

食感ビッグデータに基づく

「おいしさを説明できる食感 AI 分析法」開発

武政 誠

東京電機大学 理工学部 生命科学系 教授

1 緒言

1-1 食感と「おいしさ」の重要性

食品における「おいしさ」の約6割は食感に由来するとされ[1]、食感は味や香りと同等に満足度を左右する中核要素である。消費者はひと口目の「歯ざわり」「舌ざわり」「噛み応え」で商品を素早く評価し、期待どおりであればリピートにつながる一方で、期待を外すと味が良くても再購入されにくい。多くの商品カテゴリーで売り文句は「サクサク」「もっちり」「コシ」「しっとり」といった食感語で構成され[2]、広告・パッケージや価格プレミアムの根拠としても用いられている。さらに、ECやデリバリーの普及により、時間経過や再加熱に伴う食感劣化（湿気・離水・硬化）への耐性も購入体験を左右する。つまり食感、新商品の差別化軸、品質安定性、ブランド体験を同時に担う中核要素である。

さらに、高齢化の進展に伴い、咀嚼力、唾液量、嚥下機能の個人差が拡大する。噛み切りやすさや付着しにくさ、まとまりやすさは、誤嚥リスクの低減や摂食量の確保に関連する[3]。一方で、単に「やわらかく」するだけでは満足度が下がりやすく、“安全においしい”テクスチャの最適点（柔らかいがベタつかない、まとまりがあるが崩れやすい等）を設計する必要がある。口腔状態の多様性を前提に、客観的な分析法と人の食べ方の時系列解析（顔面・顔運動・咀嚼パターン）を橋渡しすることが、ユニバーサルな製品開発の鍵となる。

また、減塩・低糖・低脂・高たんぱく・プラントベースといった成分組成の改変は、味だけでなく粘弾性、崩壊性、滑りなどの口当たりを変えやすい[4]。砂糖を減らすと結晶構造が変わり、脂肪を減らすと滑らかさやコクが失われ、塩分を下げるとゲル形成や味の立ち上がりが鈍る。健康価値を保ちながら従来品と同等以上の食感を再現するには、配合・プロセス・微細構造を制御し、どの要素がおいしさを作っているかを定量的に把握する必要がある。

とりわけ日本の食文化は食感を重視し、「歯ごたえ」「のどごし」「もちもち」「ぷりぷり」など食感を表す語彙が際立って豊富である。米飯・麺・餅、寒天や蒟蒻のゲルなど、味よりむしろ食感そのものを楽しむ食材が体系的に発達してきた。こうした背景から、食感を客観的に記述し設計する技術は、日本の食品産業にとって競争力の源泉となりうる。さらに近年は、咀嚼を単なる破碎ではなく、唾液分泌・食塊形成・嚥下までを含む一連の口腔プロセス（オーラルプロセッシング）として動的にとらえる視点が広がっており、静的な物性値ではなく時間経過に沿った力学・感覚の変化を計測・解析する必要性が高まっている。本研究が咀嚼挙動の時系列そのものを計測対象に据えるのは、この動的な視点に立脚するためである。

1-2 食感分析の限界と“おいしさのブラックボックス”

食品の食感、咀嚼・嚥下に伴う時間依存の感覚統合であり、単一の物性指標に還元できない[5]。実務ではTPA（Texture Profile Analysis）などの分析法が広く用いられるが、得られるのは硬さ・弾力・付着性といった要約量である。一方、消費者が知覚するのは、咀嚼に伴う力学応答、破断、

再配列、唾液との相互作用が数百ミリ秒～数秒の短い時間で次々に起こることで生まれる口当たりの変化である。したがって、微視構造→力学応答→神経知覚→言語評価という多段階過程のどこで対応関係が破綻しているかが観測しにくい。加えて、歯列・咀嚼力・唾液量・経験語彙などの個人差に起因する主観の揺らぎが不可避で、嗅覚・聴覚・視覚といった他感覚のクロスモーダル効果も常に混入する。

