

私たちはお土産にどのハッ橋を買えばよいのか

Which is the Best Yatsushashi Brand for a Souvenir?

高濱 隆輔 *1	大谷 直樹 *1	横井 祥 *1	荒井 智裕 *1	則 のぞみ *2	鵜飼 紀衣 *2
Ryusuke Takahama	Naoki Otani	Sho Yokoi	Tomohiro Arai	Nozomi Nori	Norie Ugai
		中澤 巧爾 *2	鹿島 久嗣 *2		
		Koji Nakazawa	Hisashi Kashima		

*1 京都大学工学部情報学科 計算機科学コース ソフトウェア基礎論分野
Machine Learning and Data Mining Research Laboratory, Department of Computer Science,
Undergraduate School of Informatics and Mathematical Science, Faculty of Engineering, Kyoto University

*2 京都大学大学院情報学研究科 知能情報学専攻 ソフトウェア基礎論分野
Machine Learning and Data Mining Research Laboratory, Department of Intelligence Science and Technology
Graduate School of Informatics, Kyoto University



図1 京都の美しい風景. 2013年4月に清水寺にて撮影.

1. はじめに

京都は寺社仏閣をはじめとする様々な観光名所を持ち、また四季折々の美しい風景(図1)が楽しめることもあって、旅行先として非常に高い人気がある。そんな京都を代表するお土産と言えまず頭に浮かぶのは生ハッ橋(以下ハッ橋と呼ぶ)であり、またハッ橋をお土産として貰って嬉しいと思う人も多い*1。しかしながら、ハッ橋にはかなり多くのブランドがあるため、我々はどれを買えばよいのかという問題にいつも悩まされている。

そこで本稿では、様々なハッ橋のブランドのうち、いったいどれがお土産として最も相応しいのか、あるいはど

れを買っても同じなのかという問いに答えるべく、数理モデルを用いた検証を行った。具体的には、先行研究[京都10]に基づき、京都市内で販売されているハッ橋のうち主要なもの11銘柄を、9人の評価者が実際に試食、評価を行い、これを

- (1) 勝率
- (2) 主固有ベクトル [Keener 93]
- (3) Bradley-Terry モデル [Bradley 52]
- (4) Crowd-BT モデル [Chen 13]

によって統合したランキングを行い、その結果を比較した。(4) Crowd-BT は評価者ごとの評価の偏りを考慮したモデルであり、ハッ橋のランキングと同時に、各評価者が平均的な好みとどの程度一致した味覚を持っているかというデータも得られた。実験の結果、(1),(2),(3)では京栄堂が、(4)では聖護院ハッ橋総本店が、それぞれ1位として評価されたため、京栄堂または聖護院ハッ橋総本店のハッ橋をお土産として買うとよいことが分かった。

本研究の貢献は以下の2つである。

- (1) 京都のお土産としてハッ橋を購入する際、どれを買うとよいかを示した。
- (2) 比較結果のデータ収集法として、漸進比較法を提案した。

本稿の構成は以下の通りである。第2章では本稿で扱うハッ橋ランキング決定問題を定義する。第3章では実験方法として、データを取得する方法について議論し、さらに取得されたデータからランキングを推定する方法を紹介する。第4章では実際に実験を行い、その結果と考察を与える。第5章では結論としてどのハッ橋がお土産として好ましいのかを示し、また今後の課題について述べる。

*1 クラウドソーシングサービス Lancers (<http://www.lancers.jp/>) にて 100 人に対してアンケートを実施したところ、「京都のお菓子のお土産としてまず頭に浮かぶもの」として全員がハッ橋と回答し、そのうち6割以上の人々が「京都のお菓子でお土産にもらいたいもの」としてハッ橋と回答した。

2. ハッ橋ランキング決定問題

はじめに本稿で扱うハッ橋ランキング決定問題を定義する。ハッ橋ランキング決定問題は、複数の人(評価者と呼ぶ)にハッ橋の美味しさ比較タスクの回答を依頼した結果を統合し、正しいランキングを導く問題である。

