

# Content-Free Image Retrieval を用いた 個人の嗜好を満たすレシピ推薦システム

妻鹿 悟<sup>†</sup> 上原邦昭<sup>‡</sup>

<sup>†‡</sup> 神戸大学 大学院 工学研究科

## 1 はじめに

本稿では、個人の嗜好推定に焦点を当て、嗜好に合った料理レシピを推薦するレシピ推薦システム [1] を提案する。本システムでは、まず、Content-Free Image Retrieval (CF) を用いてレシピ画像間の類似度を計測している。さらに、二種類の嗜好推定により個人の嗜好を推測し、CF で計測した画像間の類似度と照らし合わせることで、状況の変化に対応したレシピ推薦システムを構築している。

## 2 レシピ間の類似度計測

推薦システムにおいて重要なことは、「対象アイテム間の類似度を計測すること」と「個人の嗜好を推定すること」の二つである。ここで、本システムでは対象アイテムをレシピ画像と考えている。これは、一般的に人はレストランなどで食べたい料理を決める際にレシピ画像を基に味を推測しているという考え方に基いている。

画像間の類似度を計測する研究は様々行われているが、本システムでは、人の感覚に最も近い測定が可能な Content-Free Image Retrieval (CF) 手法 [2] を用いている。CF は、人々は共通の感覚を持っているため、あるユーザの感覚は別のユーザの感覚に派生可能であるという考え方に基いている。つまり、事前に多くのユーザの感覚 (フィードバック) を集めることにより、新規ユーザの求める物を推測可能である。

本システムでは、まず、多くのユーザがデータベース内の画像同士が似ているか、似ていないかのラベル付けを行っている。そして、それらのフィードバック情報から、Rényi のエントロピーを最大化することにより、条件付き確率  $P(x_i = 1|X_E)$  を求めている。ここで、 $X_E$  はユーザの嗜好、 $x_i$  はデータベース内のすべてのレシピを表している。したがって、条件付き確率の高いレシピがユーザの嗜好を最も満たす物となる。

Rényi のエントロピーを用いることにより、未知のデータに対して確率を一樣に分布可能であるという利点がある。しかし、Kanade ら [2] の対象画像は、動物など、ほとんどのユーザが同じ分類を行う可能性の高い対象だったのに対し、本システムでは人の価値観によって異なる分類をする可能性がある。本来、CF はある程度共通の感覚を持ったユーザが行うことによって正しい結果を得るものである。よって本システムでは、画像へのラベル付けの実験の際にユーザ同士がよ

り似た感覚を持つように配慮する必要がある。

## 3 個人の嗜好推定

料理における嗜好とは、「時間的に変化する解」であると考えられる。例えば、日本人の多くが朝食として食べたい物がご飯とみそ汁と納豆であるのに対して、それらを夕食に推薦した場合、多くの人は好まないだろう。これは、料理の嗜好が季節や時間帯などの外的要因に影響を受けやすいからである。また、それらの変化する解は好みの食材や料理に偏る傾向があると考えられる。これは、好みの食材を含む料理同士では、味や食感に類似する点が多いためである。例えば、キムチが好きな人は、キムチ独特の辛さと食感を持つ「豚肉のキムチ炒め」を好む可能性が高いだろう。したがって本システムでは、料理における嗜好を、好みの料理に偏らすための「好きな食べ物」と、時間的に変化させるための「今食べたい物」の二種類定義している。ここで、好きな食べ物 ( $X_{E_p}$ ) の条件付き確率を  $P_p(x_i = 1|X_{E_p})$ 、今食べたい物 ( $X_{E_t}$ ) の条件付き確率を  $P_t(x_i = 1|X_{E_t})$  としたとき、ユーザがレシピ  $x_i$  を好む確率は以下のように表せる。

$$P(x_i = 1|X_E) = \alpha P_p(x_i = 1|X_{E_p}) + (1 - \alpha) P_t(x_i = 1|X_{E_t}) \quad (1)$$

