咀嚼圧力分布に基づく食品テクスチャセンシング

東 森 充^{*1} 金子 真^{*1} 福田 修^{*2}

Food Texture Sensing based on Mastication Pressure Distribution

Mitsuru Higashimori^{*1}, Makoto Kaneko^{*1} and Osamu Fukuda^{*2}

This paper proposes a sensing method to evaluate the food texture which is associated to human's impression in mastication. Nursing-care jelly foods, which can be masticated by tongue, are treated. An experimental mastication model are utilized to measure the pressure distribution response of a food in the compression and the fracture. Based on the texture analysis for image, feature values of the pressure distribution are extracted. Testing known foods whose impression levels are obtained by the sensory test, the regression equation modeling the relationship between the feature values and the impression level is derived. By giving the pressure distribution of an unknown food to this model, its impression level can be estimated. Experimental results show that impression levels of three different jelly foods are appropriately estimated.

Key Words: Food Texture Sensing, Mastication Model, Texture Analysis, Pressure Distribution

1. は じ め に

高齢者や障害者向けに、舌と口蓋を使って咀嚼すること（以下、舌式咀嚼と呼ぶ）が可能な水分および栄養補給用ゼリーが開発されている。このような介護食ゼリーにおいては、咀嚼・嚥下の安全性と美味しさが高次元で両立することが望まれる。美味しさは、味や香りといった食品の化学的性質のみでなく、咀嚼・嚥下過程における食品の物理的性質に起因するテクスチャ（舌触り、口溶け、喉越しなど）にも強く依存する [1]。食品のテクスチャは、機械的特性（かたさ、もろさ、粘り、など）と幾何学特性（滑らかさ、ざらつき、粒子の大きさと形、など）に大別され [2]、ヒトが直接判断する官能試験によって評価される。機械的特性に関しては、物理的測定によって食品テクスチャを定量的に評価する手法の開発が試みられており、食品圧縮試験から得られる力応答を用いたテクスチャプロファイル法 [3] が確立され、テクスチュロメーター [4]、テクスチャーアナライザー [5] 等の測定機器が実用化されている。これに対して、幾何学的特性に関する研究として、Ishihara らは、咀嚼による食品の形態変化を評価するために咀嚼後の食品粒度を計測している [6]。今井らは、口腔内で食品粒子を認識する際の最小粒度および粒子の大きさの識別程度を官能試験によって評価している [7]。神山

は、口腔内で咀嚼動作中に生じる圧力分布を計測し、食品水分活性値との関係について考察している [8]。また、羊羹、食パン、クラッカー、生ニンジンの圧縮過程における圧力分布の相違を考察している [9]。以上のように、幾何学的特性の物理的計測を試みた研究例は存在するものの、ヒトが咀嚼時に受ける繊細な印象と関連付けて食品テクスチャを評価する手法は確立されていないのが現状である。

以上のような背景の下、本研究では、舌式咀嚼と介護食ゼリーを対象として取り上げ、幾何学的特性に強く依存した食品テクスチャを物理的測定によって客観的・数値的に評価する手法を構築することを目的とする。ヒトは舌式咀嚼する際に、食品破断中の形態変化と力応答を同時に感知し、何らかの印象を受けて食品テクスチャを評価している。本研究ではこの基本原理を工学的に再現し、咀嚼実験モデルで得られる圧力分布応答に基づく食品テクスチャセンシング手法の基本コンセプトを提案する。

提案する食品テクスチャセンシング手法は、圧力分布センシングとテクスチャ解析から構成される。圧力分布センシングでは、ヒトの舌式咀嚼動作をモデル化した咀嚼実験モデルを用いて、食品圧縮破断時の圧力分布応答を取得する。テクスチャ解析では、ヒトの官能評価に基づく印象レベルと圧力分布応答との関係をモデル化し、印象レベルの推定式を導出する。本論文では、上記のような基本コンセプトを確認するために、破断中の舌触りが明確に異なる 3 種類のゼリー（寒天製、ジェランガム製、カラギナン製）を基準食品として取り上げる。はじめに、3 種類の基準食品について咀嚼実験モデルで得られる圧力分布応答を示し、同時に計測している力応答の結果と合わせてどのような違いが見られるかを確認する。続いて、テクスチャ解析