さらに、機器指標と人の感覚の対応が単純に比例しないため、予測が難しい。例えば「コシ」や「サクサク」は複数の物性（弾性率、破断エネルギー、破碎音スペクトル等）の相互作用から生じるが、従来は各指標を個別に相関させるにとどまり、時間的文脈（いつその感覚が生じたか）は考慮されない。このため、機器値が同等でも官能評価が乖離する事例が頻発する〔6〕。以上により、食感・おいしさの判断根拠は本質的に不明瞭（ブラックボックス）になりやすい。この説明可能性の欠如が、食品設計を感覚依存の試行錯誤に留める要因となっている。

この困難の背景には、大きく2つの原因があると考えられる。第一に、計測技術としての情報量不足である。例えば胎の食感を市販の機器で分析しても、牛・豚・鶏肉が判別できないレベルに留まることもある。第二に、機器分析の状況が実際の摂食と大きく乖離している。一軸かつ一定速度の単純負荷である圧縮試験に対し、咀嚼は多軸に加えて唾液による溶出、口腔温度、繰返し負荷、試料の異方性や粘弾性の影響を強く受ける。両者を解決しうする方法が求められている。

具体的には、同じ最大荷重を示す二つの試料が、噛んだときにはまったく異なる食感として知覚される、といった事例は珍しくない。一方が一気に砕けるのに対し他方が徐々に崩れる場合、ピーク値は等しくても破断後の荷重変化の形状が異なり、これが噛み終わりの印象を大きく左右する。従来法はこうした曲線の形状情報を単一の代表値へ要約してしまうため、時間的な違いが捨象される。食感を説明するには、要約値ではなく曲線全体の時間発展を保持したまま解析する枠組みが必要であり、本研究が時系列データを直接機械学習に与えるのはこのためである。

1-3 食肉を対象とする意義

食肉の「肉らしさ」は、筋束・筋繊維が作る異方性構造、加熱によるタンパク質ネットワーク、脂肪や水分の保持と放出が相互に作用して生じる複合的な感覚に由来する。従来広く用いられてきたTPAは、硬さ・弾力・咀嚼性といった要約量を安定に与える一方で、筋繊維方向の裂断、ほぐれや噛みこみに伴う時間遷移を十分に表現しきれない〔7〕。代替肉の開発では、押しつぶした瞬間の硬さは模倣できても、繊維の千切れ方や噛み応えの持続感が本物と一致しにくいという課題が残る。そのため食肉は、食感の時間構造を解析するモデル系として好適であり、代替肉設計や高齢者食など産業的価値も高い。

本研究で食肉五種に加えて植物性代替肉を対象に含めたのは、組織構造の異なる試料群を横断的に扱うことで、食感差がどの物性・どの時間区間に現れるかをより明瞭に切り分けられるためである。代替肉は健康・環境の両面から市場が拡大しているが、本物の肉に特徴的な繊維のほぐれや噛み応えの持続を再現することは難しく、その達成度を客観的に評価する手法が求められている。判別モデルとその根拠の可視化は、代替肉が本物の肉とどの段階で食感的に分岐するのかを示す手がかりとなり、設計指針として直接役立つ可能性がある。食肉を対象とすることは、こうした産業的要請とも合致する。

1-4 機械学習と説明可能な AI (XAI)

近年、センサ計測や画像処理など多様な分野で高次元データが得られるようになり、これらから自動的にパターンを学習して分類・予測を行う機械学習手法が広く用いられている。代表的な教師あり学習の枠組みでは、入力と正解ラベルの組を多数与えることで、未知データにも適切なクラスを推定できる分類器を構築する[8]。高性能な学習器は構造が複雑なため「なぜその入力があるクラスに分類されたのか」の説明が難しい。これに対し Lundberg と Lee は、ゲーム理論の Shapley 値にもとづく SHAP (SHapley Additive exPlanations) を提案し、個々の予測に対して特徴ごとの寄与度を一貫した方法で求められることを示した[9]。これは説明可能な機械学習の代表的手法である。

