシピの調理手順を構造化し、多くのレシピに共通する手順と、各レシピ間で差異のある手順を発見することで、検索結果に含まれる料理の典型的な調理手順と、各レシピにおける特徴的な調理手順をユーザに提示する。その際、出現頻度が高い、あるいは重要性の高い食材もレシピの特徴として考慮している。

Fang ら [6] は、レシピで使用する食材に着目し、レシピサイトに掲載されているレシピを組み合わせることで、新たな献立を作成するシステムを構築している。レシピサイトに掲載されている献立では、同一の食材を多く使用する献立や、使用したい複数の食材を全て含む献立が存在しない場合がある。このため、使用する食材の Jaccard 係数を使用して、献立内に同一のレシピを含まないようにしている。献立を構成するレシピは、献立における食材の共起関係からレシピ間の距離を算出し、距離の近いレシピを組み合わせている。

Han ら [7] は、国ごとの料理と食材の相関関係を分析することで、使用食材からどの国の料理かを推測している。レシピの要素として食材に着目し、食材のみで料理の種類を高い精度で推測できたとして、レシピにおける食材の重要度を示している。

2.2 調理者に合わせたレシピ推薦に関する関連研究

調理者に合わせたレシピ推薦に関する研究には、調理者の嗜好を考慮した研究や [8][9]、調理の難易度に合わせたレシピ推薦の研究 [10][11] などがある。上田ら [8] は、これまでの食材の使用履歴から、食材の得点付けの手法として TF-IDF を応用した FF-IRF を提案している。まず、食材の出現頻度である FF（食材利用頻度:Foodstuff Frequency）として、食材を使用した日からの経過日数で点数を算出している。次に、全体のレシピの中でその食材が使用されている程度を、食材の特異性を示す IRF（食材の特異度:Inverted Recipe Frequency）として算出し、最後にそれらを組み合わせることで全体の得点を算出している。食材の得点を正規化し、使用する食材のレシピに加算することでレシピの得点を算出する。そして、得点の高いレシピから推薦し、調理者の嗜好に合わせたレシピの推薦を実現している。また、Jill ら [9] は、調理者のレシピに対する嗜好度合いをそのレシピで使用する食材にスコアとして与え、さらに食材からレシピへ再帰的にスコアを与えることで、調理者個人に合わせたレシピ推薦を可能にしている。レシピと食材の関係としては、使用量や調理工程等を考慮せずに、レシピから使用している食材に対してスコアを等しく加えている。

大山ら [10] は、調理者の調理に関する知識や技術に基づいた推薦を行うことで、調理者に合わせたレシピ推薦システムを開発している。調理に関する知識と技術を「調理スキル」、レシピを構成する各作業を「調理作業」と定義し、ユーザに対する調理作業の難易度を推定している。その際に、2つの事象の関連性を分析することで、調理作業間の関連性を用いている。いくつかの調理作業を評価して、ユーザの調理する際の技術である調理スキルを推定する。調理者に対する調理作業の難易度を決定し、調理スキルと調理作業の関係から、調理作業の難易度に基づくレシピ選択を実現している。

Peter ら [11] は、協調フィルタリングを用いたレシピ推薦に加え、レシピに含まれる食材の内容を考慮する手法を提案している。調理者が付与したレシピに対する評価であるレートを考慮し、推薦精度の向上だけでなく、使用する食材を他の食材と交換することで、新たなレシピの作成を実現している。同じ調理者によって好まれる食材の傾向に基づき、コサイン類似度を算出することで、交換可能な食材の推薦を可能にしている。

2.3 本研究の位置づけ

食材や調理法に着目して、レシピの調理手順を解析する研究や、食材のみに着目してレシピを分析する研究がある。また、調理者に合わせたレシピ推薦のために、調理者の嗜好を考慮した研究や、調理の難易度にあわせたレシピ推薦の研究なども知られている。食材と調理法の両方に着目し、レパートリー拡大を目的としたレシピ推薦を行う研究は知られていない。本研究では、優先的に経験すべき食材と調理法を考慮し、調理者の経験に応じたレシピ推薦を行うことで、調理レパートリー拡大の支援を行う。

第 3 章

標準的な重さを用いた レシピ推薦システム

3.1 定番度に基づくレシピ推薦

レシピと食材の定番度を算出し、算出した定番度に基づいてレシピを推薦することで、調理者のレパートリー拡大の支援を行う。プロトタイプシステムとして推薦システムを実装した。本章では、食材と使用量の抽出手法と調理者の調理経験値の推定手法、レシピマップを用いたレシピ推薦手法について述べる。調理者のこれまでの調理履歴から、調理経験値として、レシピ経験値と食材経験値の推定を行う。推薦の際には、調理経験値とレシピ・食材の定番度に基づいて推薦を行う。

3.2 標準的な重さを用いた定番度の算出法

3.2.1 食材と使用量の抽出

使用するレシピは、レシピ大百科に記載されているレシピの HTML ファイルを取得し、HTML ソースの解析を行うことで、レシピ名とレシピで使用される食材、食材の使用量を抽出する。

レシピサイトに掲載されているレシピには、食材の使用量を助数詞で記述している場合が多い。食材の助数詞での記述例を表 3.1 に示す。このように、多くの食材に対して様々な助数詞が使用されている。さらに、白菜の助数詞から明らかなように、同一の食材に複数の助数詞が使用されている場合がある。

レシピ大百科から抽出したレシピにおいて、助数詞で記述している件数とグラム表記で記述されている件数を表 3.2 に示す。ここでは調味料を除いて算出している。このように、レシピ

表 3.1 食材使用量の表記例

食材	使用量
玉ねぎ	1 個
にんじん	1 本
白菜	1 房
白菜	1 枚

表 3.2 食材使用量の表記法と使用件数

レシピ	食材	使用量表記	
9,492	1,831	グラム	26,984
		助数詞	20,307
		合計	47,291

表 3.3 食材使用量をグラムに変換するための対応表の一例

食材	助数詞	標準的な使用量 (グラム)
白菜	株	2,000
白菜	枚	100
しいたけ	パック	100
しいたけ	個	15
しいたけ	枚	10

大百科では約半数の記載が助数詞によるものであるとともに、グラム単位で使用量を定義している場合も多い。

本論文では、すべての食材の使用量を統一した基準で扱うために、助数詞で記載されている食材をグラム単位に変換する。このため、個々の食材の標準的な重量と食材に対して使用される助数詞について、頻繁に使用される食材を記載した対応表を人手で作成した。作成した対応表の例を表 3.3 に示す。表 3.3 では、「白菜」という一つの食材において、「株」と「枚」という異なる 2 つの助数詞のグラム単位の重さを記載した。さらに、「しいたけ」では、3 つの助数詞のグラム単位の重さを記載した。このように、食材に対して使用されている複数の助数詞のグラム単位の重さも記載している。この対応表を使用してグラム変換を行う際には、レシピに記載されている表記に対して、助数詞とともに記載される数字と標準的なグラムを用いる。例えば、「白菜」を使用するレシピに、「白菜 2 枚」と記載されている場合、助数詞の前に記載されている「2」と、対応表の食材「白菜」の助数詞「枚」の場合の使用量「100」グラムを掛け合わせた、「200」グラムが使用量となる。作成した対応表の食材数と変換を行えた件数について、

表 3.4 対応表によるグラム変換件数

食材数	助数詞表記 (件)	グラム変換 (件)	割合 (%)
68	20,307	10,656	52
341		17,786	88

食材の追加を行う前のものと比較した結果を表 3.4 に示す. このように, 約 3 % (=68/1,831) の食材の使用量を記載することで約 50 % の食材をグラム単位に変換することができ, さらに, 約 20 % (=341/1,831) の食材の使用量を記載することで約 90 % の食材をグラム単位に変換することができた. 元々グラム単位で表記されていた 26,984 件を含めると約 95 % の食材がグラム単位の表記となる.

3.2.2 定番度の算出

レシピは使用する食材に対する調理の手順を記述したものである. このためレシピと食材は, レシピから使用する食材へリンクを貼れば, それぞれをノードとする 2 部グラフとなる. また, 食材の使用量をリンクの重みとすることで, 使用量をレシピに与える影響として考慮した重み付き 2 部グラフを作成できる. この 2 部グラフから重みを値とする隣接行列を作成し, HITS アルゴリズムを適用することで, レシピと食材のスコアを算出した. スコア算出の式を以下に示す.

$$\begin{aligned}
 Ing(p) &= \sum_{q, q \rightarrow p} Rec(q) \\
 Rec(q) &= \sum_{p, p \rightarrow q} W_p Ing(p)
 \end{aligned}
 \tag{3.1}$$

それぞれのスコアに基づくレシピと食材の順位について, それぞれ上位 10 件の結果とスコアを表 3.5 に示す.

表 3.5 レシピと食材の定番度上位 10 件

順位	レシピ	スコア	順位	食材	スコア
1	から揚げおにぎり	0.0014538	1	ご飯	0.27638
2	夜食最適焼握飯	0.0014538	2	玉ねぎ	0.084163
3	超簡単チキンサラダ丼 ～チキンをヨーイ丼～	0.0014538	3	にんじん	0.0495
4	野菜たっぷりロコモコ風丼 ～常夏気分のロコモコ丼。～	0.0014538	4	卵	0.044982
5	簡単たまご雑炊	0.0014538	5	じゃがいも	0.038821
6	簡単五平餅	0.0014538	6	キャベツ	0.035084
7	白ごまのふりかけごはん	0.0014538	7	トマト	0.023006
8	しそこんぶご飯	0.0014538	8	鶏もも肉	0.022523
9	梅おおか入りにぎり	0.0014248	9	大根	0.018239
10	青のりとごまのふりかけごはん	0.0014247	10	ねぎ	0.01297

