

〔論文〕

好みの味の食品の順位化アルゴリズムの構築と 味の嗜好性の視覚化の可能性

江藤 信一*

Construction of the ranking algorithm of favorite taste food, and possibility
of visualization of taste palatability

Shinichi ETOH

Abstract

In this study, the author proposes an algorithm capable of visualizing the ranking of an individual's preferred food with regard to that individual's thoughts about food in a certain food category. The algorithm uses ELO rating to give a quantitative visualization of the food ranking based on scores of "preferred" or "not preferred" stated by the individual. This paper will present the results from an experiment conducted on the general public during an open campus event held at Kurume institute of Technology. And this paper will also discuss the possibility of using the algorithm to visualize an individual's preferred quality of favorite tastes using taste data for the food.

Keywords : Elo rating, Taste palatability, Taste sensor, Taste data

1. はじめに

食品メーカー、食品流通、食品小売業などの食品関連企業において、一般消費者に対して「おいしいものを提供する」、「より多くの消費者に購入してもらおう」ことを念頭に、食品開発および情報提供を行なっている。食品開発の場合、使われる材料の選定からレシピ、また消費者が食するシーンの設定、品質管理などを考慮し、開発を進めている。それと並行して食品の官能検査を実施し、官能評価による食品評価結果を新商品の開発に用いている。学術的研究においても、人の食品に対する嗜好性に関する研究は多数行なわれており、「おいしさ」の評価手法が検証されている。しかし、官能評価については、パネルの体調・気分・環境の影響、再現性などいくつか

の問題点¹⁾も指摘されている。またパネルが一般消費者である場合、前述の問題点に加え、「味の評価」といった専門性の必要な部分が含まれるため、真に食品の評価が行えるか難しい場合も考えられる。^{1,2)}

一般消費者がある食品アイテムを見て購入し、実際に食した場合、図1に示すように知覚的・認知的刺激を受け、それを食品アイテムの情報として記憶することとなる。この記憶はその他の同じカテゴリーの食品アイテムの記憶情報と比較・評価することで、無意識に順位化していると考えられる。この結果はその後の食品アイテム購入の際に重要な検討要因となり、購入の判断を下している。しかし、その順位がどのような基準で順位化されているかについては、本人も無意識のうちに行なっている場合がほとんどであると考えられるため、容易に取り

*情報ネットワーク工学科
平成25年9月2日受理

出すことはできない。ここで我々は個人の記憶の中の「順位」に対して「好みの味」という基準を提供し、その基準を元に食品アイテムを評価・判断させることで、「好みの味の食品アイテムの順位」を抽出することができるのではと考えた。

これより本研究は、一般消費者の記憶にある食品イメージから、2食品間の「好みの味の食品アイテム」の優劣を回答することで、それぞれに点数を振り分け、点数化によるカテゴリ内の食品順位化を行なうアルゴリズムを提案する。パネルの食品の「味」に対する記憶から、2つの食品アイテムに対する好みの味の優劣を回答することで、点数化・順位化し、視覚化することができる食品順位化アルゴリズムとなる。

本研究において、食品の順位化のために Elo Rating を用いる。Elo Rating は、チェスなどの2人制のゲームにおける実力の測定の算出に使われているものである。今回、個人にとっての食品アイテムの好みの味の優劣を食品アイテムの実力ととらえ、点数化する手法として用いる。

また上記の構築されたシステムは、久留米工業大学のオープンキャンパス（2013年7月20日、8月10日の2日間）において、来場者に対して順位化アルゴリズムを実施し、さらにそれに付随する味の嗜好性に関するアンケート調査を実施した。その結果から検証を行なう。

