

触覚センサーを用いた生体組織識別の基礎研究

The spadework of the living body organization identifying
which used a sense of touch sensor

○ 松田 光央*, 坂野 進**

○ Mitsuo Matsuda*, Susumu Sakano**

* 日本大学大学院工学研究科, ** 日本大学工学部

*** Nihon University, College of Engineering

キーワード: 最大エントロピー法(Maximum Entropy Method), MTS 法(Mahalanobis Taguchi System)
直交表(Orthogonal array), ユークリッドの距離(Euclid distance)
EED 法(Evaluation by Euclid Distance)

連絡先: 〒963-1165 福島県郡山市田村町徳定字中河原1番地

日本大学 工学部 機械工学科 メカトロニクス研究室

坂野 進, Tel.:(024)956-8774, Fax.: (024)956-8860, E-mail:sakano@mech.ce.nihon-u.ac.jp

1. はじめに

現在, 医療機関において肝硬変, 腹膜炎, 乳がん, 甲状腺がんなどの診断には触診が用いられている。また, がんなどの開腹手術時においては医師が直接, 臓器を触診して治療を行っている。このような触診から得られる情報は患部の位置や状態を見極める上で非常に重要である。しかし, 触診の正確さは医師の臨床経験に左右されているのが現状であり, すべての医師が正確な診断を下すことは不可能となっている。そのため, すべての医師が触診において正確な診断を行うには触診情報(硬さ, 軟らかさなど)が定量的に得られるセンサーの開発が不可欠である。

今日まで, 人間の五感のうち味覚, 嗅覚, 視覚, 聴覚に代わるセンサーの研究は盛んに

行なわれてきた。特に視覚, 聴覚におけるセンサーの開発は目覚ましいものがある。しかし触覚技術に関する研究開発は遅れているのが現状であり, 触覚センサーを用いた電子認証ペンやロボットの把持機構などの研究がなされているが, 触診を主とした研究は進んでいない。

そこで本研究では市販のボールペンに圧電素子を用いた触覚センサーを使用し, 生体組織(本研究では食肉)上をなぞり, 得られた時系列データをMEMにより周波数スペクトル化する。それをMTS(EED)法により解析し, 各食肉の特徴を抽出し, 硬さの違いを評価する。将来的には内臓の健全部と患部の違いの明瞭化, 誤診率の低下に貢献することを目的としている。

2. 原理および解析法

2.1 触覚センサーの原理

市販のボールペン軸にジルコンチタン酸鉛の圧電セラミック素子(PZT)をセンサー部に用いて振動させたときの振動モードの変化を用いたものであり、有限長の振動棒を対象物体に接触させたとき、棒の固有振動数が対象物体の音響負荷(密度や伝搬速度)の有無によって変化することを利用したものである¹⁾。図1に計測システムの概略図、図2にシステムの動作特性を示す。

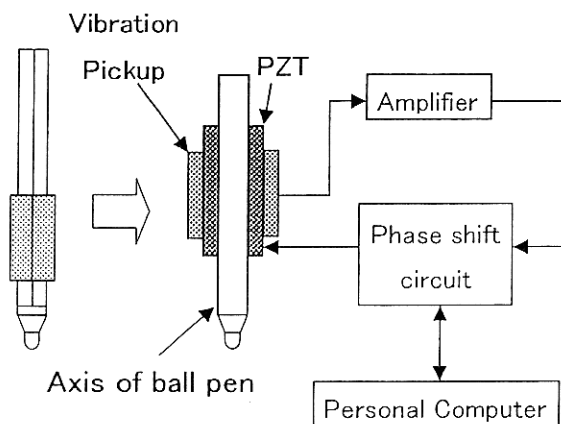


図1 触覚センサー計測システム概略図

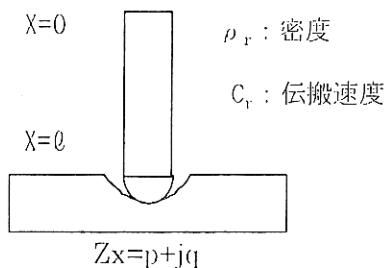


図2 先端が物体表面に接触した際の模式図

図2はペン先端が対象物体の表面に接触してなぞったときの様子を表したものである。共振状態の長さ $x=l$ の棒先端に未知の音響インピーダンスを持つ物体を接触させた場合、棒の長さ方向に平面波が伝搬するときの波動方程式は

$$\frac{\delta^2 \phi}{\delta t^2} = C_r^2 \frac{\delta^2 \phi}{\delta x^2} \quad (1)$$

