

複数人での食事メニュー決定支援のための食事嗜好可視化システムの提案

Proposal of Meal Preference Visualization System for Supporting Decision

of Meal Menu by Multiple People

下室 孝平[†] 宮部 真衣[‡] 吉野 孝[†]

Kohei Shimomuro Mai Miyabe Takashi Yoshino

1. はじめに

複数人での食事は、コミュニケーションの場として重要である¹。しかし、複数人での食事メニューの決定においては、食事嗜好、食事をするときの環境および栄養価などを自分と他者について考慮する必要があり²[1][2]、1人で食事をする場合と比較して負担が大きいと考えられる。複数人での食事においては、個々人が食べたいものや食べられるものを考え、1つの飲食店や食事メニューのジャンルを決められることが望ましい。

マイクロブログの1つである Twitter では、日々多くの情報が発信されており、2016年9月における日本国内での月間アクティブユーザ数は約4,000万人³であると報告されている。これまでの我々の研究 [3] では、ユーザが発信するツイートには、飲食に関するツイートが平均14.9%含まれていることが分かった。そこで、Twitter から得られる個々人の飲食の嗜好に関する情報を用いて、食事をする複数人の食事嗜好を分析することができれば、食事メニュー決定の負担を軽減できると考えた。

本稿では、Twitter から得られる飲食に関するツイートを活用し、複数人での食事メニュー決定を支援する食事嗜好可視化システム「コノミックス」を提案する。また、提案システムの実現可能性を調査する。

2. 関連研究

苺米ら [4] は、栄養バランスを考慮したレシピをユーザに推薦するために、ユーザが食べた料理とその栄養バランスの情報が記録された食事ログを可視化している。食事ログを収集するために、ユーザは、今後食べる料理および既に食べた料理の検索を行う必要がある。

上田ら [5] は、食材の利用頻度と個人の嗜好を組み合わせ、食事レシピの推薦を行う手法を提案している。個人の嗜好の反映を目指す点は本研究と同様だが、ユーザの調理履歴の情報を利用する点および推薦する内容が具体的な食事レシピである点において、本研究と異なる。本研究では、調理した料理に関わらず、飲食について投稿が可能である Twitter を用いて、ユーザの食事嗜好を抽出する。

[†] 和歌山大学システム工学部, Faculty of Systems Engineering, Wakayama University

[‡] 諏訪東京理科大学 経営情報学部, Faculty of Business Administration and Information, Tokyo University of Science, Suwa

¹ 農林水産省「みんなの食育」,
http://www.maff.go.jp/j/syokuiku/minna_navi/topics/topics1.02.html
(2017/7/20 アクセス)

² 食事のメニュー、本当に自分で選んでいますか? 「食の環境」は「食」をどう変えるか (前篇), <http://jpress.ismedia.jp/articles/-/48168>
(2017/7/27 アクセス)

³ 【最新版】2017年6月更新! 11のソーシャルメディア最新動向データまとめ, <https://gaiax-socialmedialab.jp/post-30833/> (2017/7/20 アクセス)