食品・農産分野でも、分光・画像・プロセス条件と品質指標の関係を機械学習でモデル化し、説明可能な AI (XAI) を組み合わせてどの入力が判定に寄与したかを示す報告が増えている[10]。SHAP や LIME のような局所説明手法は、どの波長やどの画像領域が判定に寄与したかを示せるため、検査担当者が AI の出力を検証しやすいという利点を持つ。本研究のように咀嚼挙動や物性の時系列特徴から食肉の食感を判別する場合にも、XAI の導入により、(1) どの時間区間・軌跡成分が食感判別に本質的かを可視化し、(2) 不要な特徴量の削減や測定手順の簡略化に結びつけ、(3) 官能評価と機械学習の判断を突き合わせて説明する、という三段階の利用が期待できる。すなわち XAI は「AI の判断を人間に説明する」ためだけでなく、「将来の計測・設計プロセスを洗練させる」ためにも有用である。

食品分野で説明可能性が特に重要となる理由は三つある。第一に、食感やおいしさは主観を含むため、判別結果だけを提示するモデルは開発現場・消費者の双方から信頼を得にくい。第二に、どの計測区間が判別に効くかが分かれば、測定手順の簡略化や不要な特徴量の削減につながり、計測コストを下げられる。第三に、寄与の大きい区間を食品側の加工条件(部位選択、加熱、調味、繊維処理)と対応づけることで、判別モデルを「当てる」段階から「望ましい食感を設計する」段階へと展開できる。SHAP は各特徴の寄与を加法的に分解し、その総和がモデル出力と一致するという一貫性を備えるため、こうした区間ごとの寄与の比較に適している。本研究はこの性質を活用し、時間軸上のどの区間が判別根拠となるかを定量的に切り出す。

1-5 情報通信の役割と本研究の位置づけ

深層学習の性能を引き出すために必須となるのが、十分な規模のデータ、いわゆるビッグデータである。食感の多様性と、天然物ゆへのばらつきが大きく、一食品あたり数回～高々数十回程度の従来の測定規模では、深層学習の適用がごく限定的であった。ヒトは10歳程度までに大多数の食感を経験し、それらを適切に分析・表現できる、と言われているがそれまでの期間でも膨大な咀嚼回数から学習を重ねている。同様に、機器分析においても万単位の計測を集めて十分な規模で深層学習を行えば、応用事例が限定的であった食感分析分野にも新世代の分析法が可能になると期待される。

この大規模データ取得を可能にするのが情報通信技術である。スマートフォンに搭載された3Dスキャナで咀嚼中の顔面表面立体形状を時系列計測し、インターネット経由でデータを集約すれば、外食などいつでもどこでも、多人数から大規模にデータを収集できる。これは情報通信を起点とした新しい計測パラダイムであり、計測機会とユーザー数を飛躍的に拡充できる。

以上を踏まえ、本研究の目的は次の三点に集約される。第一に、スマートフォン搭載3Dスキャナと通信による食感ビッグデータ取得基盤を確立し、大規模化を達成すること。第二に、深層学習により食肉の食感を判別すること。第三に、説明可能な AI により、食感差の起源(時間軸上のどこで、

どのような物性が食感差を生むのか)を解明することである。これにより「おいしさを説明できる食感 AI」への土台を築く。

1-6 内外の研究動向と本研究の独自性

据え置き型の 3D スキャナを用いて嚥下に伴う喉表面の動きを計測する試みは過去にも報告があるが、これらは喉付近の限られた点を対象とする簡易計測であり、嚥下の局面に焦点を当てたものであった。これに対し本研究は、千点を超える代表点で顔表面を立体形状として、毎秒数十フレームの時間分解能で、咀嚼挙動そのものを三次元的に追跡する点に特徴がある。咀嚼運動を高い時間分解能で大規模に時系列計測した報告例は我々以外にはこれまでになく、計測パラダイムとして新規性が高いと考えている。