Φ : 速度ポテンシャル t : 時間
 C_r : 棒の音速 x : 距離

となる。(1)式から物体が接触している状態の共振周波数は、変数分離法、境界条件の導入により(2)式となる。

$$f_x = \frac{n C_r}{2l} \left(1 - \frac{q_x}{n \pi \rho_r C_r} \right) \quad (2)$$

n : 次数 ρ_r : 棒の密度

また、振動棒が物体に接触していない自由共振状態の棒の共振周波数は(3)式になる。

$$f_0 = \frac{n C_r}{2l} \quad (3)$$

したがって(2)、(3)式より図3に示すように周波数変化量は(4)式となる。

$$\begin{aligned} \Delta f &= f_x - f_0 \\ &= -\frac{C_r q_x}{2n \pi l Z_r} \quad (4) \end{aligned}$$

Z_r : 棒の音響インピーダンス
 $Z_r = \rho_r C_r$

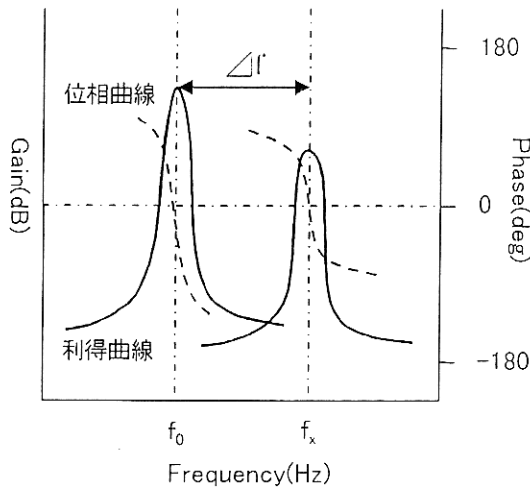


図3 共振周波数の変化

2. 2 MEM(最大エントロピー法)

有限な測定データからでは測定不可能な大きなラグを持つ自己相関関数を情報エントロピーが最大になるように推定することによって高分解能のスペクトルを推定するという方法である。無限に続く現象の一部分だけからスペクトル解析が可能である。MEM は以下に示す赤池の自己回帰モデルによって表すことができる。自己回帰モデルとは(5)式で示される確率過程モデルのことをいう²⁾。

$$x_k = -\sum_{i=1}^m a_{mi} x_{k-i} + n_k \quad (5)$$

$x_k (= x(k\Delta t))$: 時系列データ

n_k : x_k ($0 < k$) と独立な定常白色雑音

m : 自己回帰モデル次数

a_{mi} : 自己回帰係数

時系列データ x_k の自己相関関数は次式で示される。

$$R_i = R(i\Delta t) \equiv E\{x_k x_{k-i}\} \quad (6)$$

$E\{\}$: 期待値

(5)式の両辺に x_k を掛け、期待値をとると(7)式が得られる。

$$\begin{aligned} R_0 &= E\{x_k^2\} \\ &= -\sum_{i=1}^m a_{mi} \cdot E\{x_k x_{k-i}\} + E\{x_k n_k\} \\ &= -\sum_{i=1}^m a_{mi} R_i + E\{n_k^2\} \quad (7) \end{aligned}$$

同様に(5)式の両辺に x_{k-1} , x_{k-2} , x_{k-m} を掛けて期待値をとると下記の行列方程式が求まる。

$$\begin{bmatrix} R_0 & R_1 & \cdots & R_m \\ R_1 & R_0 & \cdots & R_{m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_m & \cdots & \cdots & R_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_{m1} \\ \vdots \\ a_{mm} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_m \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

P_m : 定常白色雑音の分散 ($E\{n_k^2\} = \sigma^2$)