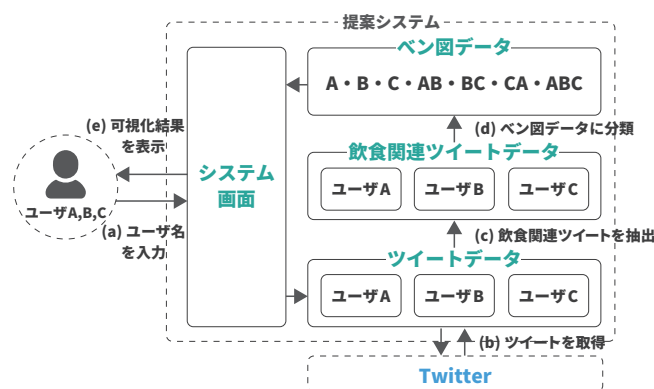


図1: 食事嗜好可視化システム「コノミックス」の構成

3. 複数人の食事嗜好可視化システム

複数人での食事メニュー決定を支援するため、複数人の食事嗜好を可視化するシステム「コノミックス」を提案する。本システムでは、複数人間の食事嗜好の一致や分布を視覚的に理解しやすくするため、ベン図を用いて可視化を行う。ベン図による表現は組み合わせる要素が4種類以上の場合、表示が複雑になり、ユーザがシステム画面を理解することが困難になると考えられる。そのため、提案システムでは、2人もしくは3人での食事を支援の対象とする。本稿では、3人（ユーザA、ユーザB、ユーザC）が共に食事をするときの本システムを使用する場合を例として述べる。また、ユーザの食事嗜好情報を分析するために、本システムではTwitterを活用する。Twitterには、ユーザの食事嗜好および飲食に関するツイートが存在する。食事嗜好可視化システムの構成を図1に示す。システムの処理の流れを以下に示す。

(1) 食事をするユーザのツイートの収集

ユーザは、食事を共にする3人のTwitterユーザ名をシステム画面に入力する（図1(a)）。提案システムでは、入力されたTwitterユーザ名をもとに、各ユーザが投稿したツイートを収集する（図1(b)）。

(2) 飲食関連ツイートの抽出

収集した各ユーザのツイートデータごとに、飲食関連ツイートを抽出する（図1(c)）。ツイート中に、飲食単語リスト⁴に含まれる飲食単語が「名詞」として使われている投稿を「飲食関連ツイート」とする。飲食関連ツイートの抽出は、日本語形態素解析シス

⁴ 文部科学省の食品標準成分表の食品名とWebサイト「イートスマート」をもとに作成した、4,181件の食品名が含まれるデータである。

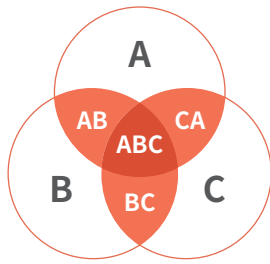


図 2: ベン図の要素

ム JUMAN++¹[6] を使用して形態素解析を行い、品詞分類を取得することで行う。投稿したツイート中に、飲食単語リストと一致する単語を含んでいるユーザは、その単語に興味があると見なす。

(3) ベン図データの作成とシステム画面への表示

3 人の飲食関連ツイートを同じ飲食単語ごとにまとめる。まとめた飲食関連ツイートについて、各飲食単語を発信したユーザに合わせて、飲食単語と対応する飲食関連ツイートをベン図データの 7 つの要素に分類する (図 1 (d))。図 2 に示したベン図データの各要素について以下に示す。

- 要素 A, B, C
それぞれユーザ A, B, C のみが興味をもつ飲食単語が入る。
- 要素 AB, BC, CA
それぞれユーザ A と B, B と C, C と A の間で一致する興味のある飲食単語が入る。
- 要素 ABC
ユーザ A と B と C の 3 人の間で一致する興味のある飲食単語が入る。

例えば、「ラーメン」という飲食単語を含む飲食関連ツイートをユーザ A とユーザ B が投稿しているとき、飲食単語「ラーメン」と、これに該当する飲食関連ツイートは図 2 の要素 AB に含まれる。これらの要素データをもとにベン図を作成し、システム画面に複数人の食事嗜好を可視化した結果を表示する (図 1 (e))。

システム画面を図 3 に示す。ベン図の各要素には、その要素に対応した興味のある飲食単語を表示する。表示する情報量が多すぎると、選択肢が増え、食事メニュー決定に要する時間が長くなると考えられる。そのため、表示領域を考慮して、ベン図の要素 A, B, C には最大 7 品、要素 AB, BC, CA, ABC には最大 5 品を今回は表示する。この表示件数については、今後検討が必要である。ベン図の各要素ごとに、よりユーザにとって興味が大い内容を表示するため、飲食単語に対応する飲食関連ツイート数が多いものから優先的に表示する。表示した飲食単語名をユーザが選択すると、その単語に対応した飲食関連ツイートが、投稿された日時とユーザ名とともに一覧で画面に表示され