また、スマートフォン搭載の 3D スキャナは、室内空間の採寸や身体形状の推定など多方面で応用されているが、咀嚼挙動の測定に応用した例は見当たらない。万単位の計測回数を、専用の大型装置を用いず簡便かつ確実に積み重ね、その食感ビッグデータからヒトの感覚に迫ろうとする研究は、国内外を通じて報告事例がない。誰もが持つ端末を計測器に変え、ネットワークを通じてデータを集約するという発想は、情報通信技術の進展があつて初めて成立するものである。

さらに、食感分析に深層学習を適用し、その判断根拠を説明可能 AI によって解明する試みは、食感の機械学習分析自体がほぼ報告例のない現状において、極めて新規性が高い。申請者らは、食感の圧縮ビッグデータと深層学習による食感判別に関する研究を進めており、本研究調査は、その独自の研究の流れを「説明可能性」という新たな軸で深化させ、おいしさの起源解明へとつなげるものである。

2 計測・解析の枠組み

計測基盤（咀嚼）として、スマートフォン搭載 3D スキャナにより咀嚼中の顔面表面の多数の代表点（本研究では 1220 点）の三次元座標を時系列で記録するアプリケーションを用いた。本アプリケーションは、我々が開発しており顔表面立体形状から咀嚼に関与すると考えられる複数の代表点を選択肢、その上下・左右・前後方向の動きを時間依存的に取得した。計測データはインターネット経由でサーバ上のデータベースに集約し、外食を含む実摂食場面でも収集できるよう設計した。

物性側の計測としては、テクスチャアナライザーによる一軸圧縮試験（圧縮荷重の時間依存性曲線の取得）を行った。ロボットアームを用いて圧縮操作を自動化・標準化し、再現性と取得効率を高めた。圧縮条件は一定速度・一定圧縮率に統一し圧縮試験結果は機械学習用にノーマライズなどデータの前処理を施した。

対象試料は、鶏ムネ肉・豚ヒレ肉・牛ロース肉・牛モモ肉・牛タンの食肉 5 種に加え、植物性代替肉（大豆ベース）を加えた計 6 種とした。成形・加熱条件を統一し、同一手順で試料を調製した。

解析では、各試料の時系列データ（咀嚼＝顔運動座標、圧縮＝荷重曲線）を入力とし、深層学習による二値判別モデルを構築した。さらに、説明可能な AI（SHAP 等の Shapley 値ベースの寄与度分解）を適用し、各時刻・各特徴が判別に与える寄与を定量化した。咀嚼は時系列を前半・中盤・後半に分割して寄与を集計し、圧縮は寄与度を荷重曲線上にヒートマップとして重畳した。計算は Linux（コンテナ環境）上の深層学習フレームワーク(tensorflow)で GPU(NVidia, A100, RTX5090)を用いて実施した。

3 結果と考察

3-1 大規模計測・通信基盤の達成

本助成期間の最も大きな達成は、咀嚼ビッグデータを14万回規模まで拡充したことである。これは申請時に掲げた目標10万回を約40%上回る規模であり、食感分野では前例のない大規模な時系列データセットである。これにより、深層学習に十分なデータ量を確保した。

通信基盤については、Wi-Fiに加えて4G/5G回線下でも計測データを安定してアップロードできるようサーバー側のシステムをアップグレードした。ハードウェアはもちろんだが、ソフトウェアとしてのシステムを再構築した。これにより、通信が不安定な環境でもデータの取りこぼしを抑制し、外食等の実摂食場面でのリアルタイムに近い収集に対応できるようになった。情報通信を起点とした計測の拡張を実証した点は、本助成の「情報通信との関係」における中核的な成果であると考えている。

