

# Temporal dominance of sensations 課題の時系列類似性に基づく 外れ値解析

夏目 滉大, 岡本 正吾

東京都立大学

## Outlier analysis of temporal dominance of sensations tasks based on their time-series similarities

Hiroharu NATSUME, Shogo OKAMOTO

*Tokyo Metropolitan University*

The temporal dominance of sensations (TDS) method is a popular sensory evaluation approach to measure changes in multiple types of sensory responses over time. This method is aimed at obtaining the average response among tens of panels and trials. Currently, no general method is established to analyze individual differences and outliers of TDS tasks or panels. We defined several indices to evaluate the time-series similarity between individual trials of TDS tasks. We applied these indices to a sample set of TDS tasks for strawberries and demonstrated an outlier analysis. The proposed indices can be used for various applications, including outlier determination and cluster analysis.

(Received 30 May 2022, Accepted 7 February 2023)

**Keywords** : Temporal dominance of sensations (TDS) method, similarity, outlier

キーワード : TDS 法, 類似性, 外れ値

### 1. 緒言

Temporal dominance of sensations (TDS) 法 (ISO, 2016; Pineau et al., 2009) は, 食事や映像コンテンツなどの体験中における複数の感覚の経時変化を測定する時系列官能評価法である。経時変化を捉える官能評価法は他にもあるが, TDS 法は味覚・嗅覚・テクスチャを含む複数種の感覚の変化を同時に計測できる点に特徴がある。

一方, この手法は主としてパネル間の平均的な応答を得ることを目的としており, 同一刺激に対する個人間分析および試行間分析には適さないと考えられている。実際, TDS 法の個人差分析に関する研究は少ない。わずかな例として, Cardot et al. (2019) によるセミマルコフ連鎖モデルを用いたパネルのグループ分けがある。この研究はパネルを回答の傾向に応じてグルー

プ分けすることを目的としている。また, Lepage et al. (2014) は, パネルの能力を評価するための複数の指標を提案した。これらを用いれば, 例えば, あるパネルの回答が評価対象となる食品ごとに異なっているか (食品を区別できているか), また, あるパネルの回答が他のパネルの回答と異なっているかを統計的に判断できる。しかし, これらの指標は TDS 課題の試行ごとの差異を調査することを目的としておらず, パネル間の違いを調査することを目的としている。また, パネル間の回答の時系列が一致しているかどうかを評価することも目的としていない。もっとも, Lepage らは, 各試行の回答期間を前期・中期・後期に3等分し, それぞれの期間に対して上述の指標を計算することを提案しており, TDS 法の時系列特性をまったく考慮していないわけではない。TDS 課題の1試行を3ないし4期間に分割するアプローチは稀にみられる (Dinnella et al., 2013; Meyners, 2016; Visalli et al., 2020)。

これらの研究 (Cardot et al., 2019; Lepage et al., 2014) はいずれもわれわれの試みに近い。しかし、回答の時系列を用いて複数のパネルおよび TDS 課題から外れ値を統計的に分析する手法は現時点で存在しない。

われわれは TDS 課題で得られる回答の時系列を基に、個人差および外れ値解析を行うための 3 種の類似性指標を提案し、比較する。これらを、イチゴを対象とした TDS 課題 (Shimaoka et al., 2022) のデータに適用し、指標の特性を例示するとともに、外れ値解析が機能することを示す。本論文で議論する指標の一部 (指標 A) は、Natsume et al. (2022) にて発表済みである。

## 2. TDS 課題と TDS カーブ

ここでは本論文を理解するために TDS 法およびその主要なアウトプットである TDS カーブの計算法を概説する。詳細は、前述の文献 (ISO, 2016; Pineau et al., 2009) などに詳しい。TDS 法の課題は、コンピュータのスクリーン上に表示される複数のボタンを順次に選択することで行われる。それぞれのボタンには感覚を表す評価語が書かれている。課題の最中に感覚刺激を常に受けるパネルは、任意のタイミングで最も支配的に感じる感覚を説明するのにふさわしい評価語を選んで、対応するボタンを押す。支配的な感覚が変化した際は、その都度新たなボタンを押す。この作業は、食品が飲み込まれるか若しくは感覚刺激が消失するまで続けられる。複数のパネルのそれぞれが同一食品に対して複数回の課題を行い、試行の母集団が構成される。ある評価語が任意のタイミングで最も支配的とされた試行の割合を、その評価語の dominance proportion (専有割合) と呼ぶ。専有割合の時系列変化を表した曲線は TDS カーブと呼ばれる。全パネルから算出される TDS カーブは平均的な挙動を説明する。