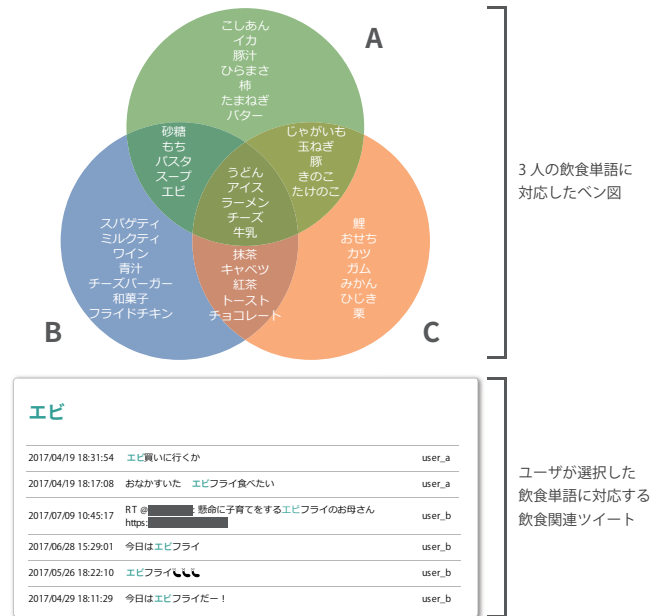


図 3: 食事嗜好可視化システム「コノミックス」の画面

る。これにより、ユーザは自分および食事をする他者が投稿したツイートを確認することができ、過去の発言を参照しながら食事メニュー決定のために話をするができる。また、飲食関連ツイート中の飲食単語名を色を変えて太字にして表示することにより、ユーザが確認しやすくなるようにした。図 3 のシステム画面では、ベン図の要素 AB に含まれる飲食単語「エビ」を選択したとき、「エビ」に対応する飲食関連ツイートが表示されている。

提案システムにより、ユーザ自身が気付いていない食の興味に対する気付きを与えることや、コミュニケーションの支援を行う。これにより、複数人での食事メニュー決定におけるユーザの負担軽減を目指す。

4. 提案システムの実現可能性に関する調査

4.1 調査背景

我々の研究 [3] より、ユーザが投稿するツイートには飲食関連ツイートが含まれることが分かっている。しかし、システムを利用する 3 人に対応したベン図を作成したとき、ベン図の各要素に飲食単語が存在するかは分からない。複数人で興味一致する飲食単語数が極端に少なければ、食事嗜好が一致せず、提案システムは機能しない。また、システムで表示する飲食関連ツイートの中に、飲食と関連しない誤って抽出されたツイートが多く存在すれば、提案システムを用いて食事嗜好の可視化を行うことができない。

そこで、ベン図の要素に含まれる飲食単語と、飲食関連ツイートについての調査のため、2 つの調査を行った。

4.2 調査 1: ベン図データに含まれる要素数

調査 1 として、提案システムを使用して 3 人で食事メニューを決定するときのベン図の各要素に含まれる飲食単語数を調べた。分析対象は、Twitter を日常的に利用している 20 代の大学生と大学院生の男性 7 人、女性 3 人の計 10 人のツイートデータである。TwitterAPI を利用したときのツイート取得数の上限が 3,200 件のため、今回は、各ユー

¹日本語形態素解析システム JUMAN++, <http://nlp.ist.i.kyoto-u.ac.jp/?JUMAN%2B%2B> (2017/7/23 アクセス)

表 1: ユーザ 10 人の飲食関連ツイート数と飲食単語数の平均と標準偏差

	ユーザ										平均	標準偏差
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10		
飲食関連ツイート数 (件)	116	184	117	144	195	193	350	114	140	234	178.70	68.94
飲食単語延べ数 (件)	156	225	133	186	280	282	474	176	191	307	241.00	95.26
飲食単語異なり数 (件)	89	106	55	101	134	133	141	78	100	121	105.80	25.88