原稿受付 2012 年 12 月 5 日

^{*1}大阪大学大学院工学研究科

^{*2}独立行政法人産業技術総合研究所生産計測技術研究センター

^{*1}Graduated School of Engineering, Osaka University

^{*2}National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, Measurement Solution Research Center

■ 本論文は有用性で評価されました。

Fig. 1 Outline of the proposed method for food texture sensing

により、各食品の圧力分布応答と印象レベルとの関係をモデル化する。ここでは、まず、空間濃度レベル依存法により圧力分布応答データの特徴量ベクトルを算出する。次に、特徴量ベクトルから主成分ベクトルを算出し、この主成分ベクトルを説明変数、印象レベルを目的変数とした重回帰モデルを作成して印象レベルの推定式を導出する。この推定式から得られた印象レベルと実際の印象レベルを比較することにより、提案手法の有効性を示す。さらに、未知食品の印象レベルを推定する手法を整理し、これらの食品の印象レベルが適切に推定できることを示す。

本論文の構成は、以下のとおりである。第2章では、提案する食品テクスチャセンシングの概要を示す。第3章では、咀嚼実験モデルと圧力分布応答センシングの結果を示す。第4章では、テクスチャ解析による食品テクスチャのモデリングについて示す。最後に第5章で、本研究をまとめる。

2. 食品テクスチャセンシングの概要

人工的な咀嚼実験モデルによって得ることができる実験データから、食品テクスチャ（ヒトがその食品を咀嚼した際に感じる印象）を客観的かつ定量的に推定する手法を提案する。Fig. 1に、提案手法の概要を示す。ここでは、舌式咀嚼可能な食品として、介護食ゼリーを対象とする。準備として、ヒトによる官能評価済みの試験食品を複数用意し、これらを、評価軸を構成するための基準食品と定義する。Fig. 1(a)に示すように、幾何学的特性に基づく食品テクスチャの評価指標として、印象レベル n （例えば、1: 粒状, 2: きめ細かい, 3: 滑らか, など）を設定しておく。これらの基準食品に対して、以下の手順によって実験計測データから印象レベルを推定するためのモデル式を獲得する。

咀嚼実験モデルを用いた圧力分布応答のセンシング: 舌式咀嚼を人工的に再現するために、Fig. 1(b)に示すような咀嚼実験モ

デルを構築する。ヒトは、舌式咀嚼において、食品破断中の形態変化と力応答を同時に感知している。この基本原理に基づいて、咀嚼実験モデルは2枚の圧縮用プレートと圧力分布センサから構成されており、食品を圧縮破断する過程の圧力分布応答を計測する。この実験モデルによって、印象レベルが異なる基準食品の圧力分布応答を収集する。

テクスチャ解析による圧力分布応答と印象レベルのモデリング: Fig. 1(c)に示すように、圧力分布応答と印象レベルとの関係をモデル化する。はじめに、圧力分布応答データに画像テクスチャ解析手法を適用し、空間濃度レベル依存法[10]により求められる特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ を算出する。次に、これらの特徴量に対する主成分ベクトル $\mathbf{y}$ を算出する。最後に、重回帰分析を行い、主成分ベクトル $\mathbf{y}$ と印象レベル n の関係を表す重回帰モデルを作成することによって、印象レベルの推定式 $\hat{n} = f(\mathbf{y}(\mathbf{x}))$ を導出する。得られた印象レベルの推定式を用いることにより、未知食品の印象レベルを、咀嚼実験モデルにおける圧力分布応答から推定することができる。

上記手順の詳細を、検証結果と合わせて第3章、第4章に示す。

3. 咀嚼実験モデルを用いた圧力分布センシング

3.1 咀嚼実験モデル

Fig. 2(a)に、実験システムの概要を示す。2枚の圧縮プレートのうち、下側のプレートは土台に固定し、上側のプレートはPCによって制御可能なリニアスライダによって駆動する。ここでは、速度 $2[\text{mm/s}]$ の下降動作によって試験食品を圧縮破断させる。下側プレートの上面には、圧力分布センサ（ニッタ株式会社製：測定範囲 $44 \times 44[\text{mm}]$ 、空間分解能 $1[\text{mm}]$ 、時間分解能 $10[\text{ms}]$ ）を設置し、食品が圧縮破断する際の圧力分布を時系列データとして記録する。また、リニアスライダと上側プレート間にロードセルを設置し、圧縮時の力応答も同時に取

Fig. 2 Experimental system

得する.