Wiener-Khinchine の定理を用いると次式が求まる。

$$S(\omega) = \frac{P_m \cdot \Delta t}{\left| 1 + \sum_{i=1}^m a_{mi} e^{-j\omega i \Delta t} \right|^2} \quad (9)$$

(9)式より自己回帰モデル $\{a_k\}$ とパワースペクトル $S(\omega)$ の関係が示され、(9)式がMEMの基本式となる。測定波形により自己相関関数 R_0, R_1, \dots, R_m を求め、これを(8)式に

代入すると自己回帰係数 $(\alpha_{m1}, \alpha_{m2}, \dots, \alpha_{mm})$ と ρ_m が推定できる。これらを(9)式に代入すると測定波形のパワースペクトルが推定できる。

ここで自己回帰モデルの次数 m の決定法について述べることにする。MEM において次数 m の決定は重要事項であり、この値によって推定スペクトルは大きく変化する。ここでは赤池によって提案された FPE(最終予測誤差: Final Prediction Error)により次数 m を決定する。FPE とは時系列 x_k から次数 m で推定した自己回帰係数に対し、次式で定義される統計量 Q_m のことをいう。(11)式の Q_m を最小にする次数 m を自己回帰モデル次数とする。

$$Q_m = E \left\{ \left(x_k - \sum_{i=1}^m \hat{\alpha}_m x_{k-i} \right)^2 \right\} \quad (10)$$

(10)式の推定値は(11)式で求められる。

$$Q_m = \left(1 + \frac{m+1}{N} \right) \left(1 - \frac{m+1}{N} \right)^{-1} E_m^2 \quad (11)$$

$$E_m^2 = \sum_{k=m+1}^N \left(x_k - \sum_{i=1}^m \hat{\alpha}_m x_{k-i} \right)^2 \quad (12)$$

次数 m があらかじめ設定した値に到達、もしくは FPE が最小になるまで計算を繰り返す。FPE が最小となる次数 m の目安として以下の範囲がよいとされている。

$$m < 2 \sim 3\sqrt{N} \quad (13)$$

本研究において次数 m は

$$m = 2.5\sqrt{N} \quad (14)$$

とした。

2. 3 MTS法

2. 3. 1 MTS法の概要

MTS(Mahalanobis Taguchi System)法は均質なデータ群(基準空間)を基準(原点)としてそこから比較対象データとの距離(マハラノビスの距離)を求め、その大小により比較対象データの有用性を評価するものである。多次元情報に対して一つの尺度を設ける手法であり、パターン差を距離で表す新しいパターン情報処理法である。

2. 3. 2 マハラノビスの距離

マハラノビスの距離は均質なデータ群(基準空間)より定まる基準点(原点)及び単位量に基づく多変量データの評価尺度である。MTS法では基準点を計測値の平均ベクトル値とし、単位量を基準空間に属する対象のマハラノビス距離の平均が1になるように定義しており、距離の大小により基準空間に対する比較対象データの帰属度を評価する。

ここでマハラノビスの距離の算出法³⁾を以下に示す。

はじめに基準空間を決め、その計測特性を X_1, X_2, \dots, X_k とし、基準空間中の n 個の対象に対して各々 k 個の測定項目のデータを集め、それを基準空間データとする。 X_1, X_2, \dots, X_k の平均 m_1, m_2, \dots, m_k と標準偏差 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_k$ を求め、次式から基準空間のデータを基準化する。

$$x_{ij} = \frac{X_{ij} - m_i}{\sigma_i} \quad (15)$$

$$(i=1, 2, \dots, k, j=1, 2, \dots, n)$$

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1n} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k1} & x_{k2} & \dots & x_{kn} \end{pmatrix} \quad (16)$$

次に基準化されたデータ((16)式)の相関行列Rを求める。

$$r_{ij} = \frac{1}{n} (x_{i1}x_{j1} + x_{i2}x_{j2} + \dots + x_{im}x_{jm}) \quad (17)$$

(i, j=1, 2, ..., k)

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1k} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{k1} & r_{k2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (18)$$

相関行列Rの逆行列Aを求める。

$$A = R^{-1} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1k} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{k1} & a_{k2} & \dots & a_{kk} \end{pmatrix} \quad (19)$$