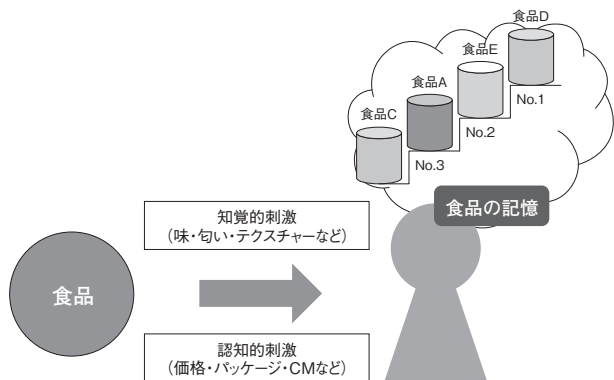


図1 さまざまな刺激を受けて、食品の順位が構築される

2. 好みの味の食品アイテムの順位化アルゴリズム

個人が思う食品アイテムの評価順位を視覚化することは容易ではない。単に複数のアイテムを提示し、並べ替えてもらう試行を行なっても、多くの人は迷ってしまい、その順位もはたして合っているか確認することは難しい。

本研究では、順位化を行なうために2つの食品アイテムに対しての好みの味の優劣を判断し、それを積み重ねることで最終的に順位化されるアルゴリズムを提案する。パネルが2食品アイテム間の優劣を判断することはさほど困難ではなく、複数の食品アイテムをその場で評価するよりも簡単に回答できると考えられる。ま

た本研究の順位化アルゴリズムでは、単純に2食品アイテム間の優劣による定性的な評価として処理するのではなく、優劣による点数付けを行ない、最終的に定量的な数値として食品アイテムの順位化を行なうアルゴリズムを提案する。その際の算出に Elo Rating を用いる。初期設定として、各食品アイテムには1400点を割り当て、それから2食品アイテム間で、好みの味という基準で優劣をつけることで、食品アイテムの点数が変動する。これを続け、最終的に複数の食品アイテムの点数が算出され、順位化される。

式(1)に Elo Rating における確率の算出式を示す。

$$E_{A(B)} = \frac{1}{1 + 10^{\frac{R_{B(A)} - R_{A(B)}}{400}}} \quad (1)$$

$E_{A(B)}$ は食品アイテム A もしくは B が優れた味だった場合の確率、 $R_{A(B)}$ は食品アイテム同士の比較前の点数を示す。優劣がついた段階で、 E_A および E_B が算出され、次の式(2)を用いて、食品アイテム A の比較後の点数が算出される。

$$R'_A = R_A + K(S_A - E_A) \quad (2)$$

R'_A は評価後の食品アイテムの点数、 K は係数、 S_A は優劣判定による結果（優の場合：1、劣の場合：0）である。本研究において $K=32$ とした。

このアルゴリズムのフローチャートを図2に示す。このように2食品アイテムが選ばれ、パネルに優劣判断をアイテムの組み合わせ数だけ行なうことで、好みの味の点数が算出され、順位が求められる。

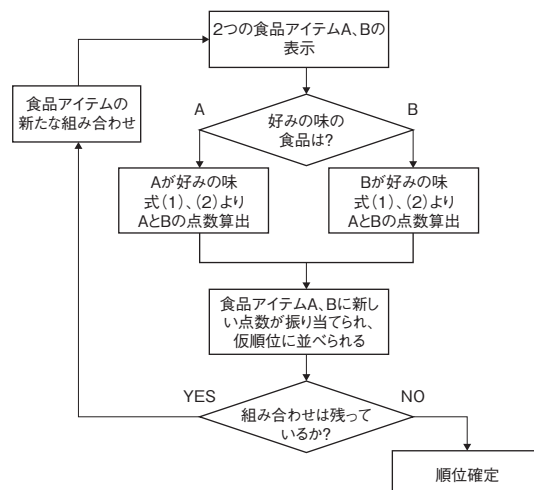


図2 順位化アルゴリズムフローチャート

図3に実際に順位化アルゴリズムを組み込んだプログラムを示す。今回、Microsoft の Visual Basic Editor を用いて具現化を行なった。図3の場合、緑茶を食品カテゴリとして選択し、そのカテゴリ内から5つの食品アイテムの画像を準備した（実際のプログラムではモザイクのない状態で表示する）。本プログラムの動作は、