N 種類のハッ橋 $\{y_1, \dots, y_N\}$ および K 人の評価者 $\{a_1, \dots, a_K\}$ を考える。評価者 a_k によってハッ橋 y_i がハッ橋 y_j より美味しいと評価された場合、それを $y_i \succ_k y_j$ と表すこととする。また、評価者 a_k によって評価されたハッ橋のペアの集合 S_k を、 $S_k = \{(i, j) \mid y_i \succ_k y_j\}$ と定義する。ハッ橋 y_i はそれぞれ美味しさスコア s_i をもつとする。美味しさベクトル $\mathbf{s}$ を、 $\mathbf{s} = (s_1, \dots, s_N)^\top$ と定義する。

評価者によって回答された比較データ $S_1, \dots, S_K$ から、美味しさベクトル $\mathbf{s}$ を推定して、 s_i を降順に並べることでハッ橋の美味しさのランキングを得ることが我々の目的である。

3. 実験方法

3.1 データの取得

ランキングを推定するに際し、どのようにしてデータを収集するかを考える必要がある。ここで、実際にハッ橋を食べるという実験の性質上、オナカとコストに関する制約が調査方法を考える上で重要になることに注意しておかねばならない。つまり、評価者は無限にハッ橋を食べられるわけではないし、また無限のハッ橋を購入するお金を準備することもできないということである。

第一の案として、各評価者が全てのハッ橋に対し線形順序を与える方法が考えられる。これは、各評価者は全てのハッ橋 $y_1, \dots, y_N$ を食べ、その後好ましさの順に並び替えを行い、それを提出するという方法である。この方法では、各評価者は食べた全てのハッ橋の味を覚えておかねばならず、これはハッ橋の種類が大きくなると現実的には著しく困難である。

第二の案として、一対比較法が考えられる。これは、各評価者はハッ橋のペアを選択し、そのペアを構成する2種類のハッ橋を食べてどちらが美味しいかを提出するという方法である。ペアの比較は1人の評価者によって複数回行われる。この方法では、第一の案の問題点を解決することはできるものの、例えば20ペアの比較を行うには40個のハッ橋を食べる必要があり、先に述べたようにオナカの面でもコストの面でも厳しいことになるという問題点が生じてしまう。

そこで、第三の案として、我々は以下のようなデータの収集法、漸進比較法を提案する。評価者 a_i はまずハッ橋 y_1 を食べ、続いてハッ橋 y_2 を食べ、 y_1 と y_2 のどちらが美味しかったかを提出する。続いて評価者 a_i はハッ橋 y_3 を食べ、 y_2 と y_3 のどちらが美味しかったかを提出

する。以上の操作を繰り返すという方法である。この方法では、明らかに第一の案の問題点を解決できている。さらに、例えば20ペアの比較を行うには21個のハッ橋を食べればよいので、第二の案の問題点も解消できていることがわかる。

以下、データの収集には上に述べた第三の案の方法を用いることとする。

3.2 ランキングの推定

評価者によって回答された比較データから、美味しさベクトル $\mathbf{s}$ を推定するためのモデルを以下に示す。

(1) 勝率による推定

ハッ橋 y_i の勝率 R_i を式(1)で定義する。

$$R_i = \frac{w_i}{n_i} \quad (1)$$

ここで、 w_i はハッ橋 y_i が他のハッ橋より美味しいと評価された回数、 n_i はハッ橋 y_i が比較された回数をそれぞれ表す。ハッ橋 y_i の美味しさスコア s_i は、 $s_i = R_i$ と推定する。