以上より作成したデータベースから、マハラノビスの距離 D^2 が求められる。

$$D^2 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k a_{ij} x_i x_j \quad (20)$$

基準化していないデータ X_1, X_2, \dots, X_k を用いる場合は次式から求める。

$$D^2 = \frac{1}{k} \sum_{ij} a_{ij} \frac{(X_i - m_i)}{\sigma_i} \frac{(X_j - m_j)}{\sigma_j} \quad (21)$$

なお、データ間に相関がある場合、マハラノビスの距離となるが、相関がない場合にはユークリッドの基準空間を形成し、ユークリッドの距離となる。

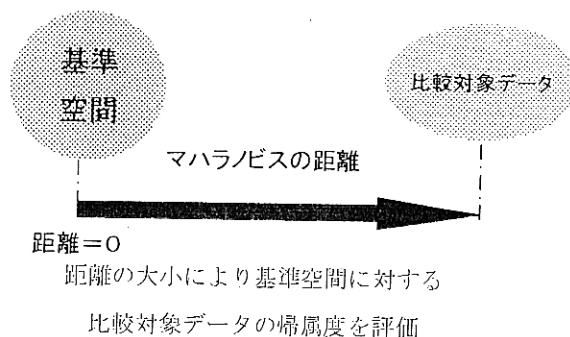


図4 MTS法

2. 3. 3 直交表

MTS法において基準空間を設定する際、生体組織(本研究では食肉)のデータベースを作成するには膨大な計測データが必要である。しかし、市販の食肉の計測データを数多く収集する事は困難であり、少ないデータ数で十分な実験効果を得る必要が生じた。そこで本研究では、少ないデータから仮想データを発生させる直交表を利用した。

直交表はラテン方格を発展させたものである。例として表1に2水準の直交表 $L_4(2^3)$ を示す⁴⁾。表1からわかるように直交表は1つの列の各水準の中に他の列の各水準が全て同回ずつ現れる性質を持っている。そのため、少ないデータから仮想データを発生させることができ、スモールスケールの実験でラージスケールの結果が確認できる。また、求

表1 2水準の直交表 $L_4(2^3)$

列番 No.	1	2	3
1	1	1	1
2	1	2	2
3	2	1	2
4	2	2	1

めるべき多くの要因効果を少ないデータ数

から求めることが可能であり、実験データの精度向上につながる。なお、この手法を使うとデータ間の相関が0となる。そのため、前述したように基準空間はユークリッドの基準空間となり、距離はユークリッドの距離となる。よって、本研究ではユークリッドの距離を用いた評価法をEED(Evaluation by Euclid distance)法と表すことにする。

3. 実験方法

本研究では生体組織に市販の食肉を用いて実験を行った。使用した食肉の種類と部位を表2に示す。

表2 用いた生体組織（食肉）

牛肉	豚肉	鶏肉
もも	もも	もも
レバー	レバー	レバー
ロース	ロース	ささみ
タン	タン	胸肉
ヒレ	ヒレ	砂肝
バラ	バラ	
サーロイン	ハツ	

実験は以下の5項目について行った。

- (1) 牛もも肉を基準空間として、牛肉各部位の硬さを識別。
- (2) 豚もも肉を基準空間として、豚肉各部位の硬さを識別。
- (3) 鶏もも肉を基準空間として、鶏肉各部位の硬さを識別。
- (4) 牛もも肉を基準空間として、豚肉、鶏肉のもも肉の硬さを識別。
- (5) 牛レバーを基準空間として、豚肉、鶏肉のレバーの硬さを識別。

実験手順は以下の通りである。

- ①基準空間に用いる生体組織（食肉）上を20回、触覚センサーペンで数字の2を書きよくなるように、時系列データを収集する。
- ②時系列データをMEMにより周波数スペクトル化する。
- ③周波数を255等分し、対応する周波数に対する20個のデータの平均パワーを求め、直交表 $L_{255}(2^{255})$ に割りつけ、基準空間を設定する。
- ④比較する生体組織（食肉）のデータを①②の手順で収集し、ユークリッドの距離を求める。
- ⑤距離の大小により食肉の硬さを識別する。