まず食品カテゴリー内の食品アイテムからランダムに2品ピックアップし、図3のようにPC画面に表示する。パネルは、「Aが好き」もしくは「Bが好き」のどちらかを選択し、ボタンをクリックする。選んだ食品アイテムを「優」、選ばれなかった食品アイテムを「劣」とし、アルゴリズム内の Elo Rating を用いて算出を行なう。

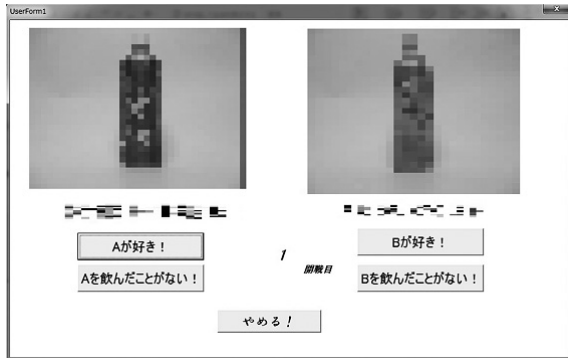


図3 順位化アルゴリズムプログラムの様子

ただし、AもしくはBの食品アイテムを食したことがない場合が考えられるため、「Aを飲んだことがない」もしくは「Bを飲んだことがない」のボタンを設け、該当する場合にはこちらをクリックする。本研究では飲んだことない食品アイテムは、アルゴリズムとしてどの食品アイテムよりも劣ると仮定し、自動的に劣判定を加えることで、その食品アイテムがふたたび評価画面に現れないようにする。これで、一つの組み合わせが終了となり、次の2食品アイテムの組み合わせがランダムに画面上に現れ、同じステップで優劣判定を行なう。今回のプログラムにおいて、5食品アイテムを用いているため、合計10回の優劣判定が行われる。10回の優劣判定が終わったのち、Elo Rating の算出結果から、5食品アイテムの順位が導き出されることになる。

3. オープンキャンパスにおける実施調査

前述のアルゴリズムを組み込んだプログラムは、2013年7月20日および8月10日に久留米工業大学キャンパスで行われたオープンキャンパス内にて、公開実験の形で来場者等にパネルとして参加いただき、個々の好みの味の順位化を実施した。その様子を図4に示す。また同時にパネルの属性および味の嗜好性に関するアンケート調査も実施した。今回、来場者が日常的に親しんでいる食品カテゴリーとして、緑茶・ブラックコーヒー・発泡酒・ビールの4カテゴリーを選定し、それぞれ5種類の食品アイテムをピックアップした。来場者は4つのカテゴリーの中から最も親しみのある食品カテゴリーを選択し、属性・嗜好性に関するアンケート調査実施後、順位化アルゴリズムプログラムを実施し、好みの味の順位化を体感してもらった。図5にアンケート調査表の抜粋を

示す。アンケート調査では性別・年齢・職業について、また各食品アイテムに対しての味の嗜好性を5段階評価で回答してもらった。図5に示す緑茶の調査表では、「濃さ」、「爽快感」、「甘味」、「渋み」に関して、5段階評価を回答いただいた。また順位化アルゴリズムプログラム後、順位結果についての感想・コメントも記載いただいた。



図4 オープンキャンパスでの様子

5 次の質問について、5段階評価で回答して下さい。 弱い やや弱い どちらともいえない やや強い 強い

■ このお茶を飲んだことはありますか? (Yes · No)

(1) このお茶の濃さはどのくらいと感じますか?

(2) 爽快感の強さはどのくらいと感じますか?

(3) 甘味の強さはどのくらいですか?

(4) 渋みの強さはどのくらいですか?