今回、基準食品として、幾何学的な食感が明確に異なる3種類のゼリーを使用し、それぞれ印象レベルを $n = 1$ (寒天製), $n = 2$ (ジェランガム製), $n = 3$ (カラギナン製) とする. なお、舌式咀嚼中の舌触りについて、 $n = 1$ から $n = 3$ に向けて滑らかな印象が強くなる. Fig. 2(b) は、 $n = 1$ のゼリーである. すべてのゼリーは、直径 20 [mm], 高さ 10 [mm] の円柱形としている. 印象レベル $n = 1$ のゼリー 11 個, $n = 2$ のゼリー 12 個, $n = 3$ のゼリー 11 個の合計 34 個に対して、咀嚼実験モデルにおける圧力分布応答を取得する.

3.2 圧力分布応答センシング

Fig. 3 に、印象レベル $n = 1$ のゼリーに対する実験結果として、上側プレートの下降変位とロードセルから得た力応答を示す. プレートがゼリーを圧縮するにつれ、力応答は上昇する. その後、 $t = 2.3$ [s] でゼリーが破断し始め、力応答がいったん下降する. 圧縮開始から破断開始直前までの間を圧縮フェーズとする. 引き続き、ゼリーは破断しながら圧縮され続けるため、プレートが停止するまで力応答は再び上昇する. ゼリーの破断開始からプレート停止までの間を破断フェーズとする. Fig. 4 に、 $n = 1$ のゼリーを圧縮破断させた際の様子を示す.

一連の圧縮破断操作中に圧力分布センサから得られた圧力値を、3~80 [kPa] の範囲で 4.8 [kPa] ごとに 16 分割し、それぞれ 0~15 の圧力レベル値に変換する. このように変換された圧力分布応答データを、 $N = 16$ 段階の濃度レベルを持つ 44×44 [pixel] の画像情報のフレーム群として取り扱う. Fig. 5 は圧力分布応答を示す画像の中から、特徴的なフレーム(左から、初期状態直後、圧縮フェーズ中、破断フェーズ中)を並べたものである.

Fig. 3 An example of experimental result in a jelly with $n = 1$

Fig. 4 Compression test in a jelly with $n = 1$

ここで、Fig. 5(a) は $n = 1$, (b) は $n = 2$, (c) は $n = 3$ のゼリーの圧力分布である. 各画像において、ピクセル色が濃くなるほど、そのピクセル位置における圧力値が高いことを示している. Fig. 5(a)~(c) のそれぞれにおいて、左から 1~2 枚目にかけて圧力がゼリー底面形状である円状を象りながら上昇していくことが分かる. その後、ゼリーは破断し、左から 3 枚目では破断中のゼリーの幾何学的および力学的状態の違いが確認できる. Fig. 5(a)~(c) を比較すると、(a) $n = 1$ のゼリーの圧力分布は、(b) $n = 2$ および (c) $n = 3$ のゼリーの分布と明確な違いがある. 一方で、(b) $n = 2$ と (c) $n = 3$ については、確実に区別可能なほどの分布の違いを目視で定義することは難しい.

Fig. 6(a) は、ロードセルから得られた力応答を示しており、印象レベルに応じて色分けしている. Fig. 6(a) から、 $n = 1$ のゼリーの力応答を残りの 2 種類のゼリーの応答と区別することは容易であるが、 $n = 2$ と $n = 3$ のゼリーの一部については両者を力応答から区別することが困難であることが分かる. Fig. 6(b) は、 $n = 2$ と $n = 3$ の力応答について、特に区別しにくいものを抽出したものである. このように、力応答の波形が似ている $n = 2$ と $n = 3$ のゼリーについては、従来のテクスチャプロファイル法 [3] によって、食品素材の違いおよびそれらの幾何学的特性に基づく食品テクスチャの違いを評価するこ