さらに、それまでβテスター限定だったアプリを、一般公開に耐えるシステム・アプリへと本助成で改修を試みた。データベースの安定運用（蓄積・負荷分散・バックアップ）を含めて、ユーザー規模を大幅に拡大できる基盤を整備することができた、と考えている。残念ながら、研究実施期間内には大量のユーザーに対して実際に計測する機会に恵まれなかったが、研究期間終了直後となる本年(2026年)9月には1000人規模への配布・公開を予定しており、それを技術的に可能な状態にまで到達することが可能となった、と考えている。この一連の整備により、計測機会とユーザー数を今後飛躍的に拡張する道筋を確立した。

この一連の基盤整備により、当初申請で掲げた「ユーザーを大幅に拡大して食感ビッグデータを取得する」という構想の技術的前提が整った。データベースの多重化・負荷分散・バックアップを含む安定運用を実装し、通信が不安定な環境を模擬した条件での開発を経て、4G/5G実回線でのアップロード試験にまで到達している。すなわち、実用ツールとしての安定性とリアルタイム性を重視したシステム開発を達成しており、研究期間終了後の大規模公開に向けた技術的な障壁は概ね解消されている。

3-2 咀嚼挙動の種差と判別性能

咀嚼中の顔先運動を見ると、上下方向の変位には動物種間で顕著な差は認められなかった一方、左右方向の変位は動物種ごとに振れ幅が異なっていた。この左右方向の差は、咀嚼様式の違い、とりわけ臼磨運動（食塊をすり潰す運動）の寄与の差によって生じた可能性が高い。臼磨運動の程度が大きいほど顔先の左右変位は正負に大きく振れ、本結果は動物種間で臼磨運動の大きさに違いがあることを示唆している。

判別性能については、圧縮挙動に基づく判別が高い確度（学習は0.9を超え、検証も0.9前後）を示したのに対し、咀嚼挙動に基づく判別は確度が相対的に低く、バラツキも大きかった。咀嚼は個人差や摂食状況の影響が大きく、現状のデータ規模・条件では、物性が類似する一部の組合せで確度が不足した。データ規模の拡大と計測条件の統一により改善の余地がある一方、圧縮試験は条件統一が容易で安定しており、両者の相補性が確認された。いずれにせよ、判別が成立すること自体が、種ごとの食感差が時系列データに符号化されていることを示している。

3-3 食感差の起源：咀嚼前半への集中と圧縮3領域

（1）咀嚼：説明根拠は咀嚼開始直後に集中する

咀嚼挙動の判別に対する寄与度を、咀嚼が行われている区間を前半・中盤・後半に分割して集計したところ、前半の寄与が後半よりも大きく、モデルの判定根拠が咀嚼開始直後の区間に強く集中していることが確認された。口腔内へ試料を投入した直後の初期区間で寄与度が高く、時間経過に伴って漸減し、後半では0付近に収束する傾向が見られた。

この振る舞いは、咀嚼初期が食塊形成以前であり、筋繊維束・結合組織等の組織構造に由来する物性差が顔運動（振幅・速度・ピーク形状・周期の乱れ）として顕在化しやすいことに起因すると解釈できる。咀嚼が進むと破碎と唾液による潤滑・溶解が進み、物性差が平準化されて顔運動が一定のリズムに収束し、寄与度が低下する。これは、微小変形（線形応答）は食品共通で差が小さく、大変形・破断付近に食品差が出るという食品科学の知見とも整合する。