定番度はスコアの対数を取ったものとする。

3.3 レシピマップを用いたレシピ推薦手法

以下、4.1 節で、調理経験値の推定手法について述べ、4.2 節で、レシピ推薦の戦略として、レシピの食材使用数を考慮したレシピ推薦について述べる。

3.3.1 調理経験値の推定

本節では、調理者の調理履歴から調理経験値を推定する手法を詳述する。ここでは、定番度に基づいて調理者の調理経験値を推定するために、レシписコアと食材スコアを用いる。算出したレシピ i のスコアを R_i とし、レシピ i のレシписコアを Rec_i とするとき、レシписコアを算出する計算式を以下に示す。

$$Rec_i = \frac{\log R_i}{\max \log R_i} \quad (3.2)$$

同様に、算出した食材 j のスコアを I_j とし、食材 j の食材スコアを Ing_j とするとき、食材スコアを算出する計算式を以下に示す。

$$Ing_j = \frac{\log I_j}{\max \log I_j} \quad (3.3)$$

式 3.2, 3.3 において、 $\max \log R_i$, $\max \log F_i$ は対数を取ったスコアの最大値である。調節を行った定番度を用いて、調理者の調理経験の推定を行う。

システムを初めて利用する際の調理履歴の取得は、これまでの調理履歴についてのアンケートを実施することで取得を行う。アンケートでは、定番度に基づく順位から 100 件のレシピをサンプリングし、

- 調理経験あり
- 調理可能
- 調理不可能

の三つの選択肢の回答を付与する。この回答を用いることで、調理経験値の推定を行う。ここで、調理者のこれまでの調理経験である調理経験値として、レシピの定番度に基づく調理経験値である”レシピ経験値”と、レシピで使用する食材の定番度の平均である”食材経験値”を定義する。調理者 u に対して、回答した i 番目のレシピの定番度を R_i 、重みを W 、算出するレシピ経験値を $Rexp_u$ とするとき、レシピ経験値の算出を行う計算式を以下に示す。

$$Rexp_u = \sum W R_i \quad (3.4)$$

また、回答した i 番目のレシピに含まれる j 番目の食材の定番度を F_{ij} 、食材経験値を $Fexp_u$ として、食材経験値の算出を行う計算式を以下に示す。

$$Fexp_u = \sum W \overline{F}_i \quad (3.5)$$

式 3.4 では、調理経験のあるレシピの定番度の和をとっており、重み w は「調理経験あり」に対する「調理可能」の比重を低くするために用いている。

アンケートにおける調理経験値の推定のみでなく、システムを継続して利用する際においても、選択を行う度に再計算を行う。

3.3.2 レシピ推薦の戦略

本節では、推定した調理経験値に基づいてレシピ推薦を行う際の戦略について述べる。まず、レシписコアと食材スコアの算出法について述べる。

レシписコアと食材スコアの間係を明らかにするために、レシписコアを横軸、食材スコアを縦軸として、算出した結果であるレシピマップを図 3.1 に示す。

図 3.1 から明らかな様に、レシピは全体的に広がっていることがわかる。しかし、片方のスコアが高くもう一方のスコアが低いなど、スコアの離れたレシピは少数であることがわかる。この図において、調理経験値の高い調理者には右上方向のレシピを推薦し、調理経験値の低い調理者を左下方向のレシピを推薦する。

このように、レシピ経験値と食材経験値に対して、レシписコアと食材スコアの対応付けを行う。

3.4 提案システム

これまでに述べた手法に基づいてレシピ推薦システムを実装した。本システムでは、調理者に合わせたレシピ推薦を行うために、調理者の調理履歴を利用する。初回利用時にはアンケートを実施する。アンケートフォームの画面を図 3.2 に示す。

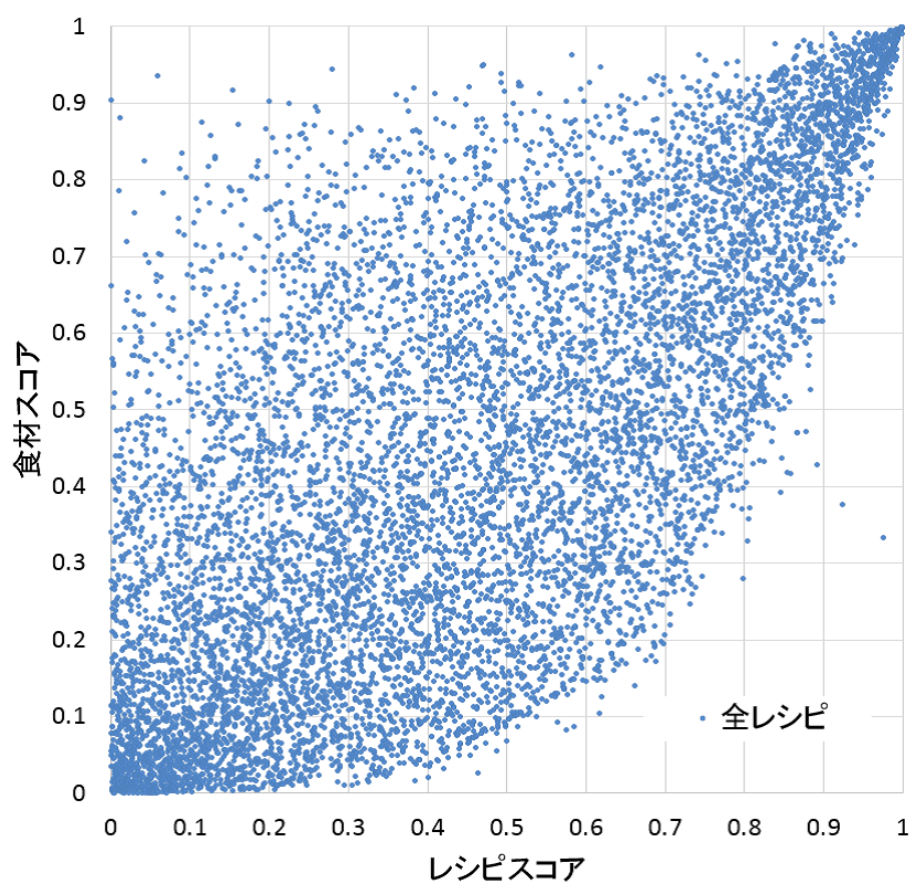


図 3.1 食材の定番度に基づくレシピマップ

調理履歴アンケートフォーム

番号	調理経験あり	調理可能	レシピ名	使用食材	URL
1	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	から揚げおにぎり	ご飯、焼きのり	URL
2	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	洋風雑炊	ご飯、バゼリ	URL
3	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	天津丼	卵、ご飯	URL
4	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	エビチリ丼	えび、レタス、ねぎのみじん切り、ご飯	URL
5	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	レタスとマヨネーズのサラダチャーハン	ご飯、レタス、ローズハム、卵、ホールコーン缶	URL
6	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ハムライス	ハム、卵、ご飯	URL
7	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ぎのこの飯店チャーハン	しめじ、豚ひき肉、卵、万能ねぎの小口切り、ご飯	URL
8	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ツナたまチャーハン	ご飯、ツナ、油漬缶、卵、ねぎのみじん切り	URL
9	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	天津飯/オ	卵、かに缶、ねぎのみじん切り、ご飯、水溶き片栗粉、万能ねぎの小口切り	URL
10	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	海鮮あんかけ炒飯	いかの胸、むぎび(り)、グリーンアスパラガス、卵、ご飯、ねぎのみじん切り	URL
11	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ツナとオリーブのトマトリゾット	ご飯、ツナ缶、ブラックオリーブ、バゼリのみじん切り	URL
12	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	鮭とレタスのチャーハン	甘塩ざけ、レタス、溶き卵、ご飯、ねぎ	URL
13	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	イタリアンサラダずし	ご飯、ベーコン、サラダ菜、トマト、にんにくのみじん切り、レモン汁、バゼリのみじん切り	URL
14	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	うなぎとにらのチャーハン	ご飯、うなぎのかい、焼き、にら、粉ざんしょう、溶き卵	URL
15	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	変わり親子丼	鶏ひき肉、玉ねぎのみじん切り、溶き卵、ご飯、卵黄、青のり、紅しょうが	URL
16	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	押やる気豚丼	豚、バら、薄切り肉、玉ねぎ、ご飯、卵黄、白髪ねぎ	URL
17	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	桜海老と卵のスープご飯	卵、干し桜えび、玉ねぎのみじん切り、にんにくのみじん切り、ご飯、サラダ菜、ミックス、白髪ねぎ	URL
18	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	鶏肉とごぼう	鶏もも肉、ごぼう、こんにゃく、にんじん、玉ねぎ、ご飯、万能ねぎの小口切り	URL
19	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ざけとこんにゃくの炒めご飯	生ざけ、こんにゃく、小松菜、ねぎ、ご飯	URL
20	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	ピビンバ	大豆もやし、りごま、ほうれん草、にんじん、セロリ、ピーマン、牛ひき肉、おろしにんにく、せんまいの水煮、いりごま、おろしにんにく、卵、ご飯	URL

図 3.2 アンケートフォーム画面

表 3.6 調理履歴アンケートに対する回答例

回答	レシピ数	レシピ集合
調理経験あり	20	1, 2, 4, 10, 12, 13, 14, 17, 19, 23, 31, 32, 35, 37, 38, 57, 62, 64, 77, 88
調理可能	35	5, 7, 9, 11, 16, 18, 20, 24, 25, 27, 28, 30, 33, 34, 36, 39, 41, 44, 48, 51, 53, 54, 58, 60, 65, 66, 69, 70, 73, 76, 80, 85, 87, 91, 95

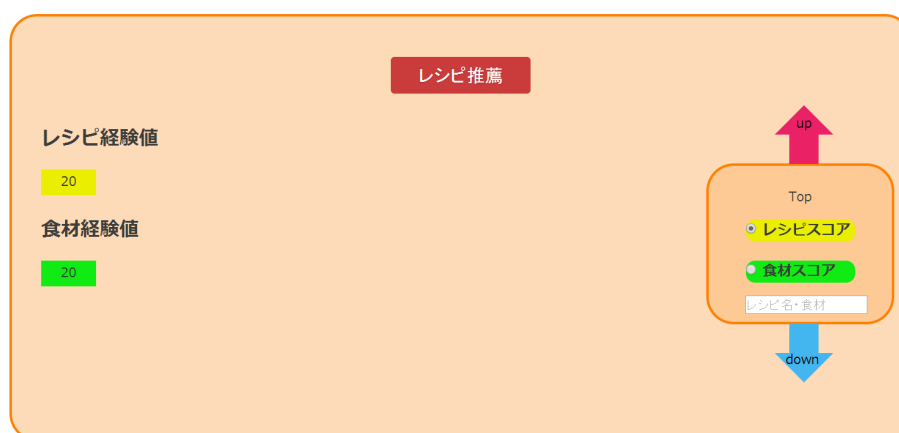


図 3.3 プロトタイプシステム初期画面

「調理経験あり」、「調理可能」の場合はそれぞれの項目にチェックし、調理不可能の場合はチェックを入れない。実際にアンケートを行った例として、「調理経験あり」と「調理可能」のレシピ集合を表 3.6 に示す。このような調理履歴に対して、調理者のこれまでの調理経験である、レシピ経験値と食材経験値を算出する。