Fig. 5 Pressure distribution response

Fig. 6 Force response

とが困難であることに留意されたい。

4. テクスチャ解析による圧力分布応答と印象レベルのモデリング

4.1 圧力分布応答の特徴量算出

ヒトが舌式咀嚼において食品破断中に感じる印象に着目し、破断フェーズの圧力分布応答に対応したフレームのみを解析対象とする。空間濃度レベル依存法[10]を用いて、画像情報の各フレームについてテクスチャ特徴量を算出する。この手法では、テクスチャ特徴量として、濃度分布の一様性、複雑さなどを表す統計量を算出する。まず、画像情報から濃度共起行列を算出する。濃度共起行列とは、画像内におけるピクセル間の濃度関係を表す行列である。 $g(x, y)$ をピクセル (x, y) の濃度レベル、 d, θ をそれぞれ走査距離、走査方向とする。画像内において、相対的な位置関係が (d, θ) で与えられるピクセル対 (x_1, y_1) および (x_2, y_2) について、濃度対が $g(x_1, y_1) = p$ および $g(x_2, y_2) = q$ であるとする。ただし、 $p = \{0, 1, \dots, N-1\}$ 、 $q = \{0, 1, \dots, N-1\}$ 、 N は濃度レベル数である。このとき、濃度共起行列 $\mathbf{S}_{(d, \theta)}$ の第 (p, q) 要素をカウントアップする。画像内の全ピクセルに対して、 (d, θ) に関する走査を行うことにより、濃度対 (p, q) の存在頻度を示す濃度共起行列 $\mathbf{S}_{(d, \theta)} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ を決定する。ここでは、各フレームについて、 $d = 1, 2, 4, 8, 16$ [pixel]、 $\theta = 0, 45, 90, 135$ [deg]を組み合わせた計20通りの濃度共起行列 $\mathbf{S}_{(d, \theta)}$ を算出する。ここで、 $\mathbf{S}_{(d, \theta)}$ の各要素 $S_{(d, \theta)}(p, q)$ を、次式で表される確率値 $P_{(d, \theta)}(p, q)$ に変換する。

$$P_{(d, \theta)}(p, q) = \frac{S_{(d, \theta)}(p, q)}{\sum_{p=0}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1} S_{(d, \theta)}(p, q)} \quad (1)$$

このようにして得た行列 $\mathbf{P}_{(d, \theta)} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ を、以下に示す式(2)~(6)に代入し、5種類の特徴量として、エネルギー、エントロピー、慣性、相関、局所一様性を算出する。

● エネルギー

$$E(\mathbf{P}_{(d, \theta)}) = \sum_{p=0}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1} \{P_{(d, \theta)}(p, q)\}^2 \quad (2)$$

● エントロピー

$$H(\mathbf{P}_{(d, \theta)}) = - \sum_{p=0}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1} P_{(d, \theta)}(p, q) \log P_{(d, \theta)}(p, q) \quad (3)$$

● 慣性

$$I(\mathbf{P}_{(d, \theta)}) = \sum_{p=0}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1} (p - q)^2 P_{(d, \theta)}(p, q) \quad (4)$$

● 相関

$$C(\mathbf{P}_{(d, \theta)}) = \frac{\sum_{p=0}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1} pq P_{(d, \theta)}(p, q) - E_x E_y}{D_x D_y} \quad (5)$$

● 局所一様性

$$L(\mathbf{P}_{(d,\theta)}) = \sum_{p=0}^{N-1} \sum_{q=0}^{N-1} \frac{P_{(d,\theta)}(p,q)}{1+(p-q)^2} \quad (6)$$

ただし、式 (5) の E_x , E_y , D_x , D_y は、

$$E_x = \sum_{p=0}^{N-1} \left\{ p \sum_{q=0}^{N-1} P_{(d,\theta)}(p,q) \right\} \quad (7)$$

$$E_y = \sum_{q=0}^{N-1} \left\{ q \sum_{p=0}^{N-1} P_{(d,\theta)}(p,q) \right\} \quad (8)$$

$$D_x^2 = \sum_{p=0}^{N-1} \left\{ (p - E_x)^2 \sum_{j=0}^{N-1} P_{(d,\theta)}(p,q) \right\} \quad (9)$$

$$D_y^2 = \sum_{q=0}^{N-1} \left\{ (q - E_y)^2 \sum_{i=0}^{N-1} P_{(d,\theta)}(p,q) \right\} \quad (10)$$