われわれは、イチゴを食べている最中の味、香り、および食感の変化を測定した TDS 課題の結果 (Shimaoka, 2022) を分析例とした。評価語は日本語および英語で併記された 8 種類であり、芳醇な (aromatic)・さっぱりした (light)・青い/未成熟な (green)・甘い (sweet)・フルーティーな (fruity)・すっぱい (sour)・ジューシーな (juicy)・みずみずしい (watery) である。17 人の大学生が 3 回ずつ TDS 課題を行っており、51 個 (17×3) の試行が含まれる。1 課題あたり 1 個のイチゴが試食された。

Figure 1 はこの実験において得られた TDS カーブ

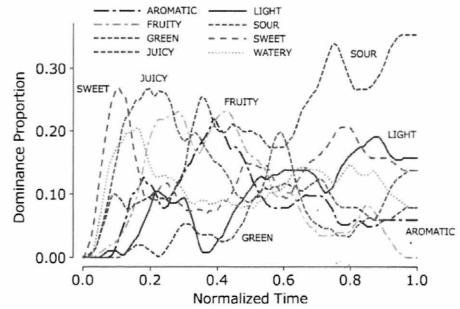


Figure 1 TDS curves of strawberries (adapted from Shimaoka et al., 2022)

である。横軸は、イチゴを口に入れた時点が 0、イチゴが飲み込まれた時点が 1 となるように標準化された時間を表す。Shimaoka et al. (2022) のデータでは、典型的に sweet と juicy の感覚が序盤で支配的となった。中盤では fruity が顕著になり、後半から終了時点にかけて sour が支配的となった。類似の傾向は、イチゴを用いた他の TDS 法の研究でも確認されている (Okada et al., 2019)。

## 3. TDS 課題のための類似度指標

TDS 課題のある試行  $X$  の結果は、0 から 1 の区間に標準化された時刻  $t$  と、複数の評価語  $i=1, 2, \dots, q$  に対する関数  $x_i(t)$  として定義される。 $q$  は TDS 課題で使われる評価語の数である。関数  $x_i(t)$  は 0 (評価語が未選択であることを意味する) または 1 (選択) の二値をとる。任意の時点  $t$  での  $x_i(t)$  の合計 ( $\sum_{i=1}^q x_i(t)$ ) は 1 になる。これは複数の評価語を同時に選択できないという TDS の性質によるものである。ただし、どの試行にも、開始から最初の評価語が選択されるまでの何も選択されない時間 (delay) が存在し、その間の合計は 0 となる。この区間においても合計を 1 にするため、われわれは  $x_0(t)$  を定義した。この関数は、全ての評価語が未選択の間にのみ 1 の値をとる。すなわち、 $x_0(t)$  が初めて 0 になるときの  $t$  の値が delay である。これがあることにより、何も選択されていない状態を明示的にし、試行ごとに異なる delay の長さも考慮して 2 試行の比較が可能となる。計算はコンピュータ上で行うため、時刻  $t$  は離散的な値となる。離散化の幅は  $\Delta t$  とする。

われわれは TDS 課題間の類似性を表す 3 つの指標を検討し、それぞれを A, B, C とした。これらの詳細を次節より述べるが、その際、試行  $X^j$  の時系列応答を

$$\mathbf{x}^j(t) = (x_0^j(t), x_1^j(t), \dots, x_q^j(t))^T \quad (1)$$

として、ベクトル表記する。ここで、 $j$ は試行番号を表し、1から始まる自然数である。前節で取り上げたイチゴのTDS課題の試行回数は $17 \times 3 = 51$ 回であることから、本論文の分析例では $j=1, 2, \dots, 51$ となる。また、評価語*i*について、 $n$ 回のTDS課題の試行間の平均専有割合（TDSカーブ）は

$$p_i(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_i^j(t) \quad (2)$$

となる( $p_i(t) \in [0, 1]$ )。本論文の例では $n=51$ である。平均の時系列応答ベクトルを

$$\mathbf{p}(t) = (p_0^j(t), p_1^j(t), \dots, p_q^j(t))^T \quad (3)$$

と表記する。

### 3-1. 指標 A (ユークリッド距離を用いた指標)

2つの試行 $X^j$ と $X^k$ の類似性を示す指標 A の定義を以下に示す。

$$S_A(X^j, X^k) = 1 - \frac{1}{\sqrt{2}R} \sum_{k=0}^{R-1} \|x^j(k\Delta t) - x^k(k\Delta t)\| \quad (4)$$