アンケートの回答を終えると、推薦システムのトップに移動する。実装したシステムのトップ画面を図 3.3 に示す。

システムを使用する際には、調理者の探したいレシピのレシピ名や、使用食材を入力することでレシピが推薦される。この際に、前章で述べた 6 つの推薦から選択し、スコアを調整しつつレシピを見つけ出す。例えば、調理の経験が浅く、あまり珍しい食材を使用したくない、という場合には、食材経験値を選択して「down」の矢印を押す。珍しいレシピを調理したいと考えた場合には、レシピ経験値を選択し「up」を押すなど、その時の調理者の状況や調理の目的に合わせて選択を行う。推薦されたレシピが希望のレシピでない場合には、レシピスコアと食材スコアを調整することで、希望のレシピを見つけ出す。

このように、選択する項目を切り替えながら、インタラクティブにレシピを検索する。レシピ名を入力して検索を行った際のレシピ推薦画面を図 3.4 に示す。ここでは、カレーと入力し、レシピ経験値、up、を選択している。カレーと入力した場合、レシピ名にカレーと含む



図 3.4 プロトタイプシステムによるレシピ提示画面

レシピの中から調理者に合わせたレシピを推薦する。レシピの右側には、そのレシピのレシピスコアと食材スコアを示している。推薦されたレシピを選択したい場合は、レシピの写真をクリックすることで、レシピを掲載しているレシピサイトへ移動するようにハイパーリンクを埋めている。

3.5 評価実験と考察

本章では、調理経験値の推定とレシピ推薦法を実装した推薦システムの評価を行う。以下、3.5.1 節で実際にシステムを使用した際の結果を示し、3.5.2 節では得られた結果から考察を示す。

3.5.1 実験結果

まず、調理経験値の推定において、3 章の表 3.6 で示した調理経験ありの 20 レシピと、調理可能な 35 レシピから推定した結果を図 3.5 に示す。この図から明らかなように、スコアの低いレシピの調理経験のある調理者は、推定した調理経験値が低くなっている。

次に、カレーと入力した場合に推薦されるレシピとして、図 3.1 のレシピマップにおいて、レシピ名に「カレー」と付くレシピの分布を図 3.6 に示す。図 3.6 では、レシピスコアの低いレシピが多いことがわかる。逆に、食材スコアの高いレシピが比較的多くなっている。また、レシピ名に「サラダ」と付くレシピの分布を図 3.7 に示す。図 3.7 では、幅広くレシピが広がっており、様々なスコアのレシピがあることがわかる。このように、検索語によって異なる

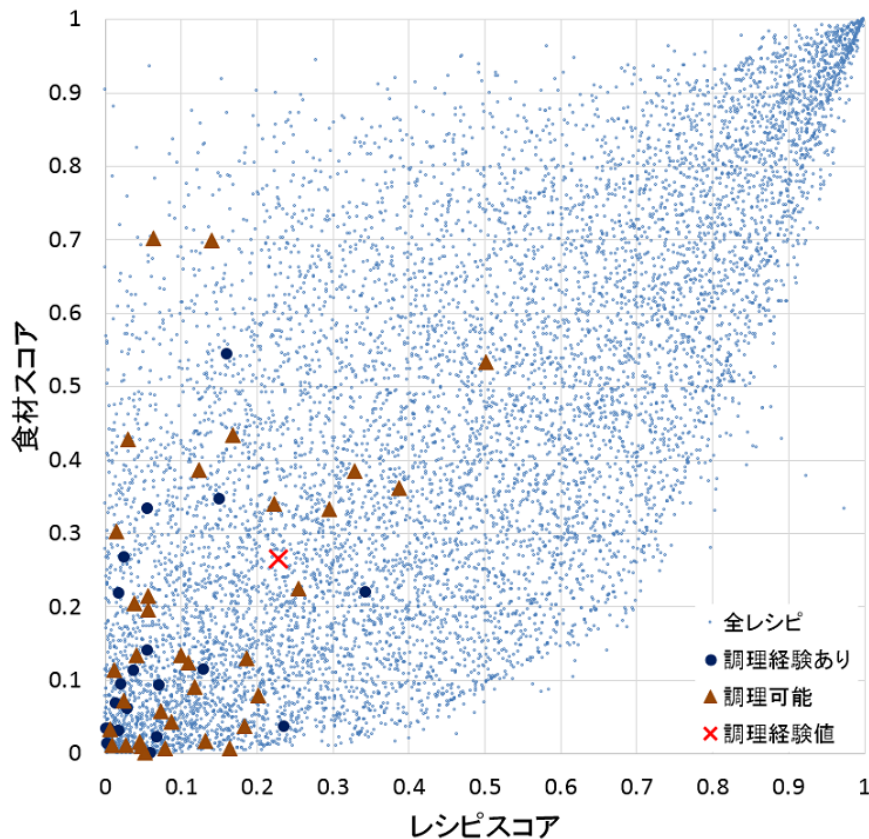


図 3.5 調理経験のあるレシピに基づく調理経験値の推定例

レシピの分布となることがわかる。

さらに、カレーと入力した際の推薦の具体例を明らかにするために、レシピの具体例の詳細を図 3.8 に示す。この図では、それぞれのレシピに対して、レシピスコアと食材スコアに加えて、レシピで使用する食材とその食材の定番度を記載している。「カレーピラフ」に対して食材スコアの高いレシピは「ローストチキンカレー風味」であり、レシピスコアの高いレシピは「根菜と菜の花のカレーパスタ」である。食材の定番度は高い程ありふれた食材で、低いほど珍しい食材であるため、レシピスコアと食材スコアの高いレシピには、定番度の低い珍しい食材が多く含まれている。同様に、サラダの分布を明らかにするため、レシピの具体例の詳細を図 3.7 に示す。サラダにおいても、レシピスコアと食材スコアの高いレシピには、定番度の高い珍しい食材が多く含まれていることがわかる。

以上の結果を用いて、調理経験値に合わせたレシピ推薦を行う。図 3.6 のカレーマップから、図 3.6 の調理経験値に合わせてレシピ推薦を行う様子を図 3.10 に示す。この図で推薦されるレシピの具体例として、調理者のレシピ経験値と食材経験値がそれぞれ 20 の場合に、推薦されるレシピを図 3.11 に示す。中央のレシピはぴったりレシピとして推薦された「カレーピラフ」で、周辺のレシピが近傍レシピである。同様に、それぞれの調理経験値を 50 とした場合に、推薦されるレシピを図 3.12 に示す。この図では、「なすとししとうのカレースープパ

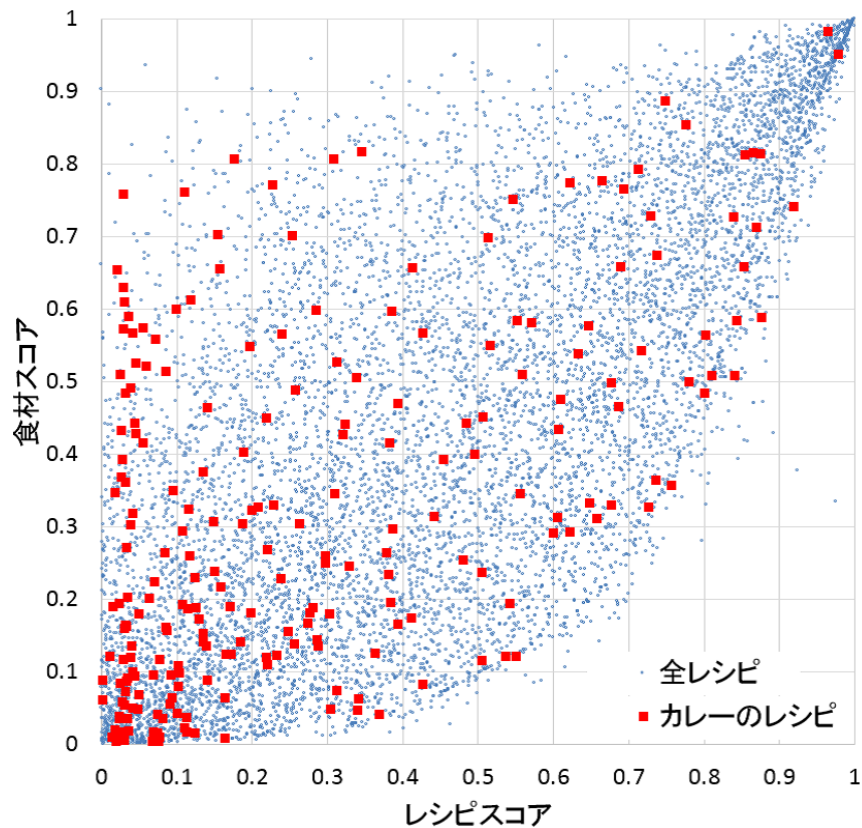


図 3.6 レシピマップにおけるカレーレシピの分布

スタ」がぴったりレシピとして推薦されている。

3.5.2 レシピ推薦システムについての考察

図 3.5 において回答したレシピは、図の左下に多くほとんどスコアの小さいレシピである。しかし、いくつかのレシピはスコアが大きいため、それぞれの経験値は 20 以上となっていると考えられる。

図 3.6 と図 3.7 では、検索後によって分布が異なっていた。カレーでは、基本的に「玉ねぎ」や「じゃがいも」、「ご飯」を使用することが多いため、ありきたりなレシピが多いと考えられる。食材スコアが高くなっていたのは、先ほど上げた食材に加えて様々な食材を使用しているためであると考えられる。また、サラダにおいては特に決まって使用される食材が少なく、めずらしいレシピを使用した珍しいレシピや、ありふれた食材を使用したありきたりなレシピなど様々なサラダが存在し、全体的にまんべんなくレシピが配置されたと考えられる。このように、レシピマップによってレシピの特徴が表されていると考えられる。