（２）圧縮：食感の食品間種差は三つの変形領域に体系化できる？

圧縮試験の荷重曲線上に寄与度をヒートマップとして重畳したところ、動物種ごとの食感差が表れやすい領域は主に次の三領域に整理できた。第一に、圧縮開始直後の（１）微小変形領域である。この領域では試料表層の初期弾性、表面水分・脂質による潤滑性などが反映され、同じ荷重増加に対する変形の出やすさとして観察される。第二に、（２）ピーク近傍の大変形領域である。ここでは筋繊維束や、破断・剪断に至るまでの強度、いわゆる「かたさ」に相当する最大荷重やその直前の勾配が支配的となり、噛み切り時の抵抗感の差が最も顕在化しやすい。第三に、（３）最大荷重後から圧縮終了までの領域である。ピーク後の荷重低下の形状は、破断後の崩れ方や組織の再配列を反映し、噛み終わりの違いをとらえる指標となり得る。

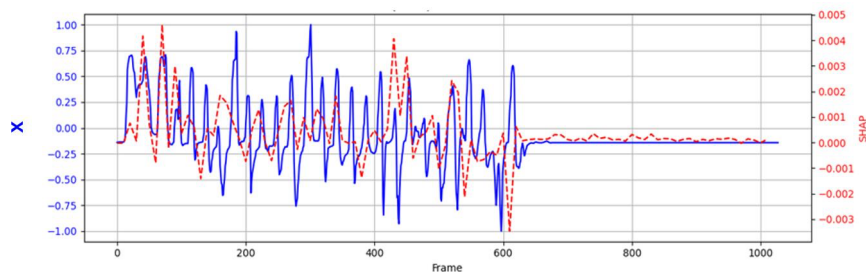


図 1 咀嚼運動（顎頂点の左右変位：青実線）と SHAP 値（赤破線）、および咀嚼区間を前半・中盤・後半に3分割した様子

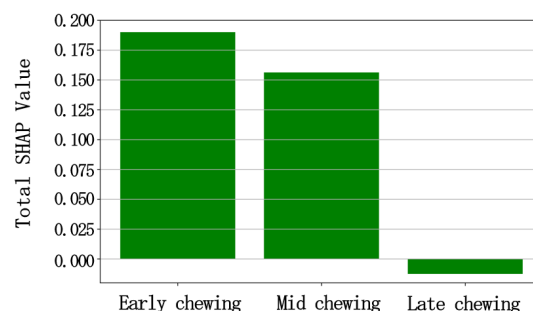


図 2 咀嚼を前半・中盤・後半に分けた際の SHAP 値の総和評価例。この食品では前半の寄与が最も大きい、と考えられる。

組合せによって効く領域が食品の種類ごとに異なる点も興味深い。食品ジャンルが同じ肉であっても、鶏ムネ肉、豚ヒレ肉、牛モモ肉など動物種や部位ごとに、どの圧縮状態がその食感としてヒトが

認識しているのか？この特徴を解明するために XAI, SHAP を食感ビッグデータに適用することが有用である、とかが得られた。一方、圧縮挙動が類似する組合せでは寄与が出にくく、判別が難しいという結果とも整合した。

破断タイミングを軸に圧縮初期、中期、後期と食感を3領域に分類して解析を行ったが、これら三領域は、感覚的には（１）甘噛み（初期接触での沈み込み）、（２）噛み切り（主としてかたさ・破断抵抗）、（３）噛み終わり（付着性・崩れ）に概念的に対応する可能性が考えられる。

ただし、圧縮試験は一軸かつ一定速度の単純負荷であり、咀嚼は多軸に加えて唾液による溶出、口腔温度、繰返し負荷、試料の異方性や粘弾性の影響を強く受ける。そのため両者の対応は「同等」ではなく、圧縮曲線の各領域を咀嚼感の代理指標として位置づけ、種差の解釈は官能評価や他の物性評価（TPA・剪断試験等）との突き合わせにより慎重に行う必要がある。

咀嚼における前半集中と、圧縮における大変形・破断付近への寄与集中は、いずれも「微小変形では食品差が小さく、大きな変形や破壊の局面で差が顕在化する」という共通の力学的描像に帰着する。咀嚼の前半は食塊が未形成で、試料がほぼ元の組織構造を保ったまま大きな力を受ける局面であり、圧縮のピーク近傍は試料が破断に至る大変形局面である。計測原理の異なる二つの手法が独立に同じ描像を支持したことは、本手法で得られた食感差の起源に関する解釈の妥当性を補強している。