4. 実験結果

一例として図5に牛もも肉の測定値平均の時系列データ、図6にそのMEM解析結果を示す。

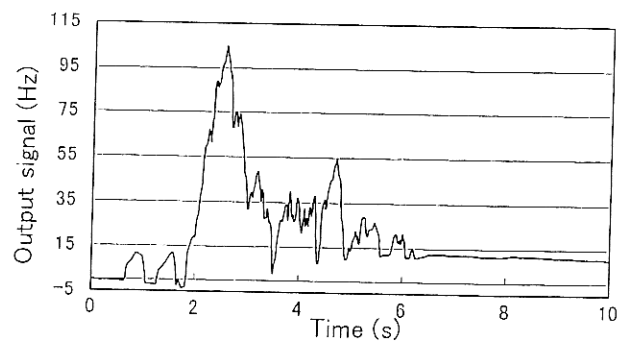


図5 牛もも肉の測定値平均の時系列データ

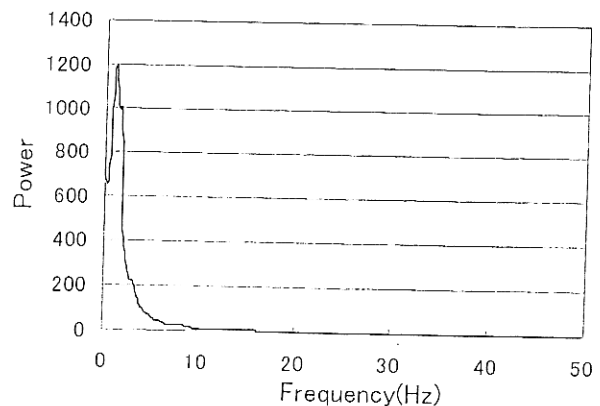


図6 牛もも肉のMEM解析結果

以下に MTS(LEED)法による解析結果を示す。なお、average value は測定値のユークリッドの距離の平均値、矢印はその最大値、最小値の範囲を表す。矢印がないものについては距離が平均値付近に集まっていることを示している。

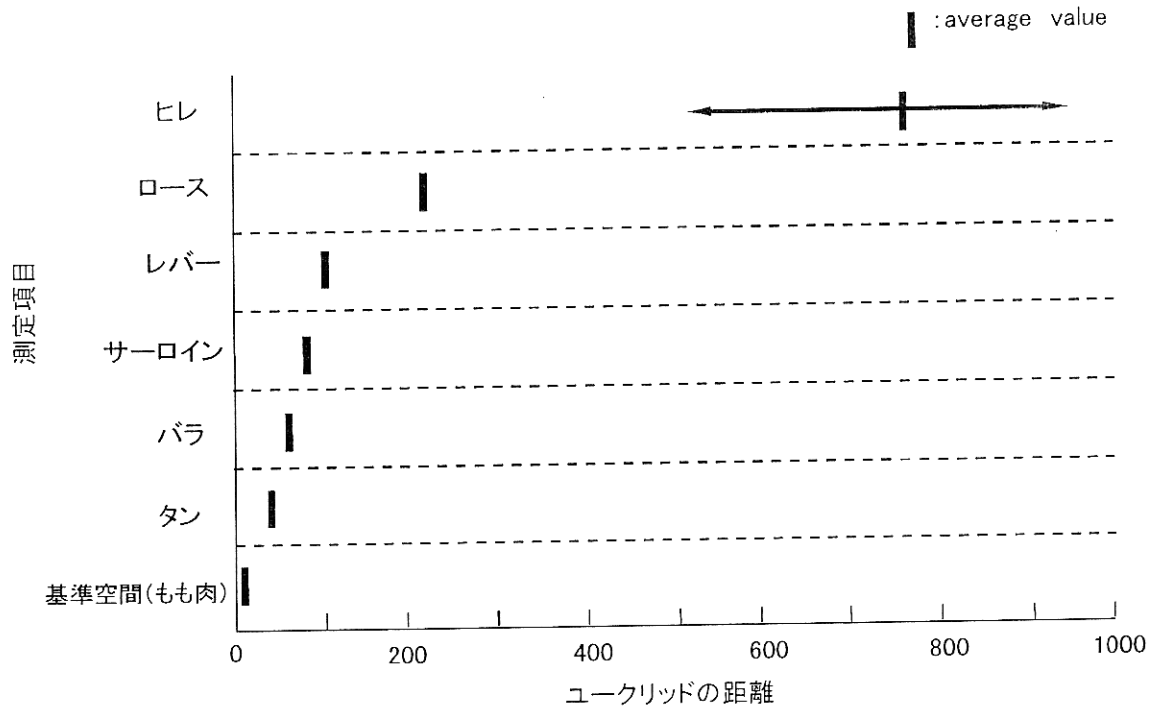


図7 牛肉における各部位の硬さの識別 (もも肉を基準空間とした)