レシピマップの具体例である図 3.6 では、カレーの基本的な食材を使用する「なすとひき肉のドライカレー」などのスコアが低く、レシピ名にはカレーと付くが、ご飯を使用しない珍し

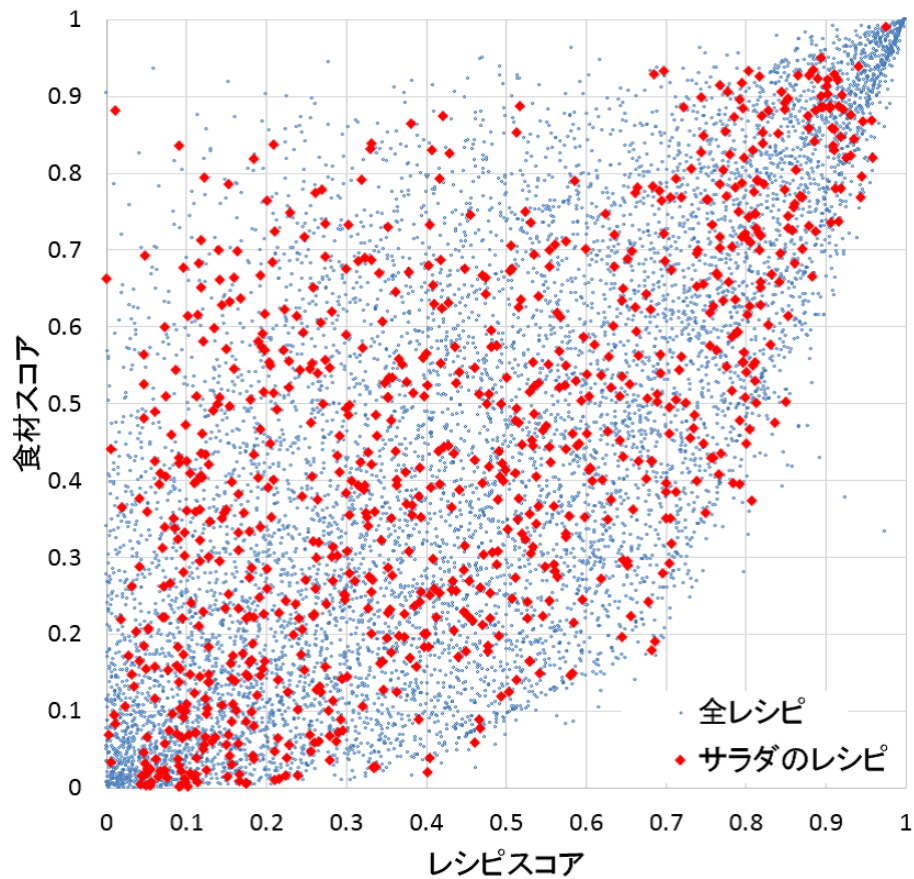


図 3.7 レシピマップにおけるサラダレシピの分布

いカレーのスコアが高くなっている。カレーで検索した際に、レシピで使用する食材を考慮したスコア付けができた。また、図 3.11 と図 3.12 では、図 3.6 に対応した推薦することで、調理経験値とレシピマップに基づくレシピ推薦を実現した。

以上、カレーとサラダを例にして、レシピマップの説明をしたが、それ以外のレシピについても使用する食材によって食材スコアとレシピスコアを計算することができ、レシピマップ上にレシピを位置づけることができた。