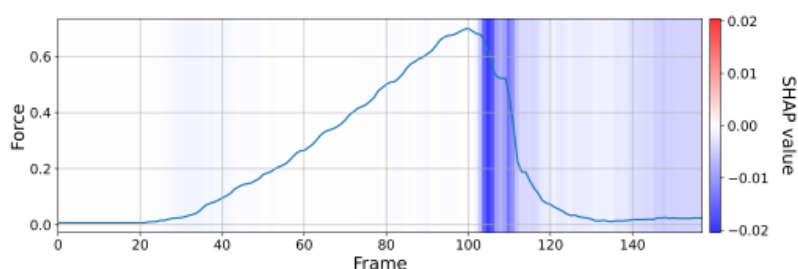


図3 肉Aの圧縮挙動（荷重曲線）とSHAP値ヒートマップの重ね合わせ

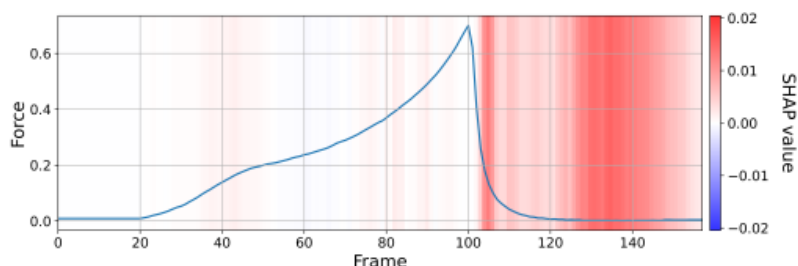


図4 肉Bの圧縮挙動（荷重曲線）計測例とSHAP値ヒートマップの重ね合わせ。寄与の大きい領域が試料間で異なる

3-4 「おいしさ」・情報通信への接続

本研究で、「おいしさを説明できる食感AI」の核心要件である「機械の食感判別の根拠を時間軸上で説明可能にする」ことを達成した。おいしさは複数の食感要素の時間的統合であり、どの区間・どの物性が効くかを切り出す本手法は、おいしさ起源解明の前段（土台）と位置づけられる。すなわち、「どの咀嚼・圧縮の段階で、どの物性が食感差を生むか」を特定できたことで、今後「おいしいと感じたタイミング」を教師ラベルとして与えれば、そのラベルと食感特徴を対応づけて説明できる見通しが立った、と考えている。

情報通信の観点では、スマートフォン3D計測・ネット収集・4G／5G安定アップロード・一般

公開基盤により、万単位～将来の桁違いの規模で、いつでもどこでも食感データを収集する基盤を実証した。説明可能な AI をこの基盤上に載せることで、一般市民・食品開発者・医療従事者が自由に解析できる新分野を、情報通信の観点から拓く道筋を示した。

3-5 本手法の意義と限界

本研究の意義は、食感という主観的かつ時間依存的な対象に対し、深層学習で判別が可能であることを示しただけでなく、その根拠を時間軸上の特定区間として提示できることを実証した点にある。これは、天然物特有の大きなばらつきを含む食感データの解釈に、従来の多変量解析とは異なる新たな道を開くものである。咀嚼前半への寄与集中、圧縮の三領域という知見は、計測のどの部分を重視すべきかという測定設計の指針にも直結し、将来的な計測簡略化やセンシング項目の最適化にもつながる。