(2) 主固有ベクトルによる推定

勝敗行列 A を、 i, j 要素が a_{ij}/n_i である行列として定義する。ここで、 a_{ij} はハッ橋 y_i がハッ橋 y_j よりも美味しいと評価された回数、 n_i はハッ橋 i が比較された回数をそれぞれ表す。keenerによる主固有ベクトルを用いたランキング法 [Keener 93] によると、ハッ橋の美味しさベクトル $\mathbf{s}$ は、以下の式(2)をみたす。

$$A\mathbf{s} = \lambda\mathbf{s} \quad (2)$$

つまり、美味しさベクトル $\mathbf{s}$ は、勝敗行列 A の固有ベクトルであると推定する。

(3) Bradley-Terry モデルによる推定

一対比較の確率モデルとしてしばしば用いられる Bradley-Terry モデル [Bradley 52] によると、ハッ橋の美味しさベクトル $\mathbf{s}$ は、以下の最適化問題を解くことによって得られる。

$$\max_{\mathbf{s}} \sum_{k=1}^K \sum_{(i,j) \in S_k} \log \left(\frac{e^{s_i}}{e^{s_i} + e^{s_j}} \right) \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^N s_i = 0 \quad (4)$$

(4) Crowd-BT モデルによる推定

味の評価には属人的な要素が多分にあり、評価者の評価の偏りを考慮するのが望ましい場合がある。例えば、極端に甘いものが嫌いな評価者は、全く甘くない珍しいハッ橋を常に他のハッ橋より美味しいと評価すると考えられるが、ハッ橋を食べたがっている人の多くが甘味を求めていることを考えると、これは一般的なランキングを求める際にノイズとなっ

てしまう。Crowd-BT モデル [Chen 13] は, Bradley-Terry モデルを, 評価者の評価の偏りを考慮するよう拡張したモデルである。このモデルによると, ハッ橋の美味しさベクトル $\mathbf{s}$ は, 以下の最適化問題を解くことによって得られる。

$$\max_{\boldsymbol{\eta}, \mathbf{s}} \mathcal{L}(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{s}) + \lambda \mathcal{R}(\mathbf{s}) \quad (5)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \eta_k \leq 1, \forall k \in \{1, \dots, K\} \quad (6)$$

式 (5) における $\mathcal{L}(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{s})$ および $\mathcal{R}(\mathbf{s})$ は, 以下のよう定義される:

$$\mathcal{L}(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{s}) = \sum_{k=1}^K \sum_{(i,j) \in S_k} \log \left(\eta_k \frac{e^{s_i}}{e^{s_i} + e^{s_j}} + (1 - \eta_k) \frac{e^{s_j}}{e^{s_i} + e^{s_j}} \right)$$

$$\mathcal{R}(\mathbf{s}) = \sum_{i=1}^N \left(\log \left(\frac{e^{s_0}}{e^{s_0} + e^{s_i}} \right) + \log \left(\frac{e^{s_i}}{e^{s_0} + e^{s_i}} \right) \right)$$

ここで, $\boldsymbol{\eta}$ は $\boldsymbol{\eta} = (\eta_1, \dots, \eta_K)^\top$ と定義される K 次元ベクトルで, η_k は $[0, 1]$ に値をとる, 評価者 a_k の好みは平均的な評価者の好みとどの程度一致しているかを表すパラメータである。値は 1 に近いほど平均的な評価者の味覚に近く, 逆に 0 に近いほど平均的な評価者の味覚から遠いことを意味する*2。

$\mathcal{L}(\boldsymbol{\eta}, \mathbf{s})$ は $\boldsymbol{\eta}$ を用いて Bradley-Terry モデルにおける目的関数である式 (3) を拡張した式である。また, $\mathcal{R}(\mathbf{s})$ は正則化項である。

上記の最適化問題を解くことによって, ハッ橋の美味しさベクトル $\mathbf{s}$ に加え, 評価者の好みの平均度のベクトル $\boldsymbol{\eta}$ も得られるため, ある評価者がどの程度平均に近い味覚を持っているのかという情報も付随的に獲得することができる。

4. 実験

お土産購入の意思決定の際に有用な知見を得るため, 実際に食べ比べを行い, 得られたデータから, 3.2 節に示した 4 通りの異なる手法を用いてハッ橋の美味しさのランキング推定を行った。

4.1 食べ比べ銘柄の選定

以下に述べる条件の下で実験を行う。

まず, 味・餡は, もっとも一般的で, ほとんど全ての銘柄が取り扱っている, つぶあん入り生ハッ橋のニッキ味とした。先行研究 [e 京都 10] に掲載されている銘柄から, 有名度や入手難易度を考慮して以下の 11 銘柄を選定した。

