

<令和6年度助成>

Temporal Dominance of Sensations 法データの機械学習を用いた未知の食べ合わせに対する嗜好予測

岡本 正吾

(東京都立大学 情報科学域)

1. 緒論

本研究は、食品摂取中の嗜好の時間変化を予測するための新しい枠組みを提案し、その有効性を検証した。具体的には、Temporal Dominance of Sensations (TDS) 法¹⁾および Temporal Liking (TL) 法²⁾によって得られる時系列データを対象として、機械学習手法により嗜好（主観的な美味しさ）の時間的推移を推定することを目的とした。食品の官能評価において、味覚・香り・口腔内感覚などの複数の感覚属性が摂取中にどのように変化し、それが嗜好の増減とどのように関係するかを理解することは極めて重要である。しかし、従来は感覚のダイナミクスと嗜好のダイナミクスを同時に扱うことは容易ではなく、また多数の食品ペアリングについて包括的に評価するには非常に多くの官能評価実験が必要となるという問題があった。本研究は、このような課題に対して、機械学習を活用することにより、実験コストを抑えつつ時間的な嗜好の変化を推定する方法論を開発する。

TDS 法は、時間経過とともに変化する占有感覚を逐次的に記録する方法であり、評価者は刺激摂取中に最も占有的であると感じる感覚属性を GUI に表示されたボタンの中から逐次選択する。一方で、TL 法は経時的な嗜好の変化を評定する手法であり、評価者はその時点における食品の好ましさを GUI に表示された数値尺度を選択することで報告する。両手法を同一食品に対して適用することにより、どの感覚が占有的となった際に嗜好が上昇/低下するかといった関係性を解析することが可能となる。しかし、食品開発の初期段階では検討すべき材料の組み合わ

せが多数存在するため、すべてについて TDS 課題と TL 課題を実施することは現実的ではない。本研究では、これらの問題を解決するため、機械学習モデルを導入し、TDS 課題の結果から TL 課題の結果を推定するというアプローチを試みた。また、食材の組合せという観点と制御性の容易さという観点から、クラッカーとスプレッドの食べ合わせを研究対象とした。

2. 実験方法

実験対象として、クラッカー 2 種類（プレーンおよびセサミ）、スプレッド 2 種類（ピーナツバターおよびイチゴジャム）を採用し、さらにそれらの組み合わせによるペアリング条件を設定した。したがって、単体の食品 4 条件とペアリング 4 条件の合計 8 試料について、評価者に TDS および TL 課題を実施した。参加者は試料を摂取しながら、最も占有的であると感じる感覚を TDS 法によって報告するとともに、その時点における嗜好を TL 法によって評価した。個々の評価者は、以上の課題を同一の試料に対し 3 回繰り返した。

実験参加者は、大学生 16 名であった。本実験のプロトコルは、東京都立大学日野キャンパス倫理委員会の承認（承認番号 R6-008 および R7-076）を経て実行に移された。実験参加者らは、書面でのインフォームドコンセントを提供のうえ、実験に参加した。