図5 アンケート調査の内容(抜粋)

4. 順位化アルゴリズムプログラムによる結果とアンケート調査結果

図6に今回の順位化アルゴリズムプログラムを体験したパネルの属性を示す。総数108名、男女比は6:4であった。オープンキャンパス内での実施ということもあり、高校生を含む若者層のパネルが顕著である。今回準備した食品カテゴリーの内、選ばれたカテゴリーは緑茶

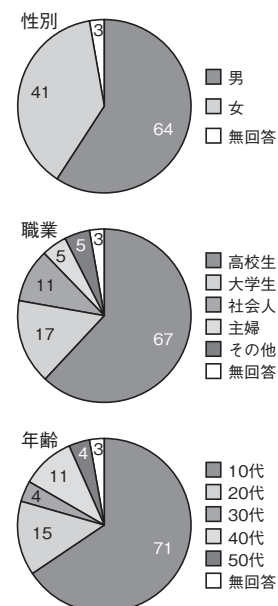


図6 順位化アルゴリズムプログラム体験者(108名)の属性

表1 5つの緑茶の銘柄

メーカー	名称
(株)伊藤園	緑茶A
コカ・コーラカスタマーマーケティング(株)	緑茶B
サントリーフーズ(株)	緑茶C
(株)伊藤園	緑茶D
キリンビバレッジ(株)	緑茶E

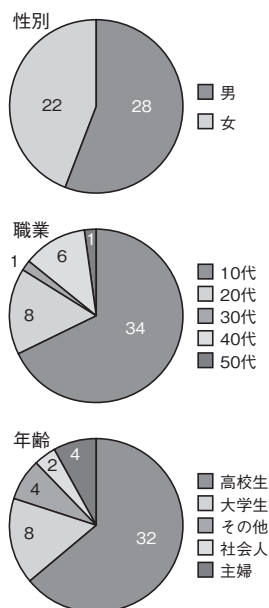


図7 緑茶を選択したパネル50名の属性

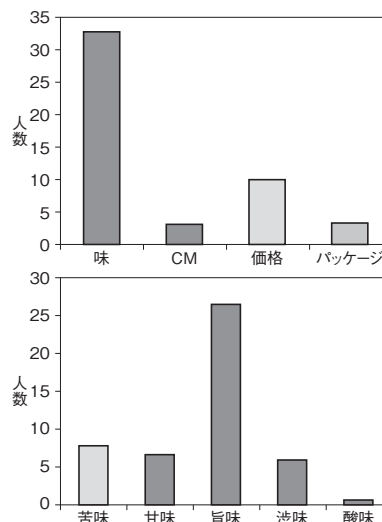


図8 緑茶を購入する際、重視する点（上）と着目している緑茶の味について（下）の結果

表3 順位化アルゴリズムプログラムによる緑茶の順位結果

パネル		A	B	C	平均	
食品 アイテム	緑茶A	点数	1429.19	1428.48	1401.44	1410.24
		順位	2	2	3	2
	緑茶B	点数	1369.58	1461.04	1461.01	1428.41
		順位	4	1	1	1
	緑茶C	点数	1458.92	1370.30	1367.98	1400.38
		順位	1	4	4	3
	緑茶D	点数	1341.60	1340.82	1341.68	1369.11
		順位	5	5	5	5
	緑茶E	点数	1400.71	1399.36	1427.90	1391.86
		順位	3	3	2	4

表2 各緑茶アイテムに対する味の嗜好性アンケート結果

		平均値	標準偏差
緑茶A	濃さ	2.90	0.78
	爽快感	3.34	0.65
	甘味	3.08	0.87
	渋み	2.76	0.79
緑茶B	濃さ	3.84	0.67
	爽快感	2.86	0.69
	甘味	2.68	0.99
	渋み	3.84	0.83
緑茶C	濃さ	3.52	0.67
	爽快感	3.18	0.65
	甘味	2.76	0.68
	渋み	3.34	0.74
緑茶D	濃さ	4.30	0.98
	爽快感	2.57	0.82
	甘味	2.19	0.90
	渋み	3.97	0.75
緑茶E	濃さ	2.91	0.88
	爽快感	3.41	0.92
	甘味	3.28	1.08
	渋み	2.74	0.97