ここで $R$ は時間の離散化数である( $(R-1)\Delta t=1$ )。 $\|\cdot\|$ はL2ノルムである。この指標では、2つの試行を $q+1$ 次元空間における座標ベクトル $x^j(t)$ および $x^k(t)$ と見なし、それらの幾何的距離(ユークリッド距離)の時間に対する平均を求めている。どの瞬間*t*においても $x^j(t)$ のL1ノルムは1である。そのため各時点における $x^j(t)$ と $x^k(t)$ のユークリッド距離の最大値は $\sqrt{2}$ となる。全体の値を $\sqrt{2}$ で割ることで、式(4)の第2項は0から1の範囲に収まるようになり、0は2つの試行の完全一致を、1は完全不一致をそれぞれ示す。つまり第2項は非類似性を表す指標である。1と第2項の差が類似性指標 A である。

指標 A を用いれば、ある試行 $X^j$ が平均的な時系列応答 $P$ とどの程度近しいかを計算することも可能であり、 $S_A(X^j, P)$ で与えられる。4節で述べるように、この類似度を外れ値解析に使用する場合、 $P$ の算出に外れ値であるかもしれない $X^j$ が用いられることを避けたいという要望もある。その場合は、Minimum covariance determinantを基準とした方法(Rousseeuw & Leroy, 1987; Leys et al., 2018)で $P$ を算出してもよいだろう。

### 3-2. 指標 B (回答の一致確率を用いた指標)

指標 B の定義を以下に示す。

$$S_B(X^j, P) = \sqrt{\prod_{k=0}^{R-1} \langle x^j(k\Delta t), p(k\Delta t) \rangle} \quad (5)$$

ここで、 $\langle \cdot \rangle$ はベクトルの内積である。2つのベクトルが類似しているとき、それらの内積が大きくなる性質を利用し、各瞬間*t*における試行 $X^j$ と平均 $P$ のベクトルの内積から類似度を計算する。 $p_i(t)$ は時刻*t*において評価語*i*が選択されている確率(全試行から計算された割合)であると解釈できるから、 $\langle x^j(t), p(t) \rangle$ は、時刻*t*において $x^j(t)$ が観測される確率とみなせる。 $R$ 乗根の計算は、類似度指標の $R$ への依存を避けるための正規化処理である。類似度の範囲は指標 A と同様、時系列情報の完全一致で1、完全不一致で0となる。指標 B は、ある試行 $X^j$ とその試行を含む平均 $P$ との比較においてのみ使用することができる点において、指標 A・C と異なる。指標 B を異なる2試行間に適用すると類似度は0となる( $S_B(X^j, X^k) = 0, j \neq k$ )。

### 3-3. 指標 C (回答の一致確率の算術平均を用いた指標)

指標 C の定義を以下に示す。

$$S_C(X^j, X^k) = \frac{1}{R} \sum_{k=0}^{R-1} \langle x^j(t), x^k(t) \rangle \quad (6)$$

この指標は、指標 B と同様に、2試行の時系列応答ベクトルとみて両者の内積を求める。指標 C は全ての*t*に対して内積の算術平均をとったものである。値の範囲は指標 A, B と同様に、0(完全不一致)から1(完全一致)である。

指標 B と C の違いは、幾何平均であるか、算術平均であるかにある。幾何平均は算術平均と等しいか、それよりも小さくなることが知られており、両者は線形関係にない。ある類似度指標の性質について議論するとき、それが他の類似度指標と線形関係にある方が利便性が高い場合が多い。指標 B と C の両法を検討する意義の一つは、これらのうちいずれかが他の指標(本論文では指標 A)と高い線形性を示すかを調査する点にある。