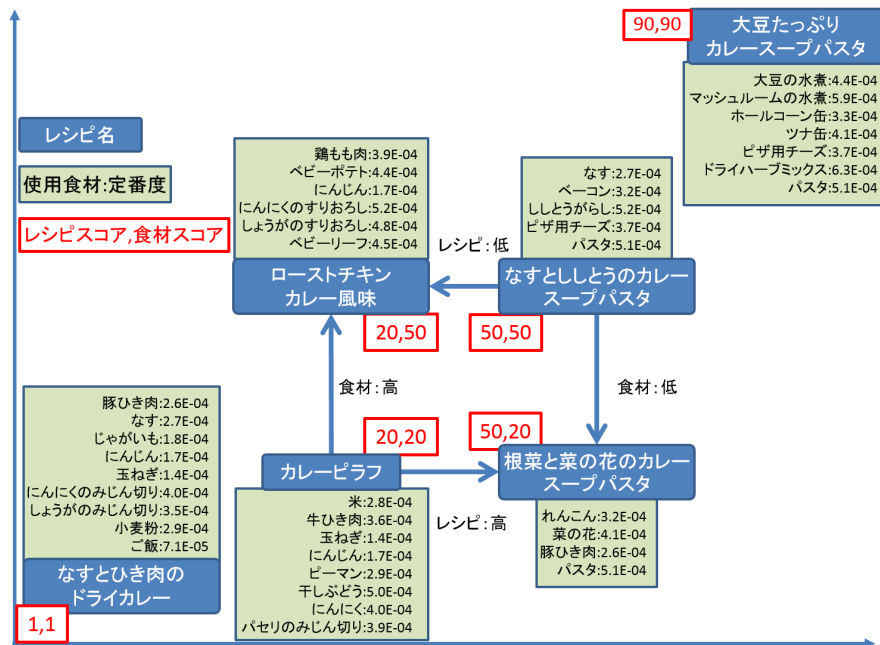


図 3.8 カレーレシピ推薦の具体例

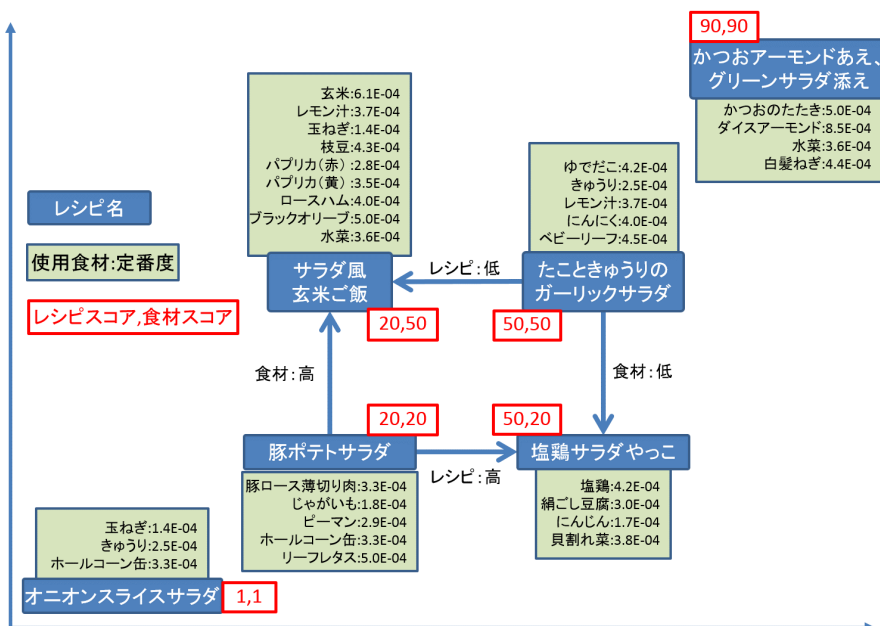


図 3.9 サラダレシピ推薦の具体例

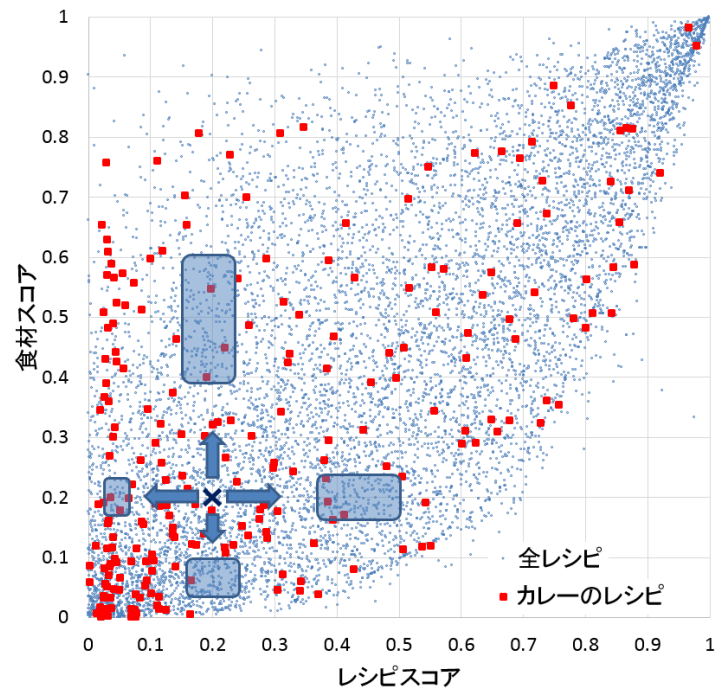


図 3.10 カレーレシピの推薦例

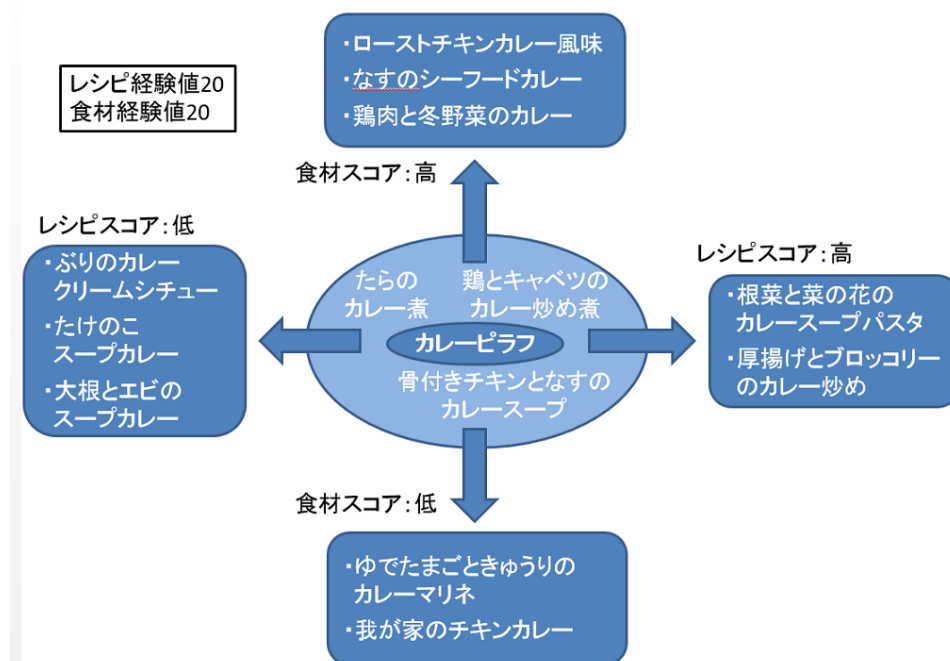


図 3.11 食材経験値 20 レシピ経験値 20 の調理者に対する推薦レシピ例

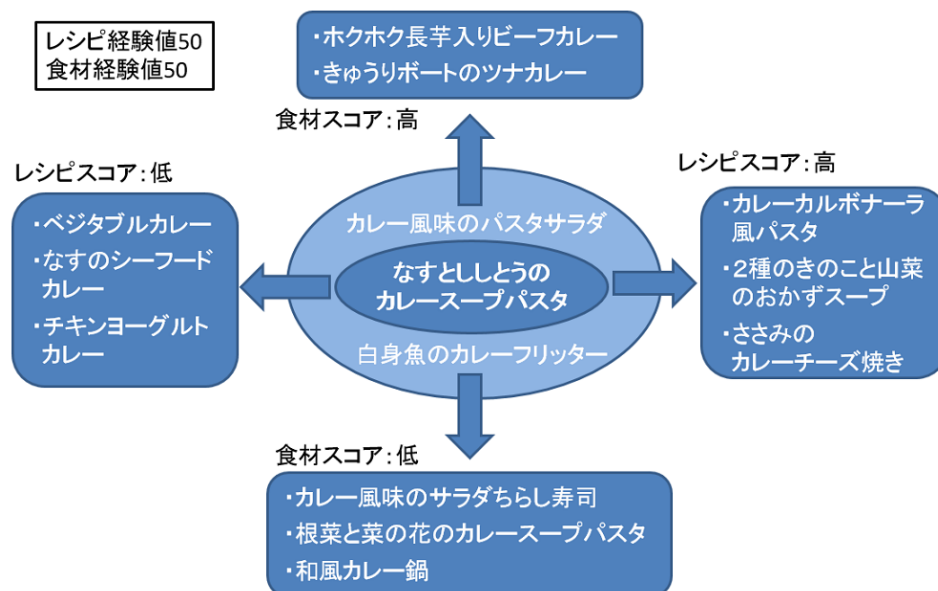


図 3.12 食材経験値 50 レシピ経験値 50 の調理者に対する推薦レシピ例

第 4 章

調理レパートリー拡大手法

本論文の調理レパートリー拡大手法の概要を図 4.1 に示す。レシピ集合から食材や調理法に対して順位付けを行い、調理者の調理経験を考慮したレシピ推薦を行うための手順を示している。本章では、レシピ集合から食材と調理法に対して、使い勝手の良さの指標である定番度を算出する。使用するレシピは膨大な幅広いレシピを掲載している COOKPAD のレシピを使用する。3 章では食材の使用量を考慮した重み付き定番度を用いているが、調理法と共に用いるためここでは使用量は考慮しない。

同様に、調理者の調理経験のあるレシピにおいてもそれぞれを抽出し、調理者の経験として取得することで、調理経験のない食材と調理法に基づくレシピに対するチャレンジ度を算出する。

4.1 調理法を考慮した定番度算出法

多くのレシピで必要とされる調理法は経験しておくことで多くのレシピの負担を軽くすることができると考え、調理法の馴染み深さの指標として定番度を算出する。定番度の高い調理法を優先して調理しておくことで、新たなレシピへ挑戦しやすくなるを考える。

レシピに使用される調理法とレシピをノードとして、調理法を必要としているレシピとの間にリンクを張ることで、レシピと調理法の 2 部グラフを作成することができる。食材の定番度と同様に、作成した 2 部グラフに Web ページのランキング手法である HITS アルゴリズムを適用し、authorities を調理法 *Cook*、hubs をレシピ *Rec* と考えることで、調理法の定番度を算出する。

一方、レシピで使用される主要な要素である食材と調理法は、それぞれの組み合わせによって調理が行われる。調理法の対象は食材であるため、どの食材や調理法を調理したかだけではなく、どの食材に対してどの調理法を実行したのかも調理経験として重要である。そのため、食材と調理法の”組合せ”においてもレシピから抽出する。組合せの抽出は、句読点で分けられ

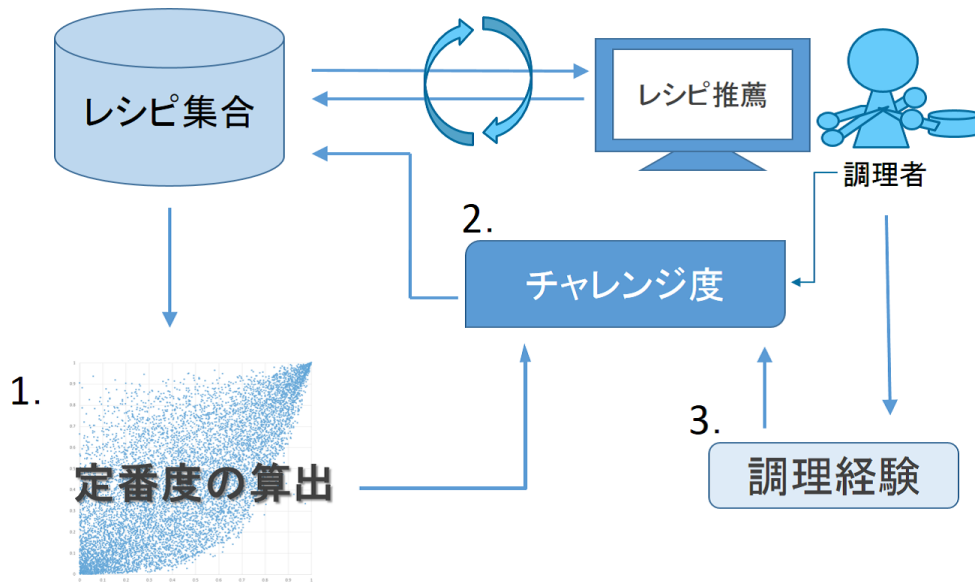


図 4.1 提案法の概要図と研究課題

た文に対して，調理法と調理法以前に出現する食材とを組み合わせる。

食材や調理法と同様に，authorities を組合せ $Cook$ ，hubs をレシピ Rec と考えることで，組合せの定番度を算出する。

算出した食材と調理法，組合せの定番度を図 4.2 に示す。

図の縦軸はそれぞれの定番度 IF, CF, ICF であり，横軸は定番度の高い順に並べた食材 Ing と調理法 $Cook$ ，組合せ $IngCook$ である。それぞれの件数は，食材 6,914 件，調理法 4,270 件，組合せ 16,489 件であり，組合せの数是最も多く，次いで食材，調理法となっている。定番度上位の様相を比較すると，組合せ ICF の傾きは大きく，調理法 CF の傾きは小さいことがわかる。これは，一部の組合せにスコアが偏っていることから，多くのレシピに出現する組合せは全体のごく一部であると推測できる。調理法は比較的均等にスコアが与えられていることから，レシピに多様な調理法が多く出現すると考えられる。また，食材 IF と調理法 CF では，食材の傾きが調理法より大きくなっている。一方，定番度下位の様相を比較すると，食材と調理法では，調理法の傾きが食材より少し大きくなっている。あまり出現しない珍しい食材は，珍しい調理法より比較的使用されていると考えられる。

4.1.1 チャレンジ度の算出法

ユーザの調理経験に対して，凝ったレシピの挑戦度合いをチャレンジ度と定義する。前節で述べた定番度に基づいて，概要図の課題 2 に示すチャレンジ度を算出する方法を述べる。推薦するレシピ r_i のチャレンジ度 CH_{r_i} は，ユーザが調理を経験していない，すなわち未経験食材 Ing_{uj} と，ユーザが経験していない調理法，すなわち未経験調理法 $Cook_{uk}$ ，さらに未経験の組

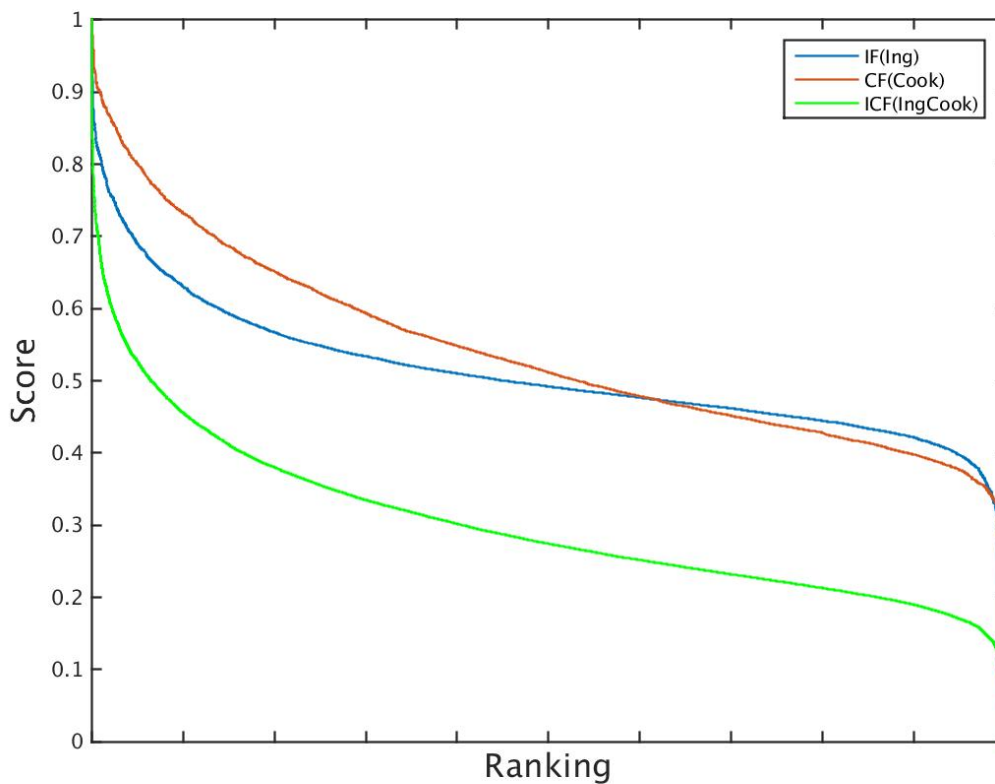


図 4.2 定番度の様相

合せ $IngCook_{ul}$ とから算出する.