これにより、各試料について、占有感覚の推移と嗜好変化が同一時間軸で記録された。結果として、例えば香りや甘味が優勢となる時期に嗜好が上昇す

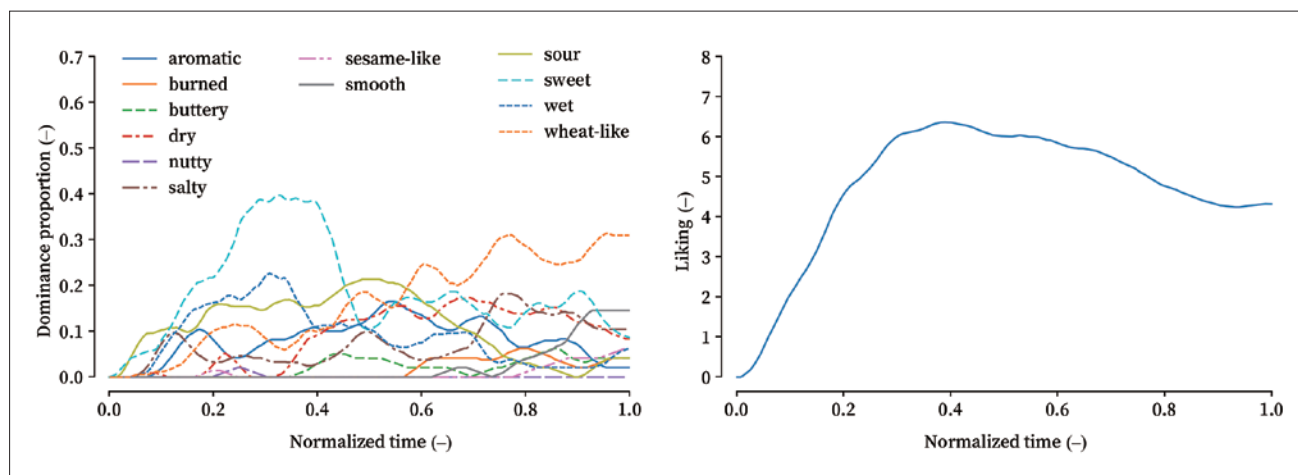


図1 プレーンクラッカーにイチゴジャムを塗って食べたときに報告されるTDSカーブおよびTLカーブ

るといった対応関係が観察された。また、クラッカーとスプレッドを食べ合わせたときに観察されるTDSカーブは、クラッカー単体およびスプレッド単体に対するTDSカーブとは異なるものであった。図1にプレーンクラッカーにイチゴジャムを塗って食べたときに報告されるTDSカーブおよびTLカーブを示す。

3. 機械学習 Reservoir Computing による TL カーブの予測

3.1 リサンプリングによるデータ拡張

官能評価データには量的制約という実際的な問題が存在する。TDSやTLの取得には多くの時間と人的リソースが必要であり、実験のコストも大きい。そのため、機械学習に適した規模のデータセットを収集することは容易ではない。本研究ではこの課題に対処するため、TDS時系列データのリサンプリングによるデータ拡張³⁾を行った。具体的には、16名の評価者らから16名を復元抽出によってリサンプリングし、それらの評価者らの結果からTDSおよびTLカーブを計算した。この作業を8種類の食品試料のそれぞれに対して100回ずつ適用した。結果として、800セットのカーブが得られた。これにより、モデルの過学習を抑制し、限られた実験データから汎化性能を有する予測モデルを構築することが可能となった。

3.2 Reservoir Computing モデルの計算

時間系列予測モデルとして、リカレントニューラルネットワークの一種であるリザーバーコンピューティングを採用した。この手法は、内部に非線形ダイナミクスをもつ「リザーバー」と呼ばれる層を構成し、その状態空間表現を線形回帰により読み出すものである。特徴として、通常の深層学習と異なりリザーバー内部の重みを学習させる必要がなく、出力層のみを学習するため、学習計算量が小さく、少量データでも安定したモデル構築が可能である。TDSデータを入力としてリザーバーに与え、その出力としてTL曲線を推定するモデルを設計した(図2)。モデルパラメータとしてはリザーバーサイズ、スペクトル半径などを複数条件で検討し、予測性能の違いを比較した。予測性能を評価するときは、評価対象となる食べ合わせ以外の7種類の試料(700サンプル)をモデルの学習に用いた。その後、評価対象となる食べ合わせの100サンプルのそれぞれについて、観測値と予測値を比較した。例えば、プレーンクラッカーとイチゴジャムの食べ合わせのTL値を予測する場合、モデル学習にはそれ以外の試料(プレーンクラッカーのみ、セサミクラッカーのみ、イチゴジャムのみ、ピーナツバターのみ、プレーンクラッカーとピーナツバターの食べ合わせ、セサミクラッカーとイチゴジャムの食べ合わせ、セサミクラッカーとピーナツバターの食べ合わせ)のTDSおよびTLデータを学習に用いた。