- 聖護院ハッ橋総本店 (東山丸太町)
- 本家西尾ハッ橋 (東山丸太町)

- おたべ (東山四条の遠藤魁春堂または南禅寺のおたべ順正)
- 井筒ハッ橋本舗 (三条河原町西)
- 御殿ハッ橋本舗 (京都大学医学部西)
- 京栄堂 (東山仁王門)
- 佐々木製菓 (東山ハッ橋本舗)(京都大学医学部西)
- ハッ橋屋西尾為忠商店 (銀閣寺)
- 本家ハッ橋 (銀閣寺)
- 御車ハッ橋総本舗 (京都駅)

なお, 以下の 6 銘柄については, それに続いて述べられる理由により, 実験の対象外とした。

- 京都八ッ橋庵: 本業が京刺繍の為
- 聖光堂ハッ橋総本舗: 店舗閉店のため
- 大石銀泉堂: 焼きハッ橋のため
- 白心堂: 五色豆のため
- 都ハッ橋本舗: 聖護院地区からの候補過多のため
- 京小町ハッ橋本舗: 検索しても情報が出てこないため

4.2 データの取得

11 銘柄のハッ橋に対し, 9 人の評価者が 3.1 節に示した方法でハッ橋を漸進比較し, どちらが美味しいと思ったかを記録した。これにより得られた結果を表 1 に示す (4.1 節で掲載した順とは不同)。表 1 の i 行 j 列の値が n であることは, ハッ橋 i がハッ橋 j より美味しいと判断した評価者が n 人いたことを表す。

4.3 ランキングの推定

3.2 節に示したランキングの推定方法に従い, 4 つの方法でランキングを推定した。各モデルで推定されたランキングを比較した結果を表 2 に示す。各モデルについて, ハッ橋ごとにどのようなスコアとランキングが推定されたかについては, 付録 A に掲載した。

また, Crowd-BT モデルによって推定された評価者の好みの平均との一致度のヒストグラムを図 2 に示す。一致度の具体的な値は, 付録 A に掲載した。

4.4 考察

表 2 より, 評価者の能力を考慮しないモデル ((1), (2), (3)) では, y_5 が最も美味しいハッ橋であると判断されているのに対し, 評価者の能力を考慮するモデル (4) では, y_{11} が最高位と評価されている。図 2 を見てみると, 9 人中 6 人は 1 に近い能力と推定されているのに対し, 明らかに平均とズレた味覚の持ち主が 3 人 (a_4, a_5, a_7) いることがわかる。これらの 3 人が「 y_{11} よりも y_5 のほうが美味しい」などと評価したことによって, 評価者の能力を考慮するモデルとそうでないモデルで 1 位のハッ橋が入れ替わってしまったのではないかと推測される。

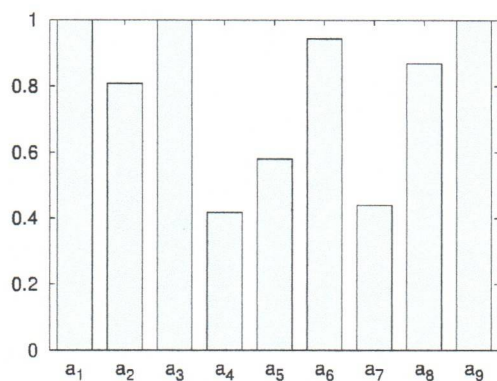
*2 厳密には, 1 であれば常に正しい答えを返す評価者, 0.5 であれば常にランダムな答えを返す評価者, 0 であれば常に誤った答えを返す評価者であることを意味する。