表 2: ベン図データの各要素に含まれる飲食単語異なり数の平均と標準偏差

	最小値	最大値	平均	標準偏差
要素 1 の件数	13	89	47.58	16.61
要素 2 の件数	4	42	16.76	7.72
要素 3 の件数	14	40	24.71	6.59

要素 1: 要素 A, B, C をまとめたもの
 要素 2: 要素 AB, BC, CA をまとめたもの
 要素 3: 要素 ABC と同様のもの

ザの最新 (2017 年 7 月 13 日時点) ツイート 3,000 件を使用した。リツイートとリプライもユーザの興味を表しているという考えに基づき、これらもデータに含めた。ユーザそれぞれ 3,000 件のデータから、飲食関連ツイートを抽出した結果の平均と標準偏差を表 1 に示す。この結果から、調査対象データには 1 人あたり平均 178.7 件の飲食関連ツイートが存在し、飲食単語の延べ数は 241 件および異なり数は 105.8 件であることが分かった。今回、飲食単語リストの単語が「名詞」として使われているものを含むツイートを「飲食関連ツイート」としたが、この条件では飲食に関連しないツイートが飲食関連ツイートに含まれている可能性がある。この問題については、調査 2 で述べる。

10 人の抽出した飲食関連ツイートについて、10 人から 3 人を選ぶ組み合わせである全 120 通りのベン図データを作成した。図 2 で示した 7 つの要素 A, B, C, AB, BC, CA, ABC を 3 つの要素に分けた。3 つの要素は、要素 A, B, C をまとめた要素 1, 要素 AB, BC, CA をまとめた要素 2, 要素 ABC に対応する要素 3 である。120 パターンについて、要素 3 の総数は 120、要素 1 と要素 2 はそれぞれ 3 つの要素をまとめたため、総数は 360 である。各要素ごとの飲食単語異なり数の最小値、最大値、平均および標準偏差を求めた結果を表 2 に示す。結果から、要素に含まれる飲食単語異なり数の多さは、要素 1, 要素 3, 要素 2 の順になった。どの要素もばらつきはあるが、システム画面に表示する要素 A, B, C の各 7 品、要素 AB, BC, CA, ABC の各 5 品を上回る飲食単語が存在することが分かった。また、120 パターンのどのパターンの各要素においても、必ず 1 つは飲食単語が含まれていた。このことから、提案システムを使うことで、複数人の飲食関連の興味が一致する部分を探ることができる可能性があることが分かった。

4.3 調査 2: ベン図に含まれる飲食関連ツイートの正誤

ベン図データに含まれる飲食関連ツイートの多くを飲食関連ではない誤ったツイートが占める場合、提案システムはユーザの食事嗜好を可視化できるとは言えない。そこで、

提案システムの食事嗜好可視化の可能性について調べるため、飲食関連ツイートの内容を調査した。

分析対象として、調査 1 と同様の 10 人それぞれの 3,000 件のツイートデータから 3 人のデータを選ぶ組み合わせである 120 パターンのベン図データを使用する。この 120 パターンの中で飲食単語異なり数が最大の組み合わせ、最小の組み合わせおよび中央値の組み合わせである 3 つのベン図データを用いた。3 つのベン図データについて、システム画面に表示する要素 A, B, C の各 7 品、要素 AB, BC, CA, ABC の各 5 品の飲食単語と対応する飲食関連ツイートの正誤を著者が判定した。飲食関連ツイート中で、飲食単語が食品名や飲食店名として使われていれば、そのツイートは正しく、使われていなければ誤りであると判定した。例えば、「朝ご飯にパン屋の食パン食べたけどやっぱりパン屋のパンだわ」というツイートは、「パン」という飲食単語が食品の意味で使われていると考えられるため、飲食関連ツイートとして正しいと見なす。一方、「心はいつでも短パンこぞうだからな…」というツイートでは、衣服の短パンという単語の一部であるため、誤りと判断する。

調査結果を表 3 に示し、誤りと判断したツイートの例とその理由を以下に示す。

- もちろん今の選択肢も満足してるんだけどね
(食品の「もち」が「もちろん」という副詞の一部として使われている)
- 図書館に某 SNS オープンソースの本が 1 冊もなかった
(調味料の「ソース」がソフトウェアの意味で使われている)
- 驚くひらまささんかわいい
(魚の「ひらまさ」が人物名として使われている)

誤った抽出の原因は、形態素解析の区切りミス、別の飲食単語およびあだ名や人物名としての使用である。また、ベン図に含まれる飲食関連ツイート数は、飲食単語異なり数が最小の場合で 230 件、中央値の場合で 231 件、最大の場合で 371 件となった。各飲食関連ツイート数に占める誤り件数の割合は、飲食単語異なり数が最大の場合、中央値の場合、最小の場合の順に増加した。我々の研究 [3] では、本稿とは異なる Twitter ユーザ 10 人が発信した各ツイートについて、抽出した飲食関連ツイートがどのような内容であるかを確認しており、飲食に関連しないと分類されたものの割合は 14.9% だった。この値は、本調査結果で示した誤り件数割合の範囲に含まれている。誤った飲食関連ツイートが存在しても、食事メニュー決定のきっかけとなる可能性があるため、飲食関連ツイートとして正しいものと誤ったものが混在していても問題はない。しかし、提案システム

表 3: 飲食関連ツイートに含まれる誤りの割合

	飲食単語数	飲食関連 ツイート数	誤り件数 (割合)
最小値	161	230	96 (41.7%)
中央値	218	231	44 (20.8%)
最大値	268	371	48 (11.9%)

割合: 各飲食関連ツイート数に占める誤り件数の割合

によってより効率的に支援を行うためには、誤った飲食関連ツイートの抽出割合を減らす必要がある。そのため、飲食関連ツイートの抽出精度の改善と、システム画面で表示されたツイートに対して、ユーザ自身が不適切だと感じた場合に削除できる機能を実装する必要があると考える。

5. おわりに

本稿では、複数人での食事メニュー決定を支援する食事嗜好可視化システムを提案した。また、提案システムの実現可能性を調べるために Twitter ユーザ 10 人から 3 人を選び、120 パターンのベン図データを作成し、2 つの調査を行った。

調査 1 では、ベン図データに含まれる飲食単語数を分析した。120 パターンの全要素において飲食単語の存在を確認できたため、提案システムを用いて、複数人の飲食関連の興味が一致する部分を探ることができる可能性があることが分かった。調査 2 では、ベン図データに含まれる飲食関連ツイートの正誤について調査し、その抽出例と件数を示した。調査結果から、一定の正しい飲食関連ツイートが含まれており、複数人での食事メニュー決定に提案システムが使用できる可能性があることが分かった。

今後は、飲食関連ツイート抽出の精度改善を行う。また、提案システムを用いた食事メニュー決定の実験を行うことで、システムの利用可能性を検証する。

参考文献

- [1] 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 (2010).
- [2] Mayumi Ueda, Mari Takahata, Shinsuke Nakajima : Proceeding SPIM'11 Proceedings of the Second International Conference on Semantic Personalized Information Management: Retrieval and Recommendation-Volume 781, pp.98-105 (2011).
- [3] 下室 孝平, 灘本 明代, 荒牧 英治, 宮部 真衣 : 食事メニュー推薦のためのマイクロブログを用いたユーザの食事嗜好・履歴推定手法の検討. 情報処理学会第 79 回全国大会 講演論文集, No.4, pp.369-370 (2017).
- [4] 苅米 志帆乃, 藤井 敦 : 食事ログにおける栄養バランスを考慮した食生活支援システム, 全国大会講演論文集 第 72 回 (「情報爆発」時代に向けた新 IT 基盤技術), pp.191-192 (2010).

- [5] 上田 真由美, 石原 和幸, 平野 靖, 梶田 将司, 間瀬 健二: 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.6, No.4, pp.29-32 (2008).
- [6] Hajime Morita, Daisuke Kawahara and Sadao Kurohashi: Morphological Analysis for Unsegmented Languages using Recurrent Neural Network Language Model, Proceedings of EMNLP 2015:Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pp.2292-2297 (2015).