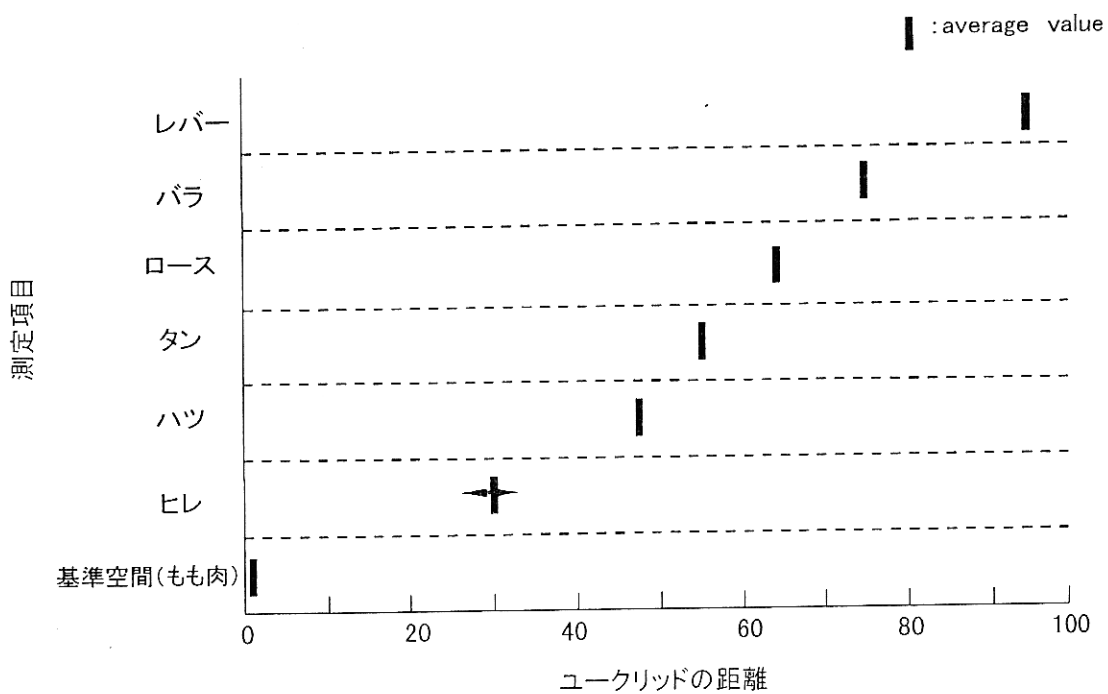


図8 豚肉における各部位の硬さの識別 (もも肉を基準空間とした)