表1 本調査で収集したハッ橋の漸進比較結果. i 行 j 列の数値はハッ橋 y_i がハッ橋 y_j よりも美味しいと評価された回数を表す.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}
y_1		0	0	1	0	0	2	0	2	3	0
y_2	3		3	3	1	3	0	1	2	3	2
y_3	3	0		0	0	0	1	1	0	3	2
y_4	2	1	2		0	2	2	3	2	2	2
y_5	3	3	4	2		3	2	2	2	2	2
y_6	2	1	2	2	2		2	0	0	3	0
y_7	1	3	3	1	1	2		2	1	2	0
y_8	3	3	3	1	1	3	1		4	2	0
y_9	0	1	2	0	0	2	2	0		3	2
y_{10}	1	0	2	0	1	0	0	0	1		0
y_{11}	2	3	1	2	2	3	2	2	1	3	

表2 各モデルによるランキングの推定結果の比較. 1 行目は勝率, 2 行目は主固有ベクトル, 3 行目は Bradley-Terry モデル, 4 行目は Crowd-BT モデルによって, それぞれランキングを求めた結果を示している.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}
(1) 勝率	10	5	9	4	1	8	6	3	7	11	2
(2) 主固有ベクトル	10	3	9	5	1	7	6	4	8	11	2
(3) Bradley-Terry	10	5	9	4	1	7	6	3	8	11	2
(4) Crowd-BT	9	4	10	6	2	7	3	5	8	11	1

図2 Crowd-BT モデルによる評価者の好みの平均との一貫性の推定結果のヒストグラム. 各 a_i の値として η_i を表示している. η_i は式 (5), 式 (6) からなる最適化問題を解くことで得られたベクトル η の第 i 成分である. 値は 1 に近いほど平均的な評価者の味覚に近く, 逆に 0 に近いほど平均的な評価者の味覚から遠いことを意味する.

5. 結 論

本稿では, ハッ橋ランキング決定問題を定義し, 実験方法の紹介をしたのち実際に実験を行った. 結果として y_5 ないし y_{11} がお土産として好ましいという評価が得られたので, これらがどの銘柄なのかを発表する. y_5 は, 京栄堂(東山仁王門)*3*4, y_{11} は, 聖護院ハッ橋総本店

(東山丸太町)*5である.

聖護院ハッ橋総本店はハッ橋の有名ブランドの一つであり, 京都の主要な観光地ではほぼ間違いなく取り扱われている. 対して京栄堂は京都市内に展開されるいくつかの店舗でしか取り扱われていない模様である. 従って, 時間はないが確固たるエビデンスに基づいて美味しいハッ橋を求める方は聖護院ハッ橋を, 誰もが知っている京都の代表的なお土産であるハッ橋の中でも一味違うところを見せつけていきたい方は京栄堂のハッ橋を, それぞれお土産として買って帰られるとよいのではないかと考えられる.

今後の課題として, 以下に2つの研究の方向性を示す.

第一に, ニッキ味のつぶあん入り生ハッ橋以外のハッ橋での食べ比べとランキング推定である. ハッ橋にはつぶあん入り生ハッ橋の他にも, あんとしてこしあんや抹茶あん, ハッ橋自体にも抹茶が練り込まれたものなど, 様々なバリエーションがある. それらに対して食べ比べを行い, ランキングを推定することで, お土産購入の際の意思決定を大きく助けることができると考えられる. さらに, ハッ橋だけではなく, 芋けんぴ, みたらし団子, あるいは天然水など, 我々の身の回りには選択が悩ましいものが溢れている. これらの選択における本研究の方法論の適用可能性検証は未解決の課題である.

第二に, 本稿でデータ収集の際に提案した漸進比較法

p01.html) を推している.