である。以上の計算によって、各フレームにつき、濃度共起行列 20 とおり × 特徴量 5 種類 = 計 100 種類の特徴量を算出する。**Fig. 7** (a)~(e) に、 $d = 1$ [pixel], $\theta = 0$ [deg] の濃度共起行列 $\mathbf{P}_{(d,\theta)}$ から算出された 5 種類の特徴量について、フレームごとの変化を示す。なお、その他の d , θ の場合でも、各特徴量の傾向は同様である。これらの特徴量は、時間に応じて各フレームで変化するため、印象レベル間の違いが顕著に現れているフレームの特徴量を代表特徴量として採用する。Fig. 7 (a), (c), (e) より、エネルギー、慣性、局所一様性は最大値を、Fig. 7 (b), (d) より、エントロピーと相関については最小値を代表特徴量として採用する。以上より、一つの食品の圧力分布応答に対して、代表特徴量に破断フェーズのフレーム数を加えた $F = 101$ 次元の特徴量ベクトル $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_F]^T \in \mathbb{R}^F$ を得る。

4.2 主成分分析による特徴量の絞り込み

特徴量間での高い相関関係を除去するために主成分分析を施し、特徴量ベクトル $\mathbf{x}$ の次元を圧縮する。咀嚼実験から得た圧力分布応答データの総数を M とし、圧力分布応答データ k ($k = 1, 2, \dots, M$) から得た特徴量ベクトルを

$$\mathbf{x}_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kF}]^T \in \mathbb{R}^F \quad (11)$$

とする。ただし、今回の実験では、 $M = 34$ である。次式のように、全特徴量ベクトルを並べた行列 $\mathbf{X}$ を作成する。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_M^T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{M \times F} \quad (12)$$

さらに、次式のような列ベクトル $\chi_i \in \mathbb{R}^M$ を定める。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \chi_1 & \chi_2 & \cdots & \chi_F \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{M \times F} \quad (13)$$

次に、行列 $\mathbf{X}$ の相関係数行列 $\mathbf{R}$ を算出し、行列 $\mathbf{R}$ の固有値 λ_i ($i = 1, 2, \dots, F$) と大きさ 1 の固有ベクトル $\mathbf{u}_i \in \mathbb{R}^F$ から成る行列 $\mathbf{U}$ を次式のように算出する。

Fig. 7 An example of feature values with respect to time

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,F} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ r_{F,1} & \cdots & \cdots & r_{F,F} \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{F \times F} \quad (14)$$

$$= \mathbf{U} \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \lambda_F \end{bmatrix} \mathbf{U}^{-1} \quad (15)$$

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1 \ \mathbf{u}_2 \ \cdots \ \mathbf{u}_F] \in \mathbb{R}^{F \times F} \quad (16)$$

ただし, $r_{i,j}$ はベクトル χ_i ($i=1, \dots, F$) と χ_j ($j=1, \dots, F$) の相関係数を表す. 行列 $\mathbf{U}$ から, $\lambda_i \geq 1$ の固有値に対応する固有ベクトル $\mathbf{u}_i$ を抽出し, 次式の行列 $\mathbf{U}_{\lambda \geq 1} \in \mathbb{R}^{F \times \mathcal{L}}$ を作成する.

$$\mathbf{U}_{\lambda \geq 1} = [\mathbf{u}_{(1)} \ \mathbf{u}_{(2)} \ \cdots \ \mathbf{u}_{(\mathcal{L})}] \in \mathbb{R}^{F \times \mathcal{L}} \quad (17)$$

ただし, $\mathcal{L}$ は $\lambda_i \geq 1$ を満たす固有値の総数であり, $\mathbf{u}_{(l)}$ ($l=1, 2, \dots, \mathcal{L}$) は $\lambda_i \geq 1$ を満たす固有値に対応する固有ベクトル $\mathbf{u}_i$ である. 次に, 行列 $\mathbf{X}$ を構成する χ_i を標準化して, 次のような行列 $\bar{\mathbf{X}}$ を用意する.

$$\bar{\mathbf{X}} = [\bar{\chi}_1 \ \bar{\chi}_2 \ \cdots \ \bar{\chi}_F] \in \mathbb{R}^{M \times F} \quad (18)$$

ただし,

$$\bar{\chi}_i = [\bar{\chi}_{i1}, \bar{\chi}_{i2}, \dots, \bar{\chi}_{iM}]^T \in \mathbb{R}^M \quad (19)$$

$$\bar{\chi}_{ik} = \frac{\chi_{ik} - \mu_i}{\sigma_i} \quad (20)$$

$$\mu_i = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \chi_{ik} \quad (21)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (\mu_i - \chi_{ik})^2 \quad (22)$$