一方で限界も明確である。咀嚼挙動に基づく判別は、個体差や摂食状況の影響を受けて確度・安定性に課題が残り、データ規模の拡大と計測条件の一層の統一が必要である。また圧縮試験は一軸・一定速度の単純な負荷であり、多軸・唾液・繰返し負荷を伴う実際の咀嚼の代理指標にとどまる。したがって、種差やおいしさの解釈は、官能評価や他の物性評価（TPA・剪断試験等）との突き合わせを通じて慎重に検証する必要がある。これらの課題は、7 月以降の大規模データ取得と、複数の計測モダリティの統合によって段階的に解決していく方針である。

4 結論

本研究では、スマートフォン 3D 計測と通信を起点とした大規模計測基盤（咀嚼 14 万回、4 G／5 G 安定アップロード、1000 人規模の一般公開基盤）を確立し、深層学習による食肉の食感判別と、説明可能な AI による根拠の時間軸特定を達成した。

咀嚼は前半（食塊形成以前）に種差が集中し、圧縮は三領域—微小変形（初期弾性・組織の緻密さ）、ピーク近傍（破断抵抗・かたさ）、ピーク後（崩れ方・付着性）—で体系化できることが示唆された。咀嚼初期に高い寄与が集中するという説明可能な AI 解析の結果は、肉の組織構造に基づく物性差が咀嚼前半で顕在化しやすいという力学的解釈と整合し、動物種判別の根拠を説明する枠組みとして有効であると考えられる。

これらは「おいしさを説明できる食感 AI」への土台であり、同時に、情報通信を起点とした健康長寿に資する新分野開拓の基盤となる。

5 今後の展開

第一に、本年 7 月のアプリ一般公開とユーザー募集により、ユーザーを大幅に拡大し、咀嚼ビッグデータをさらに拡充する。世代や口腔状態の多様なユーザーからデータを集めることで、標準的な咀嚼挙動モデルの精度向上を図る。

第二に、おいしさラベルとの直接の対応学習へ進む。当初は Grad-CAM の適用を想定していたが、個々の寄与を一貫して分解できる SHAP を主軸として今回は発展させた。今後は XAI の各種手法も併用しつつ、官能評価で得られる、おいしさを教師ラベルとして、咀嚼・物性との対応を学習し、おい

しき予測とその起源解明へと発展させることが重要であると考えられる。

第三に、官能評価・TPA・剪断試験とのマルチモーダル統合により、種差解釈の妥当性を検証する。さらに、医師・歯科医師等との連携により、咀嚼・嚥下機能の健康診断補助や、一般市民が自身の健康チェックに活かせるツールへと展開し、情報通信を起点とした健康長寿の新分野を切り拓く。

【参考文献】

- [1] 勝田啓子, 西成勝好, 中沢文子, 戸田準 編著, サイエンスフォーラム, 20, 1999.
- [2] 廣山紗亜耶, 灘本明代, 第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, 41-4, 8, 2022.
- [3] Tae-Heon Lee, Jin-Woo Park, GERIATRICS, 9(2), 48, 2024.
- [4] Schreuders F K G, Sagis L M C, Bodnár I, Boom R M, van der Goot A J, Scientific Reports, 12, 1334, 2022.
- [5] Hutchings J B, Lillford P J, Journal of Texture Studies, 19(2), 103–115, 1988.
- [6] Salvador A, Varela P, Sanz T, Fiszman S M, LWT - Food Science and Technology, 42, 763–767, 2009.
- [7] Nishinari K, Fang Y, Rosenthal A, Journal of Texture Studies, 50(5), 369–380, 2019.
- [8] Iqbal H Sarker, SN Computer Science, 2(3), 160, 2021.
- [9] Scott M Lundberg, Su-In Lee, Advances in Neural Information Processing Systems, 30, 2017.
- [10] Corinna Cortes, Vladimir Vapnik, Machine Learning, 20(3), 273–297, 1995.

〈発 表 資 料〉

＜学会発表・その他＞

大久保壮真, 武政誠, ディープラーニング式食感法開発と XAI による解釈への挑戦, バイオレオロジー学会, 2026 年 6 月