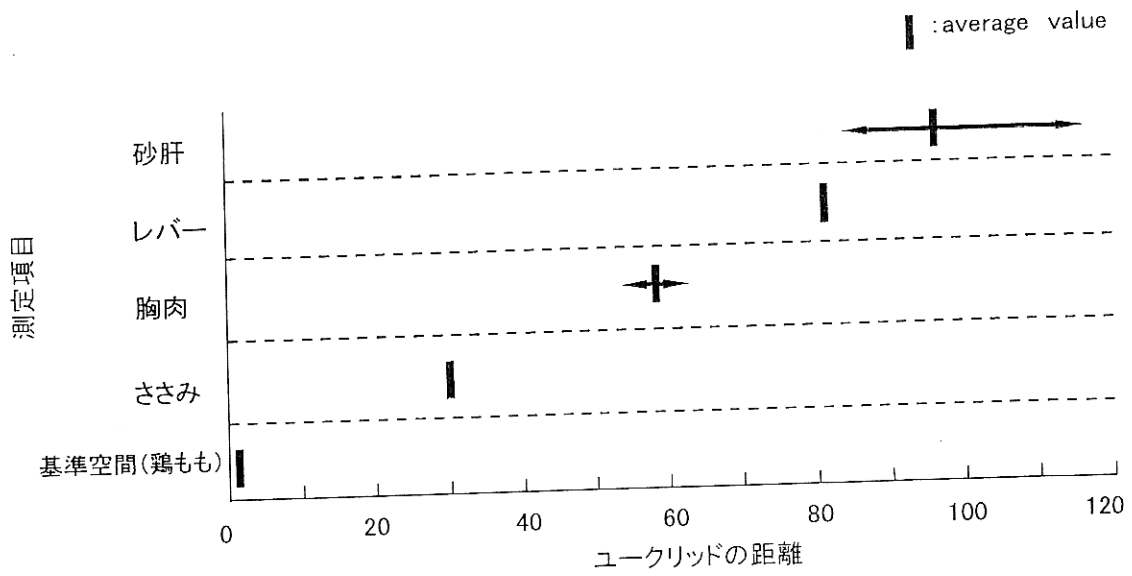


図9 鶏肉における各部位の硬さの識別 (もも肉を基準空間とした)