*5 <http://www.shogoin.co.jp/>

*3 <http://www.kyoeidou.jp/>

*4 主力商品として, つぶあん入りハッ橋を三笠の生地で包んだつつみ生ハッ橋(<http://www.kyoeidou.jp/product/>

の能動学習法の開発である。漸進比較法では次に選択するオブジェクトがさらに次のオブジェクトの選択に影響を与えるため、オブジェクトの選択に際し先読みを行う必要があるものと考えられる。これをアルゴリズムとして確立し、その有用性を確かめることで、より効率的なオンライン学習のアルゴリズムを提案できると考えられる。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、実験にご協力頂いた東京大学の木村大翼氏に感謝する。また、解析にあたり助言を頂いた産業技術総合研究所の神鳥敏弘氏に感謝する。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Bradley 52] Bradley, R. A. and Terry, M. E.: The rank analysis of incomplete block designs: I. the method of paired comparisons, *Biometrika*, Vol. 39, pp. 324–345 (1952)
- [Chen 13] Chen, X., Bennett, P. N., Collins-Thompson, K., and Horvitz, E.: Pairwise Ranking Aggregation in a Crowdsourced Setting, *Proceedings of the 6th ACM International Conference on Web Search and Data Mining (WSDM)* (2013)
- [e 京都 10] e 京都ねっと：[八つ橋食べ比べ] 八つ橋のお店紹介, 京都観光ポータルサイト <http://www.e-kyoto.net/special/348> (2010)
- [Keener 93] Keener, J. P.: The Perron-Frobenius Theorem and The Ranking of Football Teams, *SIAM Review*, Vol. 35, pp. 80–93 (1993)

◇ 付 録 ◇

A 各ランキングの推定方法に応じた推定結果

勝率によるランキングの推定結果を表 A.1 に、主固有ベクトルによるランキングの推定結果を表 A.2 に、Bradley-Terry モデルによるランキングの推定結果を表 A.3 に、Crowd-BT モデルによるランキングの推定結果を表 A.4 に、Crowd-BT モデルによる評価者の好みの平均との一致度の推定結果を表 A.5 に、それぞれ示す。

表 A.1 勝率によるランキングの推定結果. 1 行目の w_i はハッ橋 y_i が他のハッ橋より美味しいと評価された回数, 2 行目の n_i はハッ橋 y_i が比較された回数, 3 行目の R_i は $R_i = w_i/n_i$ と定義されるハッ橋 y_i の勝率をそれぞれ表す. また, 4 行目に R_i を降順に並べることによって得られるランキングを示す.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}
w_i	8	21	10	18	25	14	16	21	12	5	21
n_i	28	36	32	30	33	32	30	32	27	31	31
R_i	0.286	0.583	0.313	0.600	0.758	0.438	0.533	0.656	0.444	0.161	0.677
Ranking	10	5	9	4	1	8	6	3	7	11	2

表 A.2 主固有ベクトルによるランキングの推定結果. 1 行目の s_i は表 1 で表されるような勝敗行列の主固有ベクトルの第 i 成分である. また, 2 行目に s_i を降順に並べることによって得られるランキングを示す.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}
s_i	0.120	0.364	0.156	0.334	0.462	0.249	0.302	0.355	0.212	0.082	0.416
Ranking	10	3	9	5	1	7	6	4	8	11	2

表 A.3 Bradley-Terry モデルによるランキングの推定結果. 1 行目の s_i は式 (3), 式 (4) からなる最適化問題を解くことで得られたベクトル $\mathbf{s}$ の第 i 成分である. また, 2 行目に s_i を降順に並べることによって得られるランキングを示す.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}
s_i	-1.039	0.501	-0.895	0.562	1.200	-0.061	0.159	0.715	-0.228	-1.806	0.892
Ranking	10	5	9	4	1	7	6	3	8	11	2

表 A.4 Crowd-BT モデルによるランキングの推定結果. 1 行目の s_i は式 (5), 式 (6) からなる最適化問題を解くことで得られたベクトル $\mathbf{s}$ の第 i 成分である. また, 2 行目に s_i を降順に並べることによって得られるランキングを示す.

	y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	y_{11}
s_i	-0.540	1.549	-2.906	0.631	3.328	0.020	1.847	1.413	-0.434	-5.993	6.468
Ranking	9	4	10	6	2	7	3	5	8	11	1

表 A.5 Crowd-BT モデルによる評価者の好みの平均との一致度の推定結果. η_i は式 (5), 式 (6) からなる最適化問題を解くことで得られたベクトル $\boldsymbol{\eta}$ の第 i 成分である.

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7	a_8	a_9
η_i	1.000	0.808	1.000	0.418	0.580	0.944	0.440	0.869	1.000