与えられたレシピ集合 $Rec = \{r_i, (1 \leq i \leq I)\}$ において出現する全ての食材を $Ing = \{ing_j, (1 \leq j \leq J)\}$ とし, 全ての調理法を $Cook = \{cook_k, (1 \leq k \leq K)\}$, 全ての組合せを $IngCook = \{ingcook_l, (1 \leq l \leq L)\}$ とする. また, ユーザが既に調理した経験のある食材を Ing_U とし, 経験した調理法を $Cook_U$, 経験した組合せを $IngCook_U$ とする. 推薦するレシピ r_i に出現する食材を Ing_i とし, 必要とする調理法を $Cook_i$, 組み合わせを $IngCook_i$ とすると, レシピ r_i の未経験の食材 Ing_{uj} , 調理法 $Cook_{uk}$, 組合せ $IngCook_{ul}$

$$\begin{aligned}
 Ing_{uj} &= Ing_i - Ing_i \cap Ing_U \\
 Cook_{uk} &= Cook_i - Cook_i \cap Cook_U \\
 IngCook_{ul} &= IngCook_i - IngCook_i \cap IngCook_U
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

で与えられる.

食材 ing_j の定番度を IF_j , 調理法 $cook_k$ の定番度を CF_k , 組合せ $ingcook_k$ の定番度を

ICF_k とすると、レシピ r_i のチャレンジ度 CH_{r_i} は、

$$CH_{r_i} = \alpha \log \sum_{\forall Ing_{uj}} (1 - \overline{IF_{uj}}) + \beta \log \sum_{\forall Cook_{uk}} (1 - \overline{CF_{uk}}) + \gamma \log \sum_{\forall IngCook_{ul}} (1 - \overline{ICF_{ul}}) \quad (4.2)$$

で表す。ここで、 α, β, γ は食材と調理法、組合せにおける重みであり、係数 $\alpha, \beta, \gamma (\alpha + \beta + \gamma = 1)$ でそれぞれに重みを付けた和によって、最終的なチャレンジ度を算出している。

4.1.2 調理法と食材の抽出

本節では、レシピから食材と調理法を抽出する方法について説明する。実験・評価を行うにあたり、大量のレシピが投稿されているレシピ投稿・検索サイト COOKPAD のレシピから、食材リストに記載されている食材と、調理手順に出現する調理法を含む調理動作を抽出した。筆者らは、杉本ら [2] の研究を参考に調理法辞書を作成し、COOKPAD レシピに適応可能 [3] であることから、の手法食材と調理法を抽出する。日本語形態素解析器 MeCab^{*1} を用いて調理手順を形態素に分解し、食材リストに出現する名詞を抽出し、抽出した単語を食材集合とする。ここでは、「しょうゆ」や「こしょう」などの調味料を除外している。

調理法については調理手順に出現する動詞を調理動作として抽出し、抽出した単語を調理動作集合とする。調理動作集合には「盛り付ける」「入れる」「並べる」のように実際に食材を調理する手順だけでなく、料理を完成するために必要な動作が含まれる。

一方、レシピで使用される主要な要素である食材と調理法は、それぞれの組み合わせによって調理が行われる。調理法の対象は食材であるため、どの食材や調理法を調理したかだけではなく、どの食材に対してどの調理法を実行したのかも調理経験として重要である。そのため、食材と調理法の組合せにおいてもレシピから抽出する。組合せの抽出は、句読点で分けられた文に対して、調理法と調理法以前に出現する食材とを組み合わせる。

^{*1} <http://mecab.sourceforge.net/>

第 5 章

実験と評価

5.1 評価実験の概要

レシピ推薦を実装した評価実験用システムを用いた評価実験を行った結果から、利用者の調理行動と食材と調理法の関係性を分析する。評価実験用システムの実装には、PHP と Javascript, MySQL を使用した。日常的に調理を行う参加者として、男性 5 名、女性 7 名の計 12 名を対象に実験を行った。うち男性 1 名は、ログ取得に不備が発覚したため一部のみの結果である。実験の手順として、はじめに事前アンケートで参加者の調理頻度、経験メニュー数等を回答する。次に、レシピの調理経験を取得するため、30 件のレシピを 10 件ずつ 3 回に分けて提示する。調理者は調理経験のあるレシピに対して「調理経験あり」にチェックを入れる。その後、調理経験に基づいて推薦システムによってレシピが推薦される。推薦されたレシピに対して、以下の 3 つの指示に従って順位付けを行う。

挑戦順 レシピの調理に挑戦したい順

できそう順 レシピの調理ができそうな順

馴染み順 レシピに対して馴染み深い順

これらの指示について、食材と調理動作、調理手順から順位付けを行う。順位付けの終了後に、推薦システムについてのアンケートに回答する。実験の参加者は、実験者 ID を付与することで管理した。

5.2 使用するデータセットの特性

推薦するレシピは COOKPAD のレシピを使用することとした。COOKPAD には膨大な量のレシピが掲載されているため、料理の得意な上級者が求めるレシピとともに、初級者でも調理できるレシピが存在し、幅広い調理者に対応することができる。調理経験を取得するために

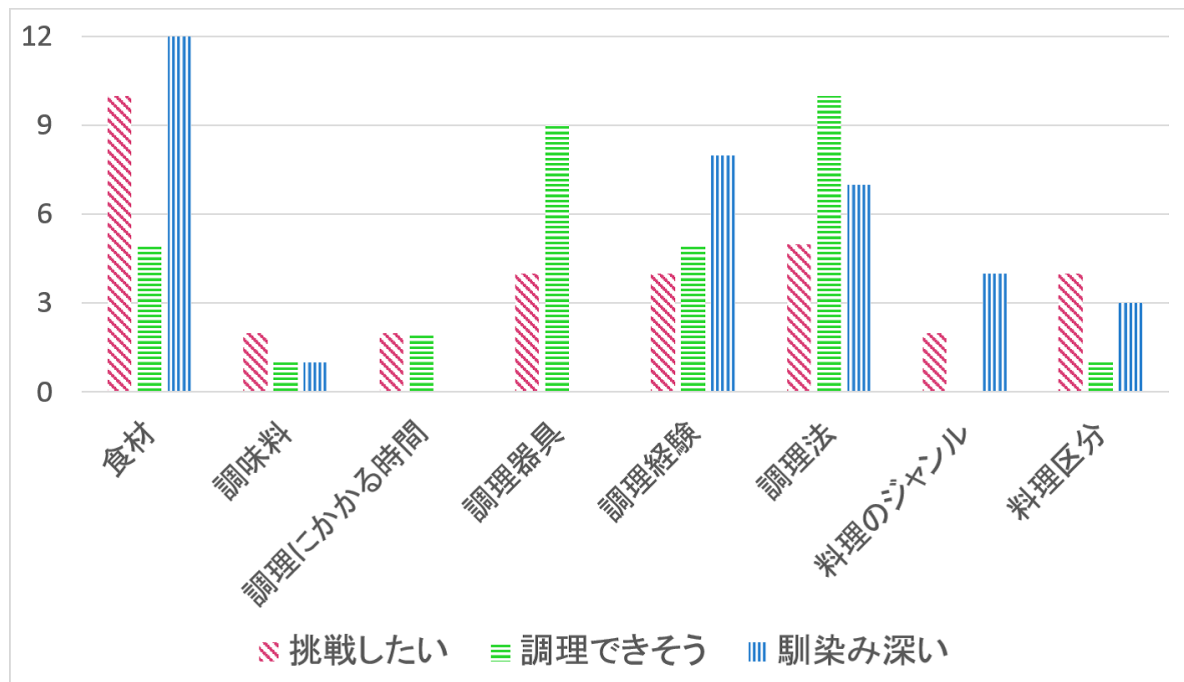


図 5.1 順位付けの評価基準

使用するレシピとしては、レシピ大百科を参考に COOKPAD から 100 件のレシピを抽出した。食材と調理法の出現傾向は、出現頻度上位 10 件の食材は全体で 100 レシピの内、2 割から 3 割のレシピで出現し、調理法においては、出現頻度上位 10 件の調理法が約半数のレシピに出現している。また、一つのレシピに出現する食材数の平均は約 4 種類であり、調理動作数の平均は約 14 種類であった。レシピの順位付けに使用するレシピとして COOKPAD の全レシピ毎に食材と調理法の定番度を合計、合計の並び順を 50 等分し、それぞれから 1 件抽出して得られたレシピ 100 件を使用した。

5.3 アンケート結果

本節では、実験におけるアンケートで得られた回答結果を示す。推薦レシピの順位付けの評価基準として、事前アンケートを行った回答結果を図 5.1 に示す。この図から明らかなように、調理したい順の選択基準として「食材」の回答が多いことがわかる。「調理法」や「調理器具」、「料理のジャンル」も複数名回答している。調理できそうな順の選択基準としては、「調理法」と「調理器具」の回答が多く、「調味料」や「料理のジャンル」、「料理区分」の回答は少ない。馴染み深い順における選択基準としては、参加者の全てが「食材」に回答している。また、「調理経験」や「調理法」への回答も多くなっている。