ただし、 $0 \leq \alpha \leq 1$  とする。

好きな食べ物は各個人が不変的に保持し、容易に想像できるため、データベースから検索可能である。しかし、今食べたい物は曖昧であるため、データベースから選択することは困難である。この場合、ジャンルなどのメタ情報を基に検索を行うことが望ましいと考えられている [3]。

したがって本システムは、データベース内の画像を複数のジャンルに分け、今食べたい物をそれらのジャンルから選択する。しかし、既存のジャンルである「肉」、「魚」、「フランス料理」などの分類では、ユーザの曖昧な嗜好に対して正しく結びつけることは難しい。これは、今食べたい物がイメージレベルであるため、語句による表現が複雑となるからである。よって本システムでは、人の感覚により近いジャンル分けが必要となる。

今、CF によってレシピ間に人の感覚に近い関係性を持たせているため、これらを用いてクラスタリングすることにより、曖昧な嗜好に対応できる。また、各レシピをノード、レシピ間の類似度をエッジの重みとして定義した時、レシピ全体を 1 つのグラフ構造として表現できる。したがって、グラフクラスタリングを用いることにより、類似度を考慮したクラスタリングが可能となる。しかし、CF では初めはデータ数が少ないために、本来類似度の高いレシピ間がエッジで結

Recipe Recommendation System Using Content-Free Image Retrieval to Satisfy User Preference

Satoru MEGA<sup>†</sup> and Kuniaki UEHARA<sup>‡</sup>

<sup>†‡</sup> Graduate School of Engineering, Kobe University

1-1, Rokkodai, Nada-ku, Kobe, 657-8501, JAPAN

<sup>†</sup>satoru@ai.cs.scitec.kobe-u.ac.jp <sup>‡</sup>uehara@kobe-u.ac.jp

ばれていない場面が多々ある。例えば、図1はデータ数が多い場合(a)と少ない場合(b)を示している。(a)と(b)共に2つのクラスタ( $\{a,b,c\}$ と $\{d,e,f,g\}$ )から構成されているが、(b)では、本来結びつくべきd-g間とe-g間がデータ数の少なさにより結びついていない。この時、最小エッジカット法を用いてクラスタリングを行った場合、(a)ではc-d間のみがクラスタリングされるのに対して、(b)では余分なg-f間もクラスタリングされてしまう。そこで本システムでは、少量のデータ数でもクラスタリング可能なGNアルゴリズム[4]を用いている。GNでは、各頂点間の最短経路が最も多く通る道(highest betweenness)を切り離す。つまり、それぞれの頂点が多く通る道はその道以外にクラスタ同士を接続する道がないため、それら2つのクラスタは密でなく、分離可能となる。GNアルゴリズムを用いた際、highest betweennessは(a)と(b)共にc-d間のみとなり、正しくクラスタリング可能となる。

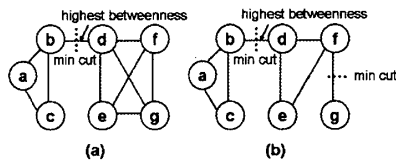


図1: グラフクラスタリングの例

#### 4 実験

まず、レシピ画像から構成されるデータベースを構築する。料理本より5ジャンルからランダムに238種類のレシピ画像を選択し、データベースに蓄えている。次に、フィードバックデータを蓄積する。データベース内からランダムに選択された20個のレシピ画像を整理して表示させ、ユーザはその内の1個の対象画像と類似するレシピ画像を、残りの19個の画像より選択する。しかし、類似するレシピを探す場合、類似する対象が味、色、食材、香りなど、複数の特徴を持つため、ユーザによってばらつきが生じてしまう。したがって、類似する対象を選択する際に、「対象画像のレシピが食べたいけど、食べられない場合に代わりに食べたい物」を選択するように指示した。これにより、感覚の違いによって本来偏りにばらつきが生じるレシピ間の類似度に対して、ある程度の偏りを持たせている。実験では、60人のユーザがそれぞれ1~30回画像の選択を行い、合計1000個フィードバックデータを蓄積した。