## 4. イチゴの TDS 課題への指標の適用

### 4-1. 類似度指標の併存妥当性

われわれは $j=1, 2, \dots, n$ に対し、前述の3つの指標を用いて、 $j$ 番目の試行と平均の専有割合との間の類

似度  $S(X^j, P)$  を計算した。ここで  $n$  は試行数 ( $n=51$ ) である。

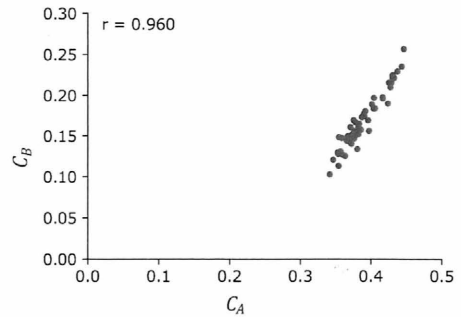
全ての TDS 課題に対する平均との類似度を、集合  $C_{A,B,C} = \{x | x = S_{A,B,C}(X^j, P), j=1, 2, \dots, n\}$  で表す。2節で述べたイチゴの TDS 課題に対して平均との類似度  $S_A, S_B$  および  $S_C$  を求め、それらの集合をそれぞれ  $C_A, C_B$  および  $C_C$  とした。計算の過程で時間の分割数は  $R=1000$  とした。これらの組み合わせ、すなわち  $(C_A, C_B)$ 、 $(C_A, C_C)$  および  $(C_B, C_C)$  の散布図をそれぞれ Figure 2 (a), (b), (c) に示す。相関係数は順に 0.960, 0.998, 0.973 であり、3 指標間の相関はいずれも十分高い。

#### 4-2. 類似度指標を用いたイチゴの TDS 課題の外れ値解析

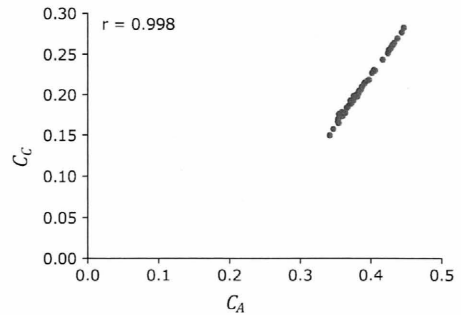
4-1 節の集合  $C_A, B, C$  から潜在的な外れ値の発見を試みた。 $C_A, B, C$  のそれぞれが正規分布に従うと仮定し、コルモゴロフ・スミルノフ検定を適用したところ、それぞれに対し  $p=0.38, 0.65, 0.39 > 0.05$  となり仮説は棄却されなかった。Figure 3 (a), (b), (c) にこれらの集合の分布を示す。

われわれは分布において上位 95% に収まらない試行、すなわち  $[-\infty, \mu - 1.64\sigma]$  を外れ値と判断した。ここで  $\mu$  および  $\sigma$  はそれぞれ集合に属する全要素間の算術平均と標準偏差である。この基準に基づくと、本研究が対象としたイチゴの TDS 課題の場合、いずれの指標を用いても、同一のある試行が Figure 3 のヒストグラムの左端に位置し、外れ値と判断された。類似度指標は  $[0, 1]$  の有限の区間に分布するため、正規分布に従わない場合も予想される。正規性が認められない場合には、例えば、分布の形状にかかわらず用いられる外れ値検出の方法として、箱ひげ図の四分位範囲を基準とするものが利用できるであろう。

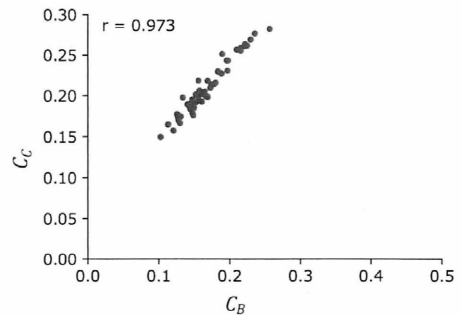
Figure 4 (a) に外れ値と判断された試行の時系列応答を示す。この試行では juicy, fruity と aromatic が前半で選択されており、Figure 1 で示される平均的な挙動に近い。しかし、後半では、平均の占有割合カーブ (Figure 1) において顕著ではない aromatic が選択されている。さらに、平均において専有割合が低い green が選択されている。このように、この試行は、特に後半部分が平均の占有割合からかい離している。この試行を除いた集合の TDS カーブは、Figure 1 のカーブと大きく変わるところはなかったものの、後半の aromatic の専有割合が下がったことで他の評価語の割合が相対的に上がり、後味にすっぱさが残るといったカーブの特徴がより顕著になった。なお、この試行が