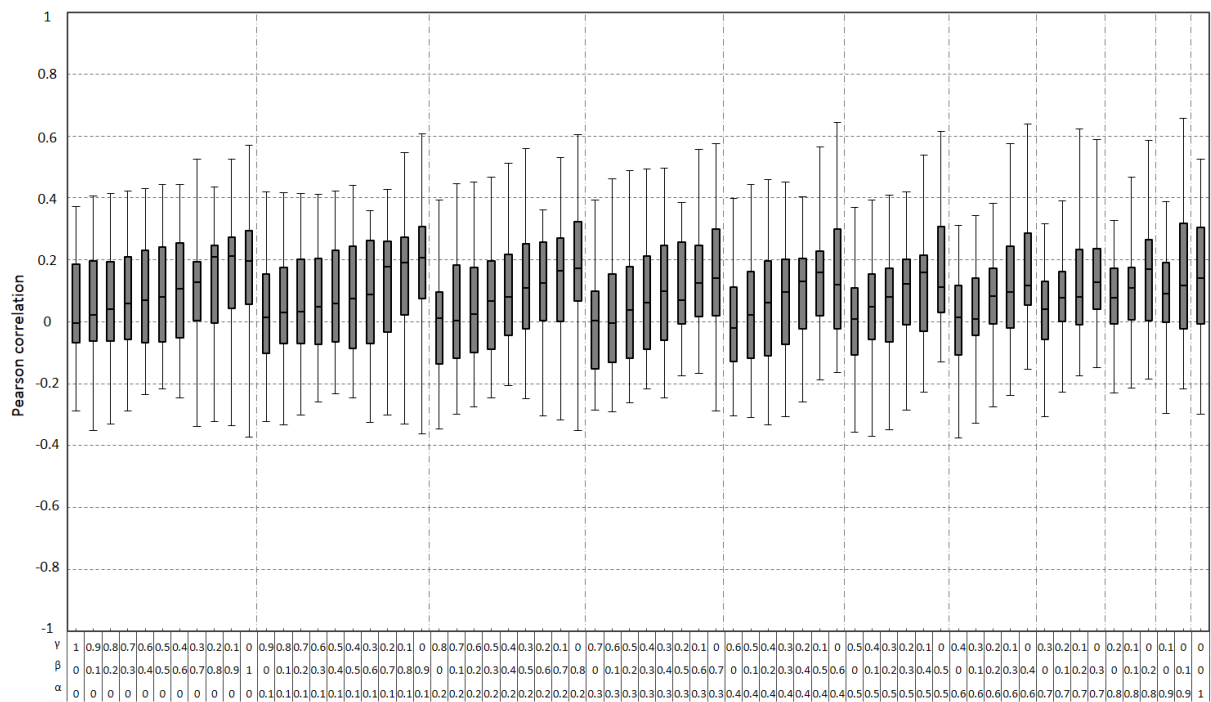


図 5.2 調理経験を考慮した順位相関係数

5.4 チャレンジ度との順位相関

本節では、チャレンジ度と利用者の選択に相関があると過程し、利用者のレシピに対するチャレンジ度と3つの指示に従って選択した順位について、ピアソンの順位相関係数を算出する。ここで、挑戦順は3つのレシピのチャレンジ度を降順、できそう順と馴染み順は3つのレシピのチャレンジ度を昇順に選択すると仮定して算出している。

調理経験を考慮した場合としない場合でピアソンの相関係数を算出し、四分位法を用いた結果を図5.2, 5.3に示す。係数 α, β, γ の値は $[0, 1]$ の範囲を0.1刻みとし、全ての組み合わせを試した。ここで、3つの係数の合計は1である。

調理経験を考慮した場合、相関係数の中央値が最も高かった係数は $[\alpha, \beta, \gamma] = [0.2, 0.8, 0]$ で0.322であった。また、調理経験を考慮しない場合では、相関係数の中央値が最も高かった係数は $[\alpha, \beta, \gamma] = [0.6, 0.4, 0]$ で0.310であった。

図5.2, 5.3の縦軸は算出した順位相関係数であり、横軸は全係数である。係数の推移としては、食材の定番度 IF の係数である α は、一点鎖線の区切りごとに増加している。また、調理法の定番度 CF の係数である β は、一点鎖線の範囲で増加し、組合せの定番度 ICF の係数である γ は、一点鎖線の範囲で減少している。つまり、横軸を右に移動するとともに相関係数が上昇すれば、食材への依存度が高いといえる。また、相関係数が上昇していれば調理法への依

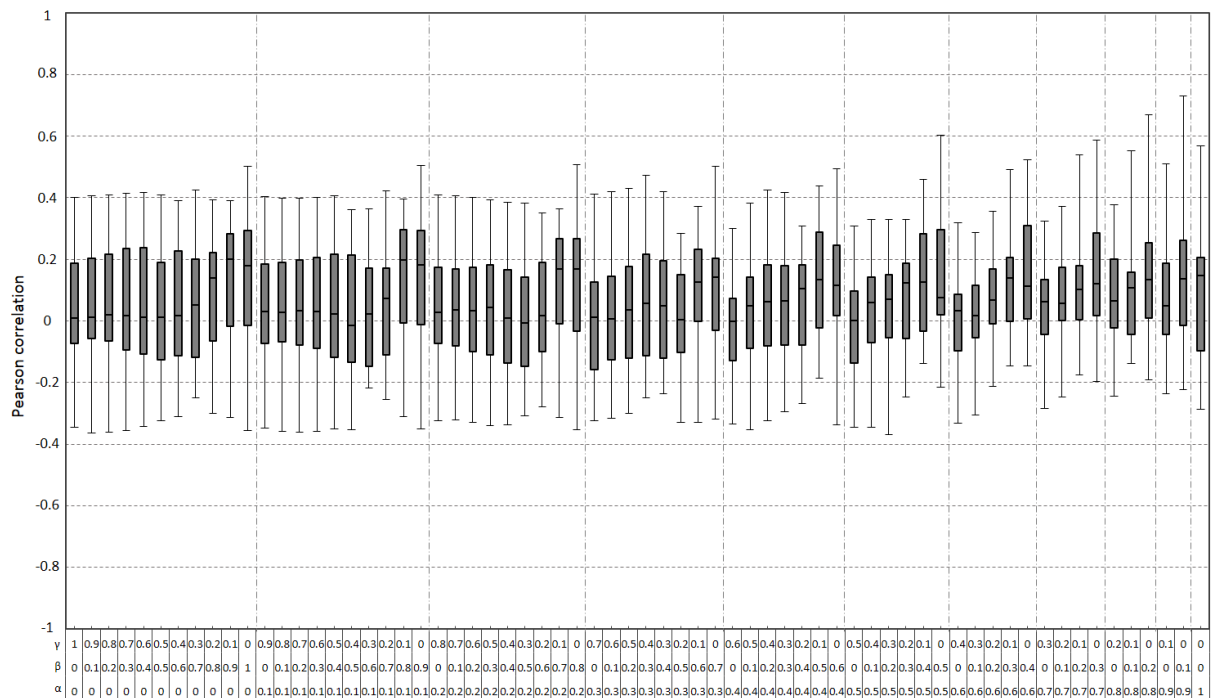


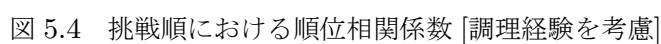
図 5.3 調理経験を考慮しない順位相関係数

存度が高く組合せへの依存度が低いといえる。逆に、一点鎖線の範囲で相関係数が下降していれば組合せへの依存度が高く、調理法への依存度が低いといえる。

調理経験を考慮した順位相関係数である図 5.2 では、一点鎖線の範囲で相関係数が上昇している。即ち、調理経験を考慮した場合では、調理法への依存度が高く、組合せへの依存度が低いといえる。一方、調理経験を考慮しない順位相関係数である図 5.3 では、一点鎖線の範囲で少しの上昇はみられるが、係数への依存度は偏っていない。

次に、算出した調理経験を考慮した場合の順位相関係数を 3 つに指示ごとに分けて詳細に分析する。結果を図 5.4, 5.5, 5.6 に示す。

挑戦順における相関係数である図 5.4 では、一点鎖線の範囲で相関係数が上昇している。即ち、調理経験を考慮した場合では、調理法への依存度が高く、組合せへの依存度が低いといえる。さらに、横軸を右に移動するとともに相関係数が上昇していることから、食材への依存度も高いことが伺える。



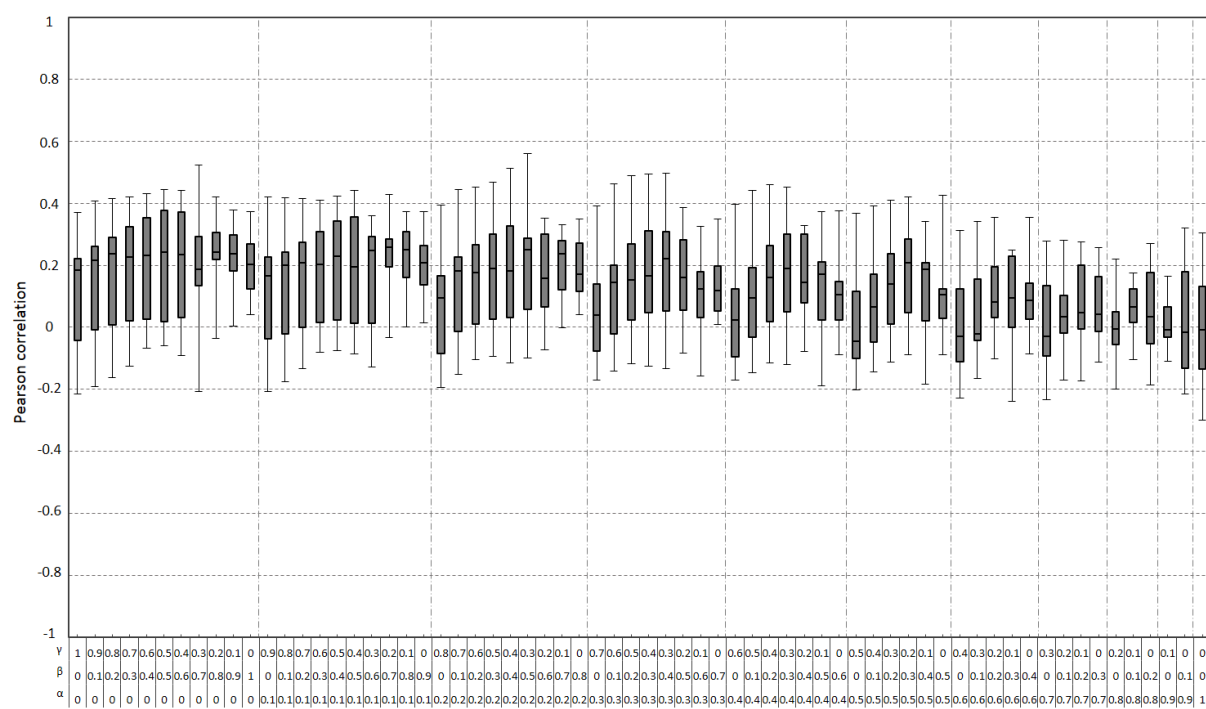


図 5.6 馴染み順における順位相関係数 [調理経験を考慮]