最後に, 主成分ベクトルを構成する行列 $\mathbf{Y}$ を次式のように算出する.

$$\mathbf{Y} = \bar{\mathbf{X}} \mathbf{U}_{\lambda \geq 1} \quad (23)$$

$$= \begin{bmatrix} \mathbf{y}_1^T \\ \mathbf{y}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{y}_M^T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{M \times \mathcal{L}} \quad (24)$$

式 (24) 中の $\mathbf{y}_k$ が, 圧力分布応答データ k の主成分ベクトル

$$\mathbf{y}_k = [y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{k\mathcal{L}}]^T \in \mathbb{R}^{\mathcal{L}} \quad (25)$$

である. なお, 今回の実験データでは, 次元 $\mathcal{L} = 4$ である.

4.3 重回帰分析による印象レベル推定式の導出

主成分ベクトル $\mathbf{y}$ を説明変数, 印象レベル n を目的変数として重回帰モデルを作成し, 印象レベルの推定式を獲得する. 主成分ベクトル $\mathbf{y}$ と印象レベル n の関係が, 線形回帰式

$$n = a_0 + a_1 y_1 + a_2 y_2 + \cdots + a_{\mathcal{L}} y_{\mathcal{L}} \quad (26)$$

すなわち,

$$n = \mathbf{a}^T \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{a} = [a_0, a_1, \dots, a_{\mathcal{L}}]^T \in \mathbb{R}^{\mathcal{L}+1} \quad (28)$$

で与えられるものと仮定する. ただし, a_0 は定数項, a_l ($l=1, 2, \dots, \mathcal{L}$) は各主成分に対する偏回帰係数である. すべての試験食品データ $n_k, \mathbf{y}_k$ ($k=1, 2, \dots, M$) に式 (27) を適用し, 次式を得る.

$$\mathbf{n} = \mathbf{Z} \mathbf{a} \quad (29)$$

ただし,

$$\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_M]^T \in \mathbb{R}^M \quad (30)$$

$$\mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 1 & \mathbf{y}_1^T \\ \vdots & \vdots \\ 1 & \mathbf{y}_M^T \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{M \times (\mathcal{L}+1)} \quad (31)$$

式 (29) より, 定数項と偏回帰係数の推定値を次式で算出する.

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{Z}^\# \mathbf{n} \quad (32)$$

ただし, $\mathbf{Z}^\# = (\mathbf{Z}^T \mathbf{Z})^{-1} \mathbf{Z}^T$ は $\mathbf{Z}$ の擬逆行列である. 以上の手順により, 圧力分布応答データ k から得た主成分ベクトル $\mathbf{y}_k$ に対する印象レベルの推定式

$$\hat{n}_k = \hat{\mathbf{a}}^T \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{y}_k \end{bmatrix} \quad (33)$$

を得る. なお, 定数項および偏回帰係数 $a_l = 0$ の帰無仮説について検定を行い, 危険率 5% 以上の定数項あるいは偏回帰係数項が存在する場合はこれらを除去して, 再度重回帰分析を行う. この作業を, すべての定数項および偏回帰係数の危険率が 5% 以下になるまで繰り返し, 最終的な印象レベルの推定式を決定する. Fig. 8 に, 推定された印象レベルと実際の印象レベルの関係を示す. 決定係数は $R^2 = 0.95$, 推定値 $\hat{n}$ の標準誤差は 0.19 であり, 十分精度の良い推定結果が得られている. とりわけ, Fig. 6 に示したような力応答に基づく従来のテクスチャプロファイル法では判別困難な $n=2$ と $n=3$ のゼリーについても, 提案手法では両者の違いを明快に判別可能であることを強調しておきたい. これは, 食品テクスチャを評価するために, ゼリー破断中の幾何学的情報として圧力分布答を活用し, 幾何学的な相違が印象レベルに与える影響を適切にモデル化できた効果が発揮されたためと考えている.