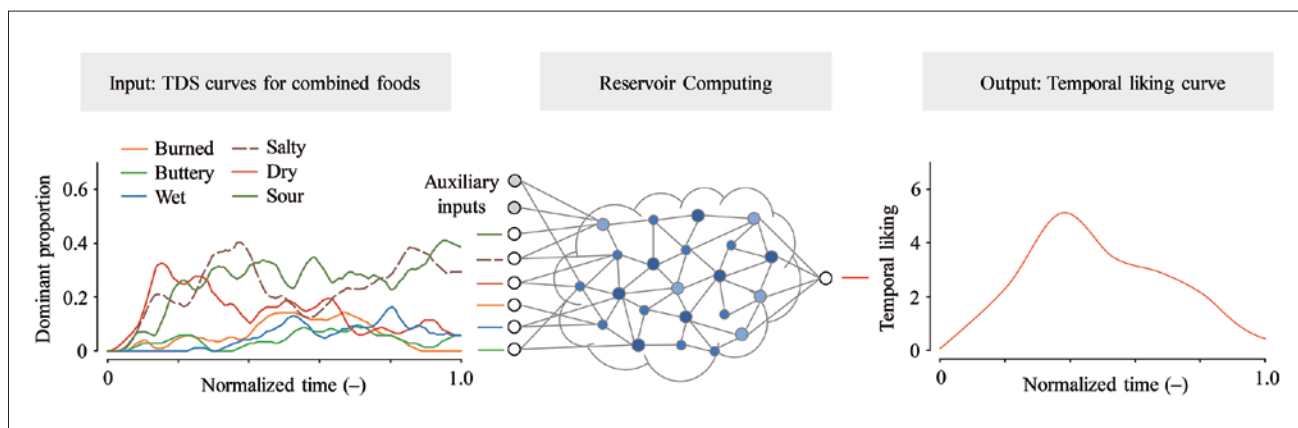


図2 リザーバーコンピューティングモデルと入力としてのTDSカーブ(左), 出力としてのTLカーブ(右)

表1 100 サンプル中の平均二乗誤差の中央値と最大・最小値

All pairs	Plain-Jam	Plain-Peanut	Sesame-Jam	Sesame-Peanut
0.46 (0.35~0.58)	0.42 (0.33~0.54)	0.40 (0.33~0.52)	0.45 (0.35~0.53)	0.59 (0.46~0.73)

4. 結果

モデルパラメータの選定により、9点尺度におけるルート平均二乗誤差の中央値が0.46となった。これは、9段階のTL評定値と比較して実用的といえる精度であり、時間的嗜好カーブの形状を概ね再現できることを示している。表1に、食べ合わせ別の平均二乗誤差の中央値を示す。同時に、100サンプル中の平均二乗誤差の最小値(最良値)と最大値(最悪値)を示す。

5. 結言

本研究の結果から、TDSデータをもとにTLの時間変化を推定するという枠組みが有効であることが確認された。特に、未知の食品ペアリングについても、直接TL値の測定を行わずに嗜好曲線を推定できる可能性が示された点は重要と考える。これにより、食品開発において多数の試作条件を検討する際に、すべてについて嗜好測定を行う必要がなくなるため、開発期間の短縮とコスト削減に寄与すると期待される。しかしながら、本研究で検証された食品の種類は限定的であり、手法の一般性を確認するた

めには他の食品での検証が今後必要である。

今後の課題としては、対象食品カテゴリの拡大、消費者層を考慮したモデルの構築などが挙げられる。また、本手法を産業利用するためには、実務者が容易に扱えるインタフェースの開発も重要である。これらを通じて、官能評価と機械学習の融合による新しい食品開発支援技術の確立を目指す。

この論文に記載された内容は、浦上食品・食文化振興財団から助成を受けて行った研究の一部である。他にもTDS法およびTL法のデータから両者の関係(Temporal Drivers of Likingとして知られ、美味しさの経時変化を決定する感覚要因)を予測するための研究を鋭意行っており、そのためのデータ取得をイチゴとコーヒーを対象に進めた。研究成果は追って、論文発表の形で公表する予定である。

最後に、本論文の内容の詳細は参考文献4)にてさらに確認できる。上記助成を受けて行われた研究の成果は、参考文献5)~7)にもまとめられている。

謝 辞

本研究の遂行にあたり、研究助成を賜りました公益財団法人 浦上食品・食文化振興財団に厚く御礼を申し上げます。

参考文献

- 1) International Organization for Standardization, ISO 13299: Sensory analysis—Methodology—General guidance for establishing a sensory profile, 2016.
- 2) Taylor, D. E. and Pangborn, R. M., Temporal aspects of hedonic responses, *Journal of Sensory Studies*, vol. 4, no. 4 pp. 241–247, 1990.
- 3) Okamoto, S., Bootstrap resampling of Temporal Dominance of Sensations curves to compute uncertainties, *Foods*, vol. 10, no. 10, p. 2472, 2021.
- 4) Natsume, H. and Okamoto, S., Predicting temporal liking of food pairings from Temporal Dominance of Sensations data via Reservoir Computing on crackers and spreads, *Foods*, vol. 14, no. 19, 3373, 2025.
- 5) 夏目滉大, 岡本正吾, 食品単体の Temporal Dominance of Sensations を用いた食べ合わせ時の Temporal Liking カーブの予測, *日本官能評価学会誌*, 29 巻, 2 号, pp. 138–145, 2025.
- 6) Natsume, H. and Okamoto, S. Sensitivity analysis of temporal sensory responses on preference: Application to coffee, *IEEE Global Conference on Consumer Electronics*, pp. 554–556, 2025.
- 7) Natsume, H. and Okamoto, S., Cross-brand machine learning of coffee's temporal liking from temporal dominance of sensations curves, *Applied Sciences*, vol. 15, issue 2, article 948, 2025.

Prediction of Temporal Hedonic Properties of Novel Food Pairings Using Machine Learning on Temporal Dominance of Sensations and Temporal Liking Data

Shogo OKAMOTO

Department of Computer Science, Tokyo Metropolitan University

This study explores a novel machine-learning approach for predicting temporal liking (TL) curves for food pairings from temporal dominance of sensations (TDS) profiles collected during consumption. TDS and TL are time-series sensory evaluation methods: TDS captures real-time changes in dominant sensory attributes such as taste and texture, while TL tracks moment-by-moment liking ratings on a numerical scale. Together, they provide complementary insights into how evolving sensory experiences relate to consumer hedonic responses.

The author collected paired TDS and TL data from eight samples—two crackers (plain and sesame crackers), two spreads (peanut butter and strawberry jam), and their four binary combinations—yielding dynamic sensory and liking curves for each condition. Because typical sensory evaluation generates limited data, statistical resampling techniques such as bootstrap resampling have been used to augment curve datasets and enable machine-learning applications (by generating synthetic time-series samples that preserve variability). A reservoir computing model, which is a type of recurrent neural network designed for time-series prediction, was trained to estimate TL curves given corresponding TDS profiles. Models with different reservoir sizes (e.g., 64–256 neurons) and auxiliary input configurations (e.g., food type flags) were evaluated. The best model, using minimal auxiliary inputs, achieved a root mean squared error (RMSE) of ~0.46 on a 9-point liking scale, indicating relatively good prediction accuracy.

These results suggest that reservoir computing has the potential to reduce reliance on extensive sensory panels when estimating liking for multiple food pairings, providing an efficient predictive tool for product development and sensory science.