第 6 章

考察

利用者の調理行動に合わせた調理レパートリーを拡大するために、用途に合わせたレシピ選択における食材と調理法における重みや、組み合わせを追加したことによる影響、3つの指示における挑戦度順について考察する。実際の推薦では、全ての調理者における相関係数全体の実態を示す中央値が最も高い係数を適応し、調理者の選択したチャレンジ度のレシピを推薦する。また、チャレンジ度は調理者の調理経験からみたレシピの挑戦度合いであることから、3つの指示において挑戦順の係数を推薦に用いる。

まず、調理経験を考慮することによる相関係数の傾向を考察する。四分位法の中央値は調理経験を考慮した場合の相関係数が高くなった。調理経験を考慮することにより、調理者の挑戦度合いとチャレンジ度の相関が高くなったといえる。次に、調理経験を考慮することによる係数への依存度について考察する。調理経験を考慮しない場合に対して、考慮した場合では調理法への依存度が高くなっている。調理法の調理経験を考慮することにより、相関係数が上昇している。

さらに、調理経験を考慮した場合の順位相関係数を3つの指示ごとに分けた挑戦順について考察する。挑戦順では、相関係数の中央値が最も高かった係数は $[\alpha, \beta, \gamma] = [0.3, 0.7, 0]$ で0.342であった。食材と調理法それぞれの依存度が高くなっており、逆に、組合せの係数 γ の上昇に伴い相関係数が低下した。図 4.2 における組合せの定番度 *ICF* は、上位のごく一部のみ傾きが急峻である、全体の一割を超えたあたりから傾きがなだらかになっている。つまり、上位一部の組合せにスコアが偏っているため、その一部が出現することの影響が大きくなっている。逆に、傾きがなだらかになっている多くの組合せ同士では、スコアの差が小さくなっている。組合せは食材と調理法に比べて件数が多く、ほとんど出現しない組合せが全体の多くを占めていると考えられる。組合せの依存度による順位相関係数の上昇のためには、表記ゆれ対策の向上等、精度の高い組合せの抽出が求められる。

第 7 章

結論

7.1 まとめ

本論文では，調理者に合わせたレパートリー拡大のために，これまでの調理履歴から調理経験を推定し，調理者に合わせたレシピ推薦を行うシステムを作成し，定番度に基づくレシピ推薦システムについて考察した．また，調理者の調理経験のあるレシピに含まれる食材と調理法を抽出し，レパートリー拡大手法を提案した．

レシピスコアと食材スコアを用いた調理経験の推定として，調理経験値であるレシピ経験値と食材経験値の算出法を述べた．この際に，食材の標準的な使用量を取得するため，対応表を用いて変換を行った．そして，レシピ経験値と調理経験値に対して，全体のレシピのレシピスコアと食材スコアを対応付けることで，調理経験値に基づく推薦を実現し，レシピ推薦の戦略を述べた．これらの推薦手法の実装として，レシピ推薦システムを提案した．提案システムを用いた評価実験では，実際にアンケートの回答を元に調理経験値の推定と，レシピ推薦の結果を示した．

レパートリー拡大のためのレシピ推薦手法では，食材と調理法，それぞれの組合せについて定番度を算出した．定番度を用いて，優先的に経験すべき食材と調理法，組合せについてチャレンジ度を算出することで，調理者の調理経験に基づきレシピを推薦する．実際のレシピデータを使用し，食材と調理法の定番度を算出した．調理者の調理経験に基づく負担と調理すべき優先さを考慮したレシピ推薦を用い，レパートリー拡大のために選択するレシピの食材と調理法の関係性を分析することで，利用者の調理行動に合わせた調理レパートリー拡大手法についても考察した．調理経験を考慮したことで，調理者のレシピへの挑戦度合いとチャレンジ度との相関が向上した．より相関の高いチャレンジ度を用いることで，状況に合わせた推薦が可能となり，調理者に合わせたレパートリー拡大を実現できる．

7.2 今後の課題

今後の課題として、実験参加者による影響を軽減するために、多くの参加者で実験を行う必要があると考えられる。また、調理経験は数件のレシピに含まれる食材、調理法、組合せを抽出した。実際の調理経験を詳細に抽出することで、調理経験を考慮しない場合と考慮した場合の差は広がると考えられるため、食材と調理法、組合せの調理経験を個々に抽出することが挙げられる。

謝辞

本論文は、筆者が筑波大学大学院図書館情報メディア研究科博士前期課程に在籍中の研究成果をまとめたものである。同研究科の佐藤哲司教授には主指導教員として、卒業研究から3年間にわたりご指導をいただいたこと、謹んで感謝申し上げます。上保秀夫准教授にも、副指導教員として、ご指導いただき大変感謝しております。

また、佐藤研究室の先輩である山本修平さんには、多くの指導を受け、研究以外でも助けていただき感謝しています。佐藤研究室の後輩である清野悠希さん、玉田雄基さん、安部高城さん、鈴木悠太さん、拓殖大さんには研究室内外において非常にお世話になりました。共に佐藤研究室で学べたこと感謝しています。

本研究を最後までやり遂げることができたのは、先生方、先輩方、後輩たち、同期の皆様ののおかげです。本当にありがとうございました。

本研究の一部は、JSPS 科研費 25280110 の助成を受けたものです。本研究の評価に際し、クックパッド株式会社から提供を受けた、COOKPAD のデータを利用しています。ここに記して謝意を示します。

参考文献

- [1] クックパッド株式会社. クックパッド レシピ数が 150 万品を突破！特別企画『ありがとう！みんなの 150 万レシピ』を実施, <https://info.cookpad.com/press/2013/0711/> (July. 2013)
- [2] 杉本和香奈, 佐藤哲司. 既存レシピを活用した並行調理スケジュール法の提案と評価, 電子情報通信学会 他共催, 第 5 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム DEIM2012 論文集, E8-1 (Mar. 2012).
- [3] 山本 修平, 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 食材調理法の習得順に関する一検討, 電子情報通信学会, 信学技報, DE2013-38, pp. 31-36 (Sept. 2013).
- [4] Reiko Hamada, Ichiro Ide, Shuichi Sakai, Hidehiko Tanaka. Structural analysis of cooking preparation steps in japanese, Proceedings of the fifth international Workshop on Information retrieval with Asian languages(IRAL2000), pp. 157-164 (Oct. 2000).
- [5] 杉山祐一, 山肩洋子, 田中克己. 手順情報としてのレシピデータに対する類似レシピの要約と微小で重要な差異の発見, 電子情報通信学会 他共催, 第 5 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム DEIM2013 論文集, D3-5 (Mar. 2013).
- [6] Fang-Fei Kuo, Cheng-Te Li, Man-Kwan Shan, Suh-Yin Lee. Intelligent menu planning: recommending set of recipes by ingredients. Proceedings of the ACM multimedia 2012 Workshop on Multimedia for cooking and eating Activities(CEA'12), pp. 1-6 (Nov. 2012).
- [7] Han Su, Ting-Wei Lin, Cheng-Te Li, Man-Kwan Shan, and Janet Chang. Automatic Recipe Cuisine Classification by Ingredients. 6th International Workshop on Smart Technology for Cooking and Eating Activities (CEA'14), in conjunction with ACM UbiComp 2014 (Sept. 2014).
- [8] 上田真由美, 石原和幸, 平野靖. 食材利用履歴に基づき個人の嗜好を反映するレシピ推薦手法. 日本データベース学会 letters, Vol. 1, pp. 29-32 (Mar. 2008).
- [9] Jill Freyne, Shlomo Berkovsky. Intelligent Food Planning: Personalized Recipe Recommendation. Proceedings of the 15th International Conference on Intelligent user

- interfaces(IUI'10), pp. 321-324 (Feb. 2010).
- [10] 大山裕也, 塚原みな, 中内靖. ユーザの調理スキルを考慮した調理支援システムに関する研究. 一般社団法人日本機械学会, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集 (ROBOMECH'09), pp.2A2-H08 (May. 2009).
- [11] Peter Forbes, Mu Zhu. Content-boosted Matrix Factorization for Recommender Systems: Experiments with Recipe Recommendation. Proceedings of the 5th ACM conference on Recommender systems(RecSys'11), pp. 261-264, (Oct 2011).
- [12] J. Kleinberg. Authoritative sources in a hyperlinked environment. Journal of the ACM, Vol. 46, No. 5, pp.604-632 (Sept. 1999).
- [13] 中岡義貴, 杉本和香奈, 佐藤哲司. 既存レシピを活用した並行調理支援に関する提案, 電子情報通信学会, 技術研究報告, データ工学と食メディア (Jun. 2012).
- [14] 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 調理レパートリー拡大のための戦略的レシピ推薦法の提案, 電子情報通信学会 他共催, 第 5 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム DEIM2013 論文集, D3-1 (Mar. 2013).

発表論文

国内査読付会議論文

- 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 食材の偏りと調理法に基づくレパートリー拡大のためのレシピ推薦システムの提案, 情報処理学会, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2014) シンポジウム, 新潟県月岡温泉, 7F-1, pp. 1653 - 1660 (July, 2014).
- 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 定番度に基づくレシピ推薦システムの提案, 情報処理学会, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2013) シンポジウム, 4H-4, pp. 1083 - 1089 (July, 2013).

国内会議論文

- 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 利用者の調理経験に基づく調理レパートリー拡大手法の提案, 電子情報通信学会, 信学技報, DE2014-33, pp. 57-62 (Sept. 2014).
- 中岡 義貴, 佐藤 哲司. レパートリー拡大のための戦略的レシピ推薦システムの実装と評価, 電子情報通信学会, 信学技報, DE2013-37, pp. 25-30 (Sept. 2013).
- 山本 修平, 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 食材調理法の習得順に関する一検討, 電子情報通信学会, 信学技報, DE2013-38, pp. 31-36 (Sept. 2013).
- 中岡 義貴, 佐藤 哲司. 調理レパートリー拡大のための戦略的レシピ推薦法の提案, 電子情報通信学会 他共催, 第 5 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム DEIM2013 論文集, D3-1 (Mar. 2013).
- 中岡義貴, 杉本和香奈, 佐藤哲司. 既存レシピを活用した並行調理支援に関する提案, 電子情報通信学会, 技術研究報告, データ工学と食メディア, DE2012-1, pp. 1-6 (Jun. 2012).