Fig. 8 Relationship between estimated and actual impression levels between 1, 2, and 3

4.4 未知食品の印象レベル推定

未知食品の圧力分布応答を計測し, 4.1 節の手順で特徴量ベクトル $\mathbf{x}_* = [x_{*1}, x_{*2}, \dots, x_{*F}]^T \in \mathcal{R}^F$ を算出する. この特徴量ベクトル $\mathbf{x}_*$ を, 式 (21) (22) を用いて次式のように標準化する.

$$\bar{\mathbf{x}}_* = [\bar{x}_{*1}, \bar{x}_{*2}, \dots, \bar{x}_{*F}]^T \in \mathcal{R}^F \quad (34)$$

$$\bar{x}_{*i} = \frac{x_{*i} - \mu_i}{\sigma_i} \quad (35)$$

標準化ベクトル $\bar{\mathbf{x}}_*$ を用いて, 次式のように未知食品の主成分ベクトル $\mathbf{y}_*$ を算出する.

$$\mathbf{y}_* = [\bar{\mathbf{x}}_*^T \mathbf{U}_{\lambda \geq 1}]^T \in \mathcal{R}^C \quad (36)$$

式 (33) に準拠し, 未知食品の印象レベルを次の推定式で算出する.

$$\hat{n}_* = \hat{\mathbf{a}}^T \begin{bmatrix} 1 \\ \mathbf{y}_* \end{bmatrix} \quad (37)$$

$\hat{\mathbf{a}}$ の算出に使用していない, すなわち, 圧力分布応答と印象レベルのモデル化に用いていない基準食品のゼリー 3 個 (それぞれ実際の印象レベルが $n = 1, 2, 3$) を未知食品とみなし, 印象レベルを推定した結果を, Fig. 8 にプロット■で示す. この結果から, 今回使用した基準食品については, 提案手法によって印象レベルを的確に推定可能であることが確認できる.

Fig. 9 (a) は, Fig. 8 から実際の印象レベルが $n = \{2, 3\}$ のゼリーの推定結果を取り出したものを示している. Fig. 8 に示すように, 印象レベル $n = \{1, 2, 3\}$ に対する決定係数が $R^2 = 0.95$ であるのに対して, Fig. 9 (a) に示すように, 印象レベル $n = \{2, 3\}$ に対する決定係数は $R^2 = 0.86$ と低下している. これは, $n = 2$ と $n = 3$ のゼリーに関する識別精度が, $n = 1$ と両者の識別精度よりも劣ることを意味しており, Fig. 5 (b), (c) の圧力分布応答の類似性からも直感的に理解できる. これに対して, Fig. 9 (b) に, 印象レベル $n = \{2, 3\}$ のデータのみでモデル化を行い, 印象レベルを推定した結果を示

(a)

(b)

Fig. 9 Relationship between estimated and actual impression levels between 2 and 3

す. このとき, 決定係数は $R^2 = 0.91$ となり, Fig. 9 (a) の場合と比較して, 推定精度が向上していることが分かる. これは, 推定対象とする印象レベルを $n = \{2, 3\}$ に絞ることにより, 主成分ベクトル内において両者を区別するための情報量の割合が増加したためと想定される. 以上の結果から, 推定精度の悪い印象レベル間でローカルなモデル化をするような階層化処理が精度向上のために有効といえる.

5. 結 論

本研究では, 咀嚼時の圧力分布応答に基づく食品テクスチャセンシング手法を提案した. 具体的には, ヒトの官能評価に基づく食品テクスチャの印象レベルと咀嚼実験モデルで得られる食品破断中の圧力分布応答との関係をモデル化した. ここでは, 圧力分布応答データに画像テクスチャ解析手法を適用して特徴量を算出し, 主成分分析および重回帰分析によって, 印象レベルの推定式を導出した. 今回, 舌触りが明確に異なる 3 種類のゼリーを用いた基礎実験により, 提案手法によって印象レベル

が精度よく推定できることを示した。また、モデル化に使用していないゼリーの印象レベルが適切に推定できることを示した。

現状、食品テクスチャセンシング手法の基本コンセプト提案し、介護食ゼリー3種を取り上げて実現性の見通しが確認できた段階と考えている。今後、実応用に向けて、咀嚼動作（単純圧縮だけでなく、正弦波等の繰り返し圧縮など）、圧力分布応答の特徴量（空間的だけでなく、時間相関などの時間的な特徴量）、官能評価指標と圧力分布応答のモデリング（線形→非線形）のバリエーションを十分に検証していかなければならない。とりわけ、ヒトが咀嚼時に感じる印象群のうち、どのような印象をどのような範囲と精度で本手法により感知するかといった見極めが、提案手法による食感評価の信頼性向上のための重要なポイントとなると考えている。一方で、本論文では舌式咀嚼および介護食ゼリーを対象を絞って議論したが、提案手法は一般的な歯を用いた咀嚼および健常者向け食品にも拡張可能であることに留意されたい。今後、実食品を用いた実験を通じて検証を深め、将来的には、高齢者や障害者にとどまらず、健常者あるいは乳幼児の摂食も視野に入れた食感自動評価システムの開発を試みたい。