83名、コーヒー22名、ビール1名、発泡酒2名であった。若者層が多かったこと、また5つの食品アイテムに対して飲んだことのないアイテムが多数あるパネルもあり、緑茶以外のカテゴリでは検証できるパネル数を確保できなかった。本研究では以後、緑茶のデータを用いた検証について述べる。

表1に、緑茶のカテゴリで準備した5つの食品アイテムの銘柄を示す。本稿では飲料メーカーのみを示し、銘柄は緑茶AからEとして表記する。一般的に親しまれているであろう食品アイテムを5つピックアップしている。しかし、実際に緑茶カテゴリを選択したパネルに提示してみると、「飲んだことのない緑茶」として複数のアイテムを回答するパネルも見受けられた。これは順位化アルゴリズムの検証として見た場合、Elo Ratingの算出等の検討に有効な回答としては使用できないと判断し、今回の緑茶による順位化アルゴリズムプログラムの検証において、飲んだことがない緑茶が2つ以上あるパネルの回答は含まないこととした。

図7に、先述の点を考慮して、緑茶カテゴリを選択し有効な回答を行なったパネル50名の属性を示す。また

表2に、50名のパネルが、各緑茶アイテムに対してどのような味を感じているか5段階評価の集計結果を示す。

「緑茶D」に対する評価においての「濃さ」と「渋味」の強さ、「甘味」の弱さ、続いて「緑茶B」の「濃さ」と「渋味」の強さが大きく表れている結果となった。

図8に、緑茶を購入する際に、重視する点と着目している味の質に対するアンケート結果を示す。6割のパネルが「味」を重視しており、しかも「旨味」を着目して緑茶を選んでいると回答した。また性別で見てみると、女性(22名)は、「味」を重視すると回答した人が85%以上、男性(28名)では50%となっており、女性がより「味」を重要視していることがわかった。特に20歳以上の女性は、ほとんど「味」を選択していた(92%)。

表3に、パネル数名の順位化アルゴリズムプログラムによって算出された食品アイテムの点数結果と、緑茶カテゴリ全体の食品アイテムの平均点数を示す。パネルごとに食品アイテムの点数化が行なわれ、この点数の大小により、好みの味の食品アイテムの順位が視覚化することができた。また食品アイテムの点数の平均を用いることで、集団として見た場合の好みの味の食品アイテムの順位も視覚化することができ、定量的に順位を算出することができたといえる。表3の点数結果より、パネル50名による食品アイテムの順位は、「緑茶B」、「緑茶A」、「緑茶C」、「緑茶E」、「緑茶D」の順となった。さらに食品アイテムの点数結果に関して、性別による違いをみると、女性(22名)の点数平均は、「緑茶B」：1418.85、「緑茶A」：1413.31、「緑茶E」：1402.84、「緑茶C」：1402.67、「緑茶D」：1362.32となり、1位から4位までの点数の差が縮まり、「緑茶E」と「緑茶C」では僅差で順位が逆転している。女性の方が好みの食品アイテム

の順位がばらけており、結果として点数の差が縮まり、順位変動が起こったといえる。

表4上に、先述のパネル50人の集計結果には加えていない別のパネル(X)の食品アイテムの点数結果を示す。順位化アルゴリズムプログラムを用いて、点数算出を行なうことによって、各順位はある程度の範囲内の点数に収束することが分かっている。その範囲を表4下に示す。一方、表4上に示すパネルXの食品アイテムの点数は、表4下の点数と比較してずれた結果となっている。特に「緑茶A」、「緑茶B」、「緑茶C」の点数はほぼ同じ値となっている。これはパネルXが、順位化アルゴリズムプログラムを体験した際に、好みの味の食品アイテムの判断を明確にできておらず、それによってElo Ratingによる算出結果が、表4下の点数に収束せず、3つの食品アイテムの点数が同じになってしまったといえ、結果として「好みの味」という基準に対して、はっきりとした判断ができないパネルを見つけることができたといえる。本研究において、A、B、Cの3つの食品アイテムを判定した場合、①A>B、②B>Cといった結果が得られた際に③A>Cという仮定を導入せず、アルゴリズムを構築した結果、パネルXのようなはっきりとした判断ができないパネルを見つけることができたといえる。これは従来行なわれているアンケート調査などでは見つけにくいパネルの特性であるといえ、パネルに対しての新しい評価ツールとして有効であることがわかる。実際に今回の実施中、数名のパネルがこのような結果となった。