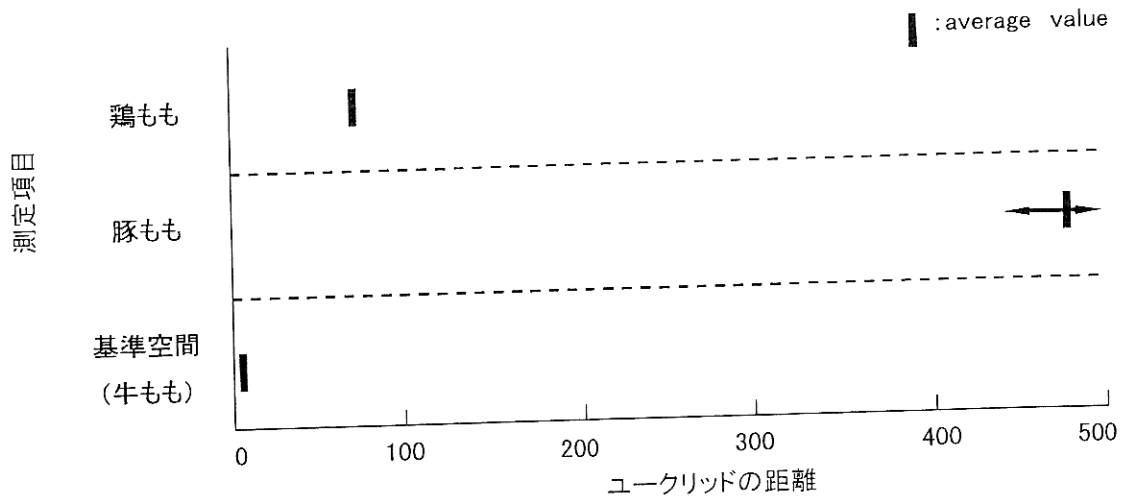


図10 牛もも肉を基準空間とした各もも肉の硬さの識別

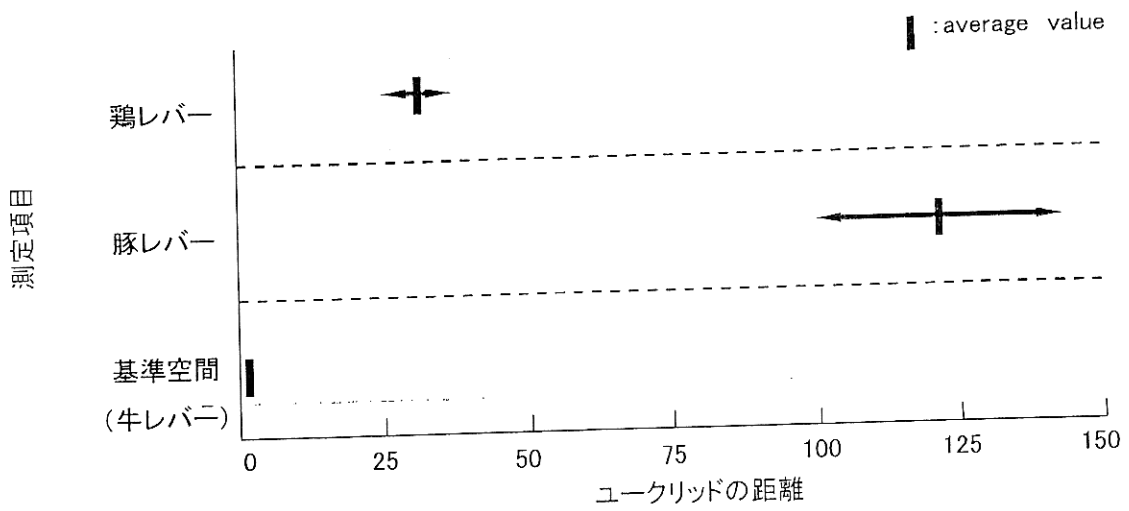


図11 牛レバーを基準空間とした各レバーの硬さの識別

以上のように MTS(EED)法を用いた結果、食肉の各部位の硬さの違いをユークリッドの距離の大小により識別することができた。牛ヒレ肉など一部の肉にユークリッドの距離のばらつきが見られたが、多くの肉はそれが平均値近辺にまとまっているため、識別には影響がないと見られる。そのため、MTS(EED)法は生体組織の識別に有効な手法であることが分かり、触覚センサーペンの生体組織識別への有用性が示された。

5. まとめ

本研究では市販のボールペンに圧電素子を用いた触覚センサーを使用し、生体組織（本研究では食肉）上をなぞり、得られた時系列データを MEM により周波数スペクトル化した。それを MTS(EED)法により解析し、各食肉の特徴を抽出し、硬さの違いを示すことができた。以下に本研究の結論を示す。

- (1) MTS(EED)法は生体組織の識別に有効な手法であることが示された。
- (2) 触覚センサーペンの生体組織識別への有用性が示された。よって、触診に代わるセンサーとして応用できる可能性が見いだされた。
- (3) 直交表を用いたことで仮想データを作り出すことができ、少ないデータでも識別精度を下げることなく識別が可能である。

6. 今後の課題

(i) 実験環境の構築

今回の実験においては、食肉の水分含有量や形状、生産地の違いや実験時の湿度や温度などを考慮していない。食肉は市販のものを使用したため、販売店によって肉の鮮度、水分含有量が異なると考えられる。そのため、

今後、肉の状態を実際の生体内と同じ環境に近づけて実験を行う必要があると思われる。

(ii) センサーの精度、計測法の改良

本研究においては数字の2を描くように食肉上をなぞり、共振周波数の変化から時系列データを得ていた。他の数字やアルファベットも描いてみたが、数字の2が最も時系列データの再現性がよかったので、この数字を採用した。また、ペン先を手で上下に動かし肉に接触させて計測することも試みたが、この手法だとペンを肉に押し込む際の力の加減が一定にはならないため、数字の2を描く手法にした。しかし、数字の2を描く手法においても不特定多数の人が同じ肉を計測した場合、すべて同一結果が生じる可能性が低い恐れもあり、今後、この点を考慮していく必要があると思われる。加えて、図5にも示したように一部の肉の時系列データでシグナル値が0に収束しない現象が起きたため、センサー先端を改良する必要もある。

(iii) 生体組織（豚、鶏）を用いた実験

(i)で述べたように、市販の食肉と実際の生体内の内臓では生体組織の質も異なると思われる。よって将来、臨床に応用することを目的にしているため、今後、豚や鶏の生体を用いた実験を行いたいと考えている。

参考文献

- 1) 平成11年度地域コンソーシアム研究開発事業「ベンチャー企業支援型地域コンソーシアム研究開発」, pp. 21~24, (2001)
- 2) 南茂夫: 科学計測のための波形データ処理, pp. 166~174, CQ出版, (1986)
- 3) QEF'98 第6回品質工学研究発表大会論文集, pp. 382~387, (1998)
- 4) 鷺尾泰俊: 実験の計画と解析, pp. 237, 岩波書店, (1988)