(a) Scatter plot for  $C_A$  and  $C_B$



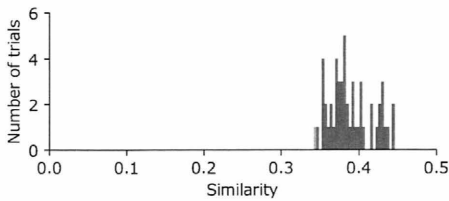
(b) Scatter plot for  $C_A$  and  $C_C$



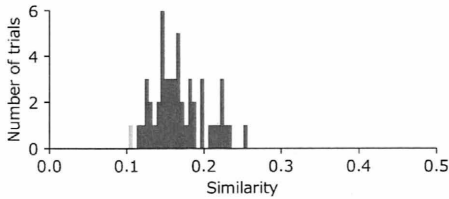
(c) Scatter plot for  $C_B$  and  $C_C$

Figure 2 Scatter plots for three similarity indices

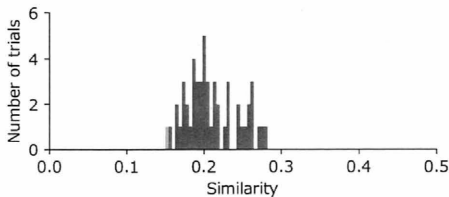
平均から逸脱している理由は不明である。該当するパネルがボタンの選択を誤るなどのヒューマンエラーが原因であるかもしれないし、食されたイチゴの個体差によるものかもしれない。一般に外れ値解析は、外れ値であるかもしれない試行を統計的に示唆するだけであることに留意する。



(a) Distribution of  $C_A$



(b) Distribution of  $C_B$



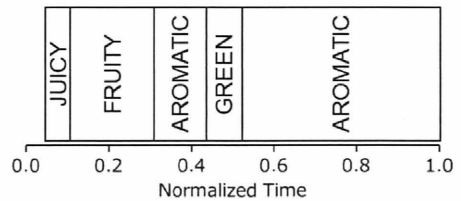
(c) Distribution of  $C_C$

Figure 3 Histograms for three similarity indices. In each figure, the sample at the left is a potential outlier

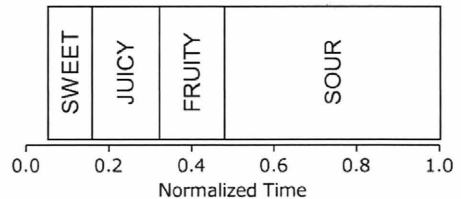
一方、平均に最も近い試行（類似度指標の値が最大である試行）も、指標  $A \cdot B \cdot C$  で一致しており、この試行の挙動は Figure 4 (b) に示す通りである。この試行では、選択された全ての評価語が、平均のカーブにおいて高い占有割合を示している。前半では sweet および juicy が、中盤では fruity が選択されている。さらに、後半では sour が継続して選択されている。これは Figure 1 に示されるとおり、典型的な回答傾向である。このように、平均的な挙動を示す試行については、類似度が相対的に高い。

### 5. 議論

4 節の適用例から、われわれは指標 A または C の使用を推奨する。この 2 種の指標は、ある試行の時系列応答と平均の占有割合カーブとの間の類似度のみならず、任意の 2 試行間の類似度も計算できる。一



(a) Trial farthest from the average



(b) Trial closest to the average

Figure 4 Trials that are the farthest or closest from the average

方、指標 B はある試行とその試行を含む平均との比較に用いることができるが、異なる 2 つの試行に対して用いることはできない。これは、指標 B では全ての瞬間に対して求めた内積の積を計算するためである。内積が 0 になる瞬間が存在する場合、指標 B の値は 0 になる。

本論文の指標は、いずれも TDS 課題の時系列性を重視している。任意のタイミングで 2 つの試行が類似しているとみなすためには、その瞬間に同一の評価語が選択されていることが必要である。これらの指標を用いれば、2 つの試行で同一の評価語が選択されていても、そのタイミングが厳密に一致していなければ、両者は類似と見なされない。TDS 法の最大の特徴は、時系列応答が取得可能である点にあり、ある試行が他の試行もしくは平均と類似しているかどうかを議論するときに、時系列的な一致を評価することは当然である。しかしながら、過度に時系列応答にこだわらないという風潮があることも事実である。その典型例は、各評価語が 1 試行の中で選択されていた合計時間を示す占有期間 (dominance duration) (ISO, 2016; Pineau et al., 2009) である。占有期間は、TDS 法の標準的な解析手法の 1 つとなっており (ISO, 2016)、TDS 法を利用する研究者らのなかには、TDS 課題から得られる時系列情報を重視しないという立場もある。さらには、ある試行の間どの評価語が選択されたかのみを議論の対象とする方法も提案されており (Meyners &