5. 順位化アルゴリズムによる好みの食品アイテムの順位と味数値データとの親和性

本研究で、順位化アルゴリズムを提案し、具現化したプログラムを一般の人々を対象に「好みの味の食品アイテム」という基準のもと調査し、順位データを取得した。選ばれた食品アイテムをより定量的に分析するために、本研究では味覚センサを用いて測定された味数値データを利用した。味覚センサ(マルチチャネル膜電位計測型味覚センサ)は食品の味を評価するツールとして発明され、味の客観的な計測を可能にしたものである^{4,5,6)}このセンサは受容部に生体膜を構成する成分である脂質を用いたもので、化学物質自体の特徴を示す分析機器とは異なり、味そのものを出力するセンサである。センサの電圧出力パターンから味の質及び味強度を測ることが可能であり、言い換えると、狭義の味の測定が可能である。従来の分析機器では化学物質の異なる物理化学的特徴を検出したのに対し、味覚センサでは、異なる化学物質でも人が同じ味質に感じる物質は同じパターンを示すといった具合に、味そのものを測ることができる。今回使用した味数値データは(株)味香り戦略研究所にて測定され

表4 パネルXの順位化アルゴリズムの結果(上)と順位化アルゴリズムによる各順位の点数平均(下)

パネル		X	
食品アイテム	緑茶A	点数	1427.02
		順位	2
	緑茶B	点数	1427.06
		順位	1
	緑茶C	点数	1426.34
		順位	3
	緑茶D	点数	1365.47
		順位	4
	緑茶E	点数	1331.56
		順位	5
		平均点数	
		標準偏差	
1位		1459.64	1.32
2位		1429.83	1.35
3位		1399.85	1.12
4位		1370.08	0.97
5位		1340.60	1.09

表5 5つの緑茶の味数値データ

食品アイテム名称	酸味 A	苦味雑味／薬	苦味雑味／食	渋味刺激	旨味	塩味
緑茶A	2.17	0.92	2.07	3.39	0.6	-1.6
緑茶B	5.4	1.56	1.86	2.66	-0.54	-3.11
緑茶C	0.15	-0.95	-0.14	-1.2	2.8	3.82
緑茶D	6.82	-0.38	1.51	8.33	1.67	1.81
緑茶E	5.75	-0.18	0.69	-5.3	2.09	2.25

食品アイテム名称	にがり系苦味	苦味／薬	苦味／食	渋味	旨味コク	甘味
緑茶A	0.13	0.86	0.61	-0.07	1.11	28.14
緑茶B	0.17	0.62	0.62	0.12	1.48	20.95
緑茶C	0.08	0.61	0.37	0.83	1.42	17.2
緑茶D	0.05	1.15	0.55	4.99	3.5	2.38
緑茶E	0.02	0.98	0.31	-1.8	0.76	1.7

たものを提供いただいた。

表5に5つの緑茶の味数値データを示す。味覚センサは、センサプローブの特性により、12種類の味を測定することができる。緑茶においても12種類の味が数値として出力される。