謝辞 本研究は、平成24年度公益財団法人日本食品化学研究振興財団研究助成「破断中の圧力分布応答に基づく新しいテクスチャー評価手法の構築」の支援を受けて行われた。また、

現東京大学大学院生黒瀬優介君、大阪大学大学院生柴田暁秀君、山本武君には実験およびデータ解析に多大に協力いただいた。心より感謝の意を表す。

参考文献

- [1] 磯直道, 水野治夫, 小川廣男: 食品のレオロジー—食の物性評価—, 成山堂書店, 1998.
- [2] A.S. Szczesniak: "Classification of Textural Characteristics," *Journal Food Science*, vol.28, pp.285-289, 1963.
- [3] M.C. Bourne: "Texture Profile Analysis," *Food Technology*, vol.32, no.72, pp.62-66, 1978.
- [4] 群馬県立産業技術センター, <http://mac.tec-lab.pref.gunma.jp/dt0319.html>
- [5] 英弘精機株式会社, <http://www.eko.co.jp/eko/index.html>
- [6] S. Ishihara, M. Nakauma, T. Funami, S. Odake and K. Nishinari: "Viscoelastic and Fragmentation Characters of Model Boli from Polysaccharide Gels after Instrumental Mastication," *Food Hydrocolloids*, vol.25, pp.1210-1218, 2011.
- [7] 今井悦子, 田丸理恵, 畑江敬子, 島田淳子: "口腔における粒子の認識と粒度の識別におよぼす食品物性の影響", *日本家政学会誌*, vol.49, no.3, pp.243-253, 1998.
- [8] 神山かおる: "新しい食品テクスチャー計測の試み", *食糧: その科学と技術*, vol.38, pp.85-102, 1999.
- [9] 神山かおる: "多点計測による食品テクスチャーの評価", *日本食品科学工学会誌*, vol.52, no.2, pp.45-51, 2005.
- [10] 田村秀行: コンピュータ画像処理, オーム社, 2002.

東森 充 (Mitsuru Higashimori)

1998年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年株式会社東芝入社。2002年広島大学大学院工学研究科助手, 2006年大阪大学大学院工学研究科助手, 2008年同准教授, 現在に至る。博士(工学)。ロボットによる操り技術, 柔軟物体のセンシング・ハンドリングに関する研究に従事。計測自動制御学会, 日本機械学会, 日本生体医工学会, IEEEの会員。

(日本ロボット学会正会員)

福田 修 (Osamu Fukuda)

2000年広島大学大学院工学研究科博士課程後期修了。1997年~2000年の期間, 日本学術振興会特別研究員(DC1)。2000年通商産業省工業技術院機械技術研究所入所, 2001年独立行政法人産業技術総合研究所へ転任。2004年より広島大学大学院工学研究科客員准教授。2010年より同教授, 現在に至る。博士(工学)。ヒューマンインタフェース, 超音波センシングなどの研究に従事。計測自動制御学会, 日本機械学会, IEEEの会員。

金子 真 (Makoto Kaneko)

1981年東京大学工学系研究科博士課程卒業。工学博士。通産省工業技術院機械技術研究所, 九州工業大学助教授, 広島大学教授を経て, 2006年より大阪大学教授, 現在に至る。現在は, 赤血球の高速硬さ計測, 脳波, 眼の硬さ計測, セルマニビュレーションに関する研究に従事。日本機械学会奨励賞(1983), 日本ロボット学会論文賞(1994, 2007), 計測自動制御学会論文賞(1996, 2002, 2008, 2010), 日本コンピュータ外科学会講演論文賞最優秀賞(2004), IEEE RAS Best Trans. Paper Award(2003)などを受賞。(日本ロボット学会正会員)