原著論文

生体インピーダンス法を用いた 内臓脂肪推定モデルの開発†

米田 光宏*¹・田崎 博*¹・土屋 直樹*¹・中嶋 宏*¹・
濱口 剛宏*²・奥 正次郎*²・志賀 利一*²

生体インピーダンス法を用いて内臓脂肪量を推定する手法は、X線CTやMRIによる計測に比べると、コストや安全性の点で優れている。しかし、この手法で高い推定精度を実現するためには、複雑な組成を持つ生体の個体差を考慮した計測とその信号解析およびモデリングが重要となる。本稿では、特徴量のバリエーションを確保し、有効な特徴量の選定によるモデリング手法を提案する。具体的には、カーディナリティという指標を用いて特徴量の性質を定量的に評価することにより、特徴量のバリエーションを確保する。さらに、統計的な評価指標である赤池情報量規準を用いることにより、特徴量の選定を行う。実験の結果、提案手法によって構築した推定モデルが、高い推定精度と安定性を示すことを確認した。

キーワード：特徴選択、カーディナリティ、内臓脂肪、皮下脂肪、生体インピーダンス法

1. はじめに

先進諸国において少子高齢化がますます深刻な社会問題と化している。このような背景の中、生活の質の維持・向上を実現するためには、健康寿命の伸長が社会的に取り組むべき重要な課題といえる。特に、生活習慣病に深く関わりのあるメタボリックシンドロームへの関心は、急速に社会へ浸透している。現行の健康診断では、ウエスト周囲長の計測に加えて、血糖、血圧、および血液中の脂質の計測を行うことによって、メタボリックシンドロームの第一次的判断がなされている。ウエスト周囲長は、その計測の簡便性から内臓脂肪量を把握するための代替指標として使用されている[1]。しかし、この指標は皮下脂肪量や脂肪以外の体組成の影響を受けるため、内臓脂肪量を正確に把握することは困難である。

一方、医療現場では、この内臓脂肪量を正確に把握するために、X線CT(Computerized Tomography)やMRI(Magnetic Resonance Imaging)を用いて撮影した腹部断面画像から、内臓脂肪の面積が計算されている[2][3]。これらの装置は非常に高価であり、計測手

順も煩雑であるという課題がある。X線CTの場合は被曝の問題もある。このような問題を持つ現行の内臓脂肪計測手法に対して、簡便かつ安全で、正確な内臓脂肪量の計測手法が望まれている。

この課題に対する有望な手法として、生体インピーダンス法を用いた内臓脂肪量の推定手法が提案されている。生体インピーダンス法とは、生体に微弱な電流を通電した際に計測される電気抵抗から、脂肪などの体組成に関する情報を推定する手法である。本手法は計測の簡便性および安全性から、体脂肪計測器などの一般家庭用の健康管理機器に应用されている。本稿では、生体インピーダンス法を利用した内臓脂肪面積推定モデルを獲得する手法について議論を行う。

以降、2節では関連研究に関して、3節では生体インピーダンス法の計測原理と提案する推定モデルの獲得手法について述べる。そして、4節では提案手法によって獲得された推定モデルの推定精度を検証するための評価実験に関して述べ、5節では評価実験の結果を受け、提案手法の有効性について議論する。

2. 関連研究

本節では、生体インピーダンス法による内臓脂肪量の推定に関する先行研究について示し、実用化に向けた研究の方向性を議論する。一般に、内臓脂肪量を把握するための指標として、臍位断面における内臓脂肪面積を用いることが有効であることが知られており、先行研究においても内臓脂肪面積を推定する取り組みが行われている。

† Development of Visceral Fat Estimation Model Based on Bio-electrical Impedance Analysis Method
Mitsuhiro YONEDA, Hiroshi TASAKI, Naoki TSUCHIYA, Hiroshi NAKAJIMA, Takehiro HAMAGUCHI, Shojiro OKU and Toshikazu SHIGA

*1 オムロン株式会社
OMRON Corporation

*2 オムロンヘルスケア株式会社
OMRON HEALTHCARE Co., Ltd.

Ryoらは、臍から背側へ電流を通電した時の側腹部のインピーダンスとウエスト周囲長を特徴量として用いることで、内臓脂肪面積を推定する手法を提案した[4]。彼らの用いている推定モデルは、式(1)に示す線形回帰モデルを採用している。

$$\tilde{S}_{V_{cl}} = a_0 V_0 w^3 + a_1 \quad (1)$$

ここで、 $\tilde{S}_{V_{cl}}$ は内臓脂肪面積の推定値、 V_0 は計測したインピーダンス、 w はウエスト周囲長である。また、 $a_i (i=0, 1)$ は回帰係数である。

著者らは、腹部全域のインピーダンス、腹部表面のインピーダンスとウエスト周囲長を特徴量として用いることで、内臓脂肪面積を推定する手法を提案した[5]。この手法では、計測領域の異なる2種類の生体インピーダンスを用いることにより、皮下脂肪の影響を低減し、内臓脂肪面積を推定している。この手法で提案される推定モデルを式(2)に示す。

$$\tilde{S}_{V_{c2}} = b_1 w^2 - b_2 \frac{1}{Z_t} - b_3 Z_s w - b_4 \quad (2)$$

ここで、 $\tilde{S}_{V_{c2}}$ は内臓脂肪面積の推定値、 Z_t は腹部全域のインピーダンス、 Z_s は腹部表面のインピーダンスである。 $b_i (i=1 \sim 4)$ は回帰係数である。なお、式(2)において、第一項の w^2 は腹部断面積を、第二項の $1/Z_t$ は除脂肪面積を、第三項の $Z_s w$ は皮下脂肪を表す特徴量である。すなわち、式(2)が示すように、本手法は腹部断面積から皮下脂肪面積および除脂肪面積を減ずることによって内臓脂肪面積を推定している。

これら2つの手法はインピーダンスの計測装置が異なるものの、腹部の断面形状および計測点との関係性を考慮した推定モデルを構成するという点で共通している。これらは、推定に用いる特徴量が理解し易く、推定モデル自体も透明性が高いという利点がある。

一方、Ryoらの研究グループの片嶋によると、式(1)に示す推定モデルに年齢を導入し、さらに性別による層別を行うことで、相関値による評価結果が向上することが報告されている[6]。また、生体インピーダンスから除脂肪量や体内総水分量を推定する方法においては、性別や年齢に加えて身長や体重などの情報を推定モデルに導入し、推定精度を向上している[7]–[10]。

以上の研究事例から、推定モデルの複雑化によって、実用性に足る推定精度を確保するという有用な研究の方向性が考えられる。ただ、生体の組成が持つ複雑性と個別性を考慮して生体のモデルを仮説立て、解析的に複雑な推定モデルを構築することは高いコストを要する。よって、生体の複雑性と個別性を考慮しな

がらも、推定モデルを複雑化する手法が必要となる。

3. 計測原理および提案手法

本節では、生体インピーダンス法の計測原理を示した上で、高精度の推定モデルを構築する手法を提案する。本稿で提案する手法では、まず生体の複雑性と個別性に対応するために、様々な特徴量を準備する。次に、続いてそれらの中から内臓脂肪面積を推定するために有効な特徴量を統計的基準により選定する。

3.1 生体インピーダンス法の計測原理

本研究では、著者らが以前に行った研究[11]と同様に、腹部全域のインピーダンス、および腹部表面のインピーダンスの2種類のインピーダンスを計測する。腹部全域のインピーダンスは、腹部全域に通電するため、電流は主に電気抵抗が小さい除脂肪組織を流れるため、腹部の除脂肪組織の量に影響を受ける。また、腹部表面のインピーダンスは、腹部表層部に通電するが、腹部表層部は主に皮下脂肪によって構成されているため、皮下脂肪量に影響を受ける。以下に、これら2種類のインピーダンスの具体的な計測方法について示す。

はじめに、腹部全域のインピーダンスの計測方法について述べる。通電用の電極対と計測用の電極対を準備する。通電用の電極対を両手甲および両足甲に配置し、計測用の電極対を臍位のウエスト周囲上に8組配置する。各電極対を構成する2つの電極は、臍の位置を中心として縦方向に9 cm間隔で配置する。なお、計測用の8組の電極対は、幅11cmのベルトに取り付けてあり、このベルトを臍位の中心に合わせて腹部に巻くことで、計測用の電極対を腹部に配置することが可能である。以上の配置を行った後、両手足甲の電極対に微弱な電流を通電し、腹部の電極対にてインピーダンスを計測する。ここで、8組の電極対で計測されたインピーダンスの平均値を腹部全域インピーダンス Z_t と呼ぶ。

次に、腹部表面のインピーダンスの計測方法について述べる。通電および計測のための電極対として、腹部全体のインピーダンスを計測するために腹部に配置した8組の電極対を利用する。8組の電極対を、その配置箇所によって4グループ(臍位の腹側左、腹側右、背側左、背側右)に分ける。各グループには2つの電極対があり、一方の電極対で通電し、他方の電極対でインピーダンスを計測する。得られる4グループ8箇所のインピーダンスの平均を腹部表面インピーダンス Z_s と呼び、腹側の2グループ4箇所の平均を臍位腹側の表面インピーダンス Z_{sf} 、腹部背面の2グ

ループ4箇所を平均を臍位背側の表面インピーダンス Z_{sb} と呼ぶ。

3.2 計測値データベース

本稿で活用する計測値データベースについて示す。被験者は、疾患を抱えていない健康な成人90名とした。被験者の性別ごとの人数、年齢を表1に示す。

本研究では、前節で示した生体インピーダンス法を用いる2種類のインピーダンスの計測に加え、個人の体格を知るために、図1に示す装置を用いて臍位の横幅 a と縦幅 b をX線CTやMRIの計測と同じ条件、すなわち仰臥位にて計測する。最後に、テープメジャーを用いて、立位ウエスト周囲長 w を計測する。

また、推定モデルを構築するために真値として用いる内臓脂肪面積の計測を行う。その測定には、一般に用いられているX線CTと同等の精度で、被曝の問題が無いMRIを用いる。使用するMRI装置は、東芝社製のMRI診断装置(VISART EX)である。被験者はMR室内のベッドに仰臥位となり、スライス厚10mmの設定でグラジエントエコー法(フィールドエコー法)により臍位の横断面を撮影する。得られた横断面から、画像処理ソフトウェア(SliceOmatic: Tomovision社製)を用いて内臓脂肪面積を求める。

表1 被験者の性別ごとの人数と年齢

	男性	女性
人数	50[人]	40[人]
年齢 (平均 ± 標準偏差)	24 ~ 72[歳] (41.9±11.2)	25 ~ 55[歳] (39.6±7.2)

図1 臍位の形状計測

3.3 推定モデルの構築手法

本節では、生体の複雑性、および個別性を考慮した推定モデルの構築手法を提案する。本研究において、生体の複雑性とは、生体の構造が内臓脂肪や皮下脂肪、さらには筋肉や骨格などの多くの組成から成り立っていることを指し、個別性とは、その体格、および体組成に個体差があることを意味する。内臓脂肪面積を精度良く推定するためには、この個体差に対応する必要がある。本研究では、この課題に対して、2つの取り組みを行う。まず、生体情報に含まれる個体差に対して敏感に反応する特徴量、および個体差の影響を受けにくい特徴量といった性質の異なる特徴量の準備を行うことで、特徴量のバリエーションを確保する。その後、その特徴量群から前述の個体差に対応する上で有効な特徴量の選定を行う。

3.3.1 特徴量のバリエーション確保

特徴量のバリエーションを確保するにあたって、試行錯誤的に特徴量を準備することは非効率である。また、定性的な議論ばかりでは、バリエーションの確保についての評価が困難である。そこで本研究では、まず内臓脂肪量と関係すると想定される特徴量を準備する。次に、カーディナリティ(濃度)の概念を導入し、特徴量の性質を定量的に評価する。この指標を用いることで、性質の異なる特徴量を効率的に準備すること、および特徴量選択の基準とすることが可能となる。

本研究において準備した特徴量について述べる。ここで、3.1節、3.2節にて示した各種計測値を第一次特徴量、また、当該計測値に対して次元の拡張や複数の計測値を組み合わせて演算処理を施したものを第二次特徴量と呼ぶ。まず、腹部の形状に関する計測値である臍位の横幅 a と縦幅 b 、立位ウエスト周囲長 w を第一次特徴量として準備した。また、腹部断面が円形であると仮定した場合に、その断面積と比例関係となる w^2 を第二次特徴量として準備した。

次に、インピーダンス Z_i と Z_s に関して、 $1/Z_i$ は除脂肪を表し、 $Z_s \cdot w$ は皮下脂肪を表すことが示されている[5]ことから、これらの特徴量を第二次特徴量として準備した。加えて、図2に示すように腹側と背側で皮下脂肪の分布が異なることを考慮し、臍位腹側の表面インピーダンス Z_{sf} 、臍位背側の表面インピーダンス Z_{sb} を利用して、前面の皮下脂肪と比例関係になる $Z_{sf}(a^2+b^2)^{1/2}$ 、背面の皮下脂肪と比例関係となる $Z_{sb}(a^2+b^2)^{1/2}$ を第二次特徴量として準備した。ここで、 $(a^2+b^2)^{1/2}$ は、腹部の断面を楕円と仮定した場合のウエスト周囲長に比例するものである。

図2 皮下脂肪の分布

ここで、本研究におけるインピーダンスの計測では、計測用の電極対をベルトに固定してあるため、各電極を正確な位置に配置することができる。しかし、腹部の寸法および断面積に個体差があるため、個体によって臍位置に対する電極の相対的な位置が異なる。そのため、個体によって電極配置位置付近の脂肪分布が異なる可能性がある。すなわち、計測されるインピーダンスは、腹部の寸法や断面積の影響を受けると考えられる。この影響を表現するため、腹部の寸法や断面積を表す特徴量を追加する。腹部の断面積を表す特徴量として、横幅 a 、縦幅 b を長さの次元から面積の次元に拡張した a^2 、 b^2 を第二次特徴量として準備した。

最後に、生体インピーダンスから除脂肪量や体内総水分量を推定する方法[7]–[10]において、特徴量として用いられている身長 H 、体重 W 、年齢 A 、性別 G を準備した。

続いて、カーディナリティにより上記で準備した各特徴量の性質を定量的に評価する。カーディナリティとは集合の要素数を表す概念である[12]。例えば、性別の場合、要素は「男性」と「女性」であり、カーディナリティは2となる。すなわち、この概念を用いることで、生体情報に含まれる個体差に対する各特徴量の表現能力を定量化することができる。本研究では、カーディナリティの取り得る範囲を $[0, 1]$ の範囲に正規化するために、式(3)に示すように、カーディナリティを全データで除した NC (Normalized Cardinality) という評価指標を定義する。以降、特徴量 j に対する NC を正規化カーディナリティ NC_j と呼ぶ。

$$NC_j = \frac{C_j}{N} \quad (3)$$

ここで、 C_j は特徴量 j に対するカーディナリティであり、 N は全データ数である。一般に、 NC が大きい特徴量ほど、その特徴量が表現する対象の特性を小さな粒度で定量化し、逆に NC の小さい特徴量ほど、特性を大きな粒度で定量化する。

表2に前述で準備した特徴量の NC を示す。

表2 特徴量と NC の一覧

特徴量		NC_j
$1/Z_i$	第二次特徴量	1.00
$Z_i \cdot w$	第二次特徴量	1.00
$Z_g(a^2 + b^2)^{1/2}$	第二次特徴量	1.00
$Z_{gb}(a^2 + b^2)^{1/2}$	第二次特徴量	1.00
b	腹部の縦幅	0.98
b^2	第二次特徴量	0.98
a	腹部の横幅	0.80
a^2	第二次特徴量	0.80
w	ウエスト周囲長	0.72
w^2	第二次特徴量	0.72
W	体重	0.63
A	年齢	0.40
H	身長	0.34
G	性別	0.02

3.3.2 特徴量の選定

本研究は、推定モデルの複雑化による精度向上を狙うものであるが、オッカムの刃に象徴されるように本質的なモデルは単純である。前節で複雑化のために特徴量のバリエーションの確保を試みた。本節では、それらの特徴量から適切なものを選定し、推定モデルを形成することを試みる。すなわち、特徴量のバリエーションの確保は複雑化のプロセスであり、本節で述べる選定は単純化のプロセスと位置づけられる。なお、本稿では推定モデルの透明性を確保するため、ニューラルネットワークなどのブラックボックスモデルではなく、重回帰モデルによる推定手法を採用する。

本研究では、特徴量の選定のために、赤池情報量規準 AIC (Akaike Information Criterion) を用いた。 AIC は、モデルの単純さと既知のデータへの適合性能を両立したモデルを選択するための統計的な基準である。前節で準備した特徴量の全ての組み合わせにおいて重回帰モデルを作成し、その中から AIC により有効と判断される重回帰モデルを選択することで有効な特徴量を見つける。重回帰モデルの評価を行う場合、 AIC は以下の式で表される。

$$AIC = N \log(2\pi\hat{\sigma}^2) + \frac{1}{\hat{\sigma}^2} \sum_{i=1}^N \{y_i - (\gamma_0 + \gamma_1 x_{i1} + \dots + \gamma_m x_{im})\}^2 + 2(m+2) \quad (4)$$

ここで、 N はデータ数、 y はモデルの目的変数、 x は説明変数、 m は説明変数の数、 $\hat{\sigma}$ は推定値の誤差の標準偏差、 γ は係数である。

本研究において、目的変数は内臓脂肪面積の真値で

あり、説明変数は、内臓脂肪面積を推定するために用いる特徴量を指す。このAICが小さいものは、モデルの単純さとサンプルデータへの適合性を両立した良いモデルと判断される。

しかし、本研究にて準備した表2に示す特徴量は、第一次特徴量を拡張したものも存在し、各特徴量間の直交性が完全に満たされていない。すなわち、多重共線性による推定精度の低下を引き起こす可能性がある。そこで、この問題を回避するために、AICにおける特徴量の選択過程において、ある第一次特徴量、およびその第一特徴量から構成される第二次特徴量が同時に選択されないようにした。例えば、 a, a^2 が同時に選ばれることはない。

4. 評価実験

前節において、NCを用いて特徴量のバリエーションを確保した後、有効な特徴量の選択を行うことによって、推定モデルを構築する手法を提案した。本節では、特徴量を準備するための評価指標として定義したNCを活用することの有効性を検証するために、従来提案されている推定モデルを準備し、それと提案手法に基づく推定モデルの推定精度の比較評価を行う。

4.1 推定モデル

提案手法の有効性を検証するために準備した2つの推定モデルについての詳細を示す。

従来モデル

2節で示した、著者らが以前の研究にて提案した式(2)に示す推定モデルを比較対象として準備した。この推定モデルを従来モデルと呼ぶ。

提案モデル

3.2節に示したデータ母集団を用いて、表2に示す全特徴量から提案手法により、特徴量を選定し構築した推定モデルを提案モデルと呼ぶ。提案モデルを式(5)に示す。

$$\begin{aligned} \tilde{S}v_p = & \alpha_1 a^2 + \alpha_2 b + \alpha_3 Z_{sb} \sqrt{a^2 + b^2} \\ & + \alpha_4 1/Z_l + \alpha_5 A + \alpha_6 G + \alpha_7 \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $\tilde{S}v_p$ は内臓脂肪面積の推定値、 $\alpha_i (i=1\sim7)$ は回帰係数である。

従来モデルにおいて、腹部の形状を表現する特徴量としてウエスト周囲長 w が用いられていたのに対し、提案モデルでは、腹部の横幅 a および縦幅 b やその変数変換した特徴量を選定している。提案モデルに組

み込まれた特徴量のNCに注目すると、従来モデルにおける w よりも大きい。また、従来モデルには用いていなかった年齢 A や性別 G を選定している。これらの特徴量は他の特徴量と比べNCが小さく、提案モデルはNCの大きい特徴量とNCの小さい特徴量の両方を含んでいる。

4.2 評価指標

本評価実験では、各推定モデルの推定精度を評価するための指標として、次に示す相関係数、誤差平均および誤差標準偏差を用いる。以下に、これらの評価指標の詳細について示す。

相関係数

任意の推定モデルによる内臓脂肪面積の推定値とMRIより得られる真値の相関をピアソンの積率相関係数により算出することで、未知の個体に対する表現性能、すなわち内臓脂肪面