次に、ジャンル分け手法の評価を行う。既存のジャンルが4種類に対し、GNアルゴリズムを用いることにより、238個のレシピをより細かい16ジャンルに分類できた。また、あるジャンルに含まれるレシピを図2に示している。(a)と(c)は使用している主な食材が同じなのに対し、それ以外は全く別の食材を使用しており、これらは既存のジャンル分けでは別ジャンルに所属している。しかし、(b)と(c)は肉の味、また(c)と(d)と(e)は包んでいる皮の食感が似ているなど、味覚として類似する点が多々ある。このように、各ジャンルがそれぞれ特徴を持っており、既存のジャンル分けに比べてより感覚を持った分類が出来たと言える。

最後に、推薦レシピの有用性の評価を行う。図3では、好きな食べ物を3品、今食べたい物を1品選んだ際の推薦結果を示している。ここでは、 $\alpha = 0.7$ と

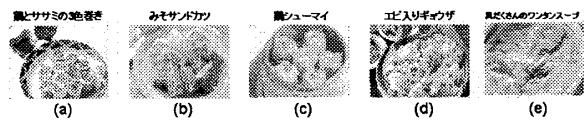


図2: ジャンル分け結果

し、今食べたい物に対する重みを大きくしている。また、その時の条件付き確率を表1に示している。(a)が最も高い確率を示しているが、これはジャンル分けによる確率が大きく影響しているためである。逆に(b)と(c)は、好きな食べ物と今食べたい物を両方加味した物であり、特に(c)は、好きな食べ物に含まれる肉系の物、また、今食べたい物に含まれるご飯物や辛い物といったように、お互いの要素を均等に持ったレシピであり、結果、それぞれの確率が共に50%に近い値を示している。このように、二種類の嗜好を共に満たすレシピを選択しているため、有益な推薦システムを構築したと考えられる。

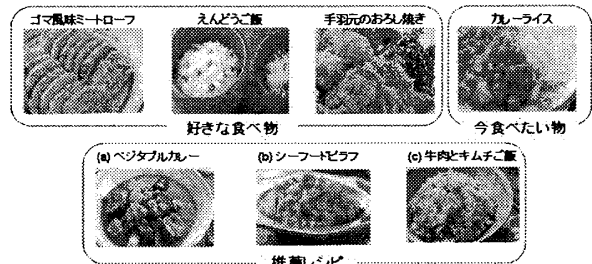


図3: 推薦レシピ結果

表1: 条件付き確率

	$P(x_i = 1   X_{E_p})$	$P(x_i = 1   X_{E_t})$	$P(x_i = 1   X_E)$
ベジタブルカレー	0.28	0.99	0.71
シーフードピラフ	0.40	0.66	0.55
牛肉とキムチご飯	0.53	0.41	0.46

#### 5 今後の課題

評価実験の実施と共に、本システムの心理学的評価を検討している。これは、本システムが人の感覚を主に用いているため、心理学の感覚を示す指標を取り入れることにより、本システムの論理的有用性が示せると考えたためである。また、その結果を基に更なる改善を加えることにより、人の感覚をより取り入れた推薦システムが構築可能であると考えられる。

#### 参考文献

- [1] S. Mega, Y. Fadil, A. Horie and K. Uehara, "AS-SIST in Cooking: Action Support System for Interactive Self-Training", *International Journal of Semantic Computing* (2008).
- [2] T. Kanade and S. Uchihashi, "User-Powered "Content-Free" Approach to Image Retrieval", *Proc. of Intl. Symp on DLKC*, pp. 24-32 (2004).
- [3] S. Pauws and B. Eggen, "PATs: Realization and User Evaluation of an Automatic Playlist Generator", *Proc. of ISMI '02*, pp. 222-230 (2002).
- [4] M. Girvan and M. E. J. Newman, "Community Structure in Social and Biological Networks", *National Academy of Sciences USA*, Vol. 99, No. 12, pp. 7812-7826 (2002).