これより表5の味数値データと順位化アルゴリズムプログラムによる結果およびアンケート調査結果から、好みの味の食品アイテムとの関連性を検証する。

順位化アルゴリズムプログラムにおいて、「緑茶B」が1位の食品アイテムとなったパネル21名の味の嗜好性結果をみると、「渋み」の評価は平均3.8となった。これは他の食品アイテムの「渋み」の評価よりも大きく、「緑茶B」の味の評価の特徴ともいえるものであり、「緑茶B」が1位となった要因の一つと考えられる。しかし、「緑茶B」の味数値データをみると、「渋味」の値は他の緑茶の味数値データと比較しても決して高いものではない。味覚センサによる「渋味」の評価は、緑茶に含まれるカテキン・タンニンによる渋味の強度を測定していることから、パネルが「渋み」として評価している味の質が、カテキン・タンニンによる渋味の強度だけでなく、別の味の質と混同して評価しているか、もしくは何らかのイメージに由来される「渋み」を評価している可能性が考えられる。

また同様に順位化アルゴリズムプログラムにおいて、「緑茶D」が5位の食品アイテムとなったパネル14名の味の嗜好性結果をみると、「濃さ」の評価は平均4.3となっており、他の緑茶と比較してもっとも高い評価となった。しかし、「緑茶D」が1位となったパネルも50名中8名もいることから、両極端の評価をもつ食品アイテムであることがわかった。「緑茶D」の味数値データをみると、全体的に味の強度が強く、これが好みの差が大きく表れている要因であると考えられる。

このように順位化アルゴリズムプログラムの結果と味数値データを照らし合わせることによって、パネルの味

の嗜好性評価との関係性を探ることが可能となり、食品関連企業において、さらなる消費者傾向の視覚化につながる可能性が十分に考えられる。また一般消費者の視点としても、食品アイテムの順位とそれに付随する味数値データをみることによって、これまで具現化が難しい自分の味の嗜好性を視覚化できることで、新しい発見につながると考えられる。

6. まとめ

本研究において、Elo Ratingを組み込んだ好みの味を持つ食品アイテムの順位化アルゴリズムを提案し、構築することを行なった。実際の一般消費者に市販食品の順位化を実施し、個人の中にある好みの味の食品アイテムの順位を視覚化することができた。

本プログラムを体験したパネルの感想として、「自分の好きな味を知ることができた」、「お茶の好みは意識したことがないが、好みの順位と合っていて驚いた」などがあがっている。また集団として順位を定量的に評価することによって、新たな食品評価ツールとしての可能性も見つけることができた。さらに味覚センサによる食品の味数値データと順位化アルゴリズムプログラムを融合することで、味の嗜好性の視覚化の可能性も示唆できた。また表4にて指摘した好みの味に対して曖昧な判断をしてしまったパネルの抽出において、三段論法的仮定をアルゴリズムに導入しなかったために可能となったもので、どのように使用していくか検討が必要である。

今後、本プログラムの改善を図りながら、さらに大規模な調査の実施を行ない、順位化アルゴリズムの構築を進める。

謝辞

本アルゴリズム実現に際し、プログラム化、アンケート調査にご協力いただいた久留米工業大学情報ネット

ワーク工学科の草牧すずかさん，甲野ひかりさん，原彰くん，本田彰寿くん，村山真智子さんに感謝致します。

また味数値データをご提供いただき，研究に協力いただいた(株)味香り戦略研究所に感謝致します。

参考文献

1. 相良泰行：食感性モデルによる「おいしさ」の評価法. 日本食品化学工学会. Vol. 56, No. 6, 317-325, 2009.
2. 山口和子, 高橋史人：食品の嗜好に関する研究（第2報）. 調理科学 Vol. 15, No. 2, 44-53, 1982.
3. 大富あき子, 田島真理子：現代の女子大学生の食物に対する嗜好と味覚感受性の関係について. 日本家政学会誌 Vol. 54, No. 5, 395-400, 2003.
4. K. Toko: Biomimetic Sensor Technology (Cambridge University Press, Cambridge, 2000)
5. K. Toko: Tech. Dig. Int. Conf. MEMS (2004) 201.
6. Shinichi Etoh, Lingyan Feng, Kenichi Nakashi, Kenshi Hayashi, Akira Ishii and Kiyoshi Toko: Taste Sensor Chip for Portable Taste Sensor System. Sensors and Materials, Vol.20, No.4, pp. 151-160, 2008.