Castura, 2014). TDS 課題から得られる時系列情報が重視されるとは限らない。類似度指標の今後の研究に求められるものは、時系列特性をどの程度重視したいかというニーズを反映させることと考える。

## 6. 結論

今日に至るまで個々の TDS 課題の時系列応答を比較する手法は提案されておらず、また TDS 課題の結果もしくはパネルの集合に対して外れ値解析を行う試みはなされたことがなかった。そこで、われわれは TDS 課題の結果を比較するための 3 種類の類似度指標を定義した。これらを用いて外れ値解析を実施した結果、51 試行から 1 つの外れ値を発見することができた。これらの指標は、外れ値解析だけでなく、階層的クラスタリングなど距離尺度を用いる他の分析法にも応用できると考える。今後は、TDS 課題の時系列性を厳密に考慮する意義を議論する必要がある。

## 引用文献

- Cardot, H., Lecuelle, G., Schlich, P. and Visalli, M. (2019) Estimating finite mixtures of semi-Markov chains: An application to the segmentation of temporal sensory data, *Journal of the Royal Statistical Society. Series C, Applied Statistics*, **68**(5), 1281–1303.
- Dinnella, C., Masi, C., Naes, T. and Monteleone, T. (2013) A new approach in TDS data analysis: A case study on sweetened coffee, *Food Quality and Preference*, **30**(1), 33–46.
- International Standardization Organization(ISO) (2016) ISO 13299: 2016 Sensory analysis — Methodology — General guidance for establishing a sensory profile.
- Lepage, M., Neville, T., Rytz, A., Schlich, P., Martin, N. and Pineau, N. (2014) Panel performance for temporal dominance of sensations, *Food Quality and Preference*, **38**, 24–29.
- Lays, C., Klein, O., Dominicy, Y. and Ley, C. (2018) Detecting multivariate outliers: Use a robust variant of the Mahalanobis distance, *Journal of Experimental Social Psychology*, **74**, 150–156.
- Meyners, M. (2016) Temporal liking and CATA analysis of TDS data on flavored fresh cheese, *Food Quality and Preference*, **47**, 101–108.
- Meyners, M. and Castura, J.C. (2014) Check-all-that-apply questions, In P. Varela and G. Ares, (Eds.), *Check-all-that-apply Questions, in Novel Techniques in Sensory Characterization and Consumer Profiling*, CRC Press, pp. 271–305.
- Natsume, H., Okamoto, S. and Shimaoka, N. (2022) Outlier analysis in time-evolving sensory evaluation tasks, *Proceedings in IEEE 4th Global Conference on Life Sciences and Technologies*, 216–217.
- Okada, T., Okamoto, S. and Yamada, Y. (2019) Affective dynamics: Causality modeling of temporally evolving perceptual and affective responses, *IEEE Transactions on Affective Computing*, **3**(2), 628–639.
- Pineau, N., Schlich, P., Cordelle, S., Mathonnière, C., Issanchou, S., Imbert, A., Rogeaux, M., Etiévant, P. and Köster, E. (2009) Temporal dominance of sensations: Construction of the TDS curves and comparison with time–intensity, *Food Quality and Preference*, **20**(6), 450–455.
- Rousseeuw, P. J. and Leroy, A. M. (1987) *Robust Regression and Outlier Detection*, John Wiley & Sons.
- Shimaoka, N., Okamoto, S., Akiyama, Y. and Yamada, Y. (2022) Linking temporal dominance of sensations for primary-sensory and multi-sensory attributes using canonical correlation analysis, *Foods*, **11**(6), 781.
- Visalli, M., Mahieu, B., Thomas, A. and Schlich, A. (2020) Concurrent vs. retrospective temporal data collection: Attack–evolution–finish as a simplification of temporal dominance of sensations? *Food Quality and Preference*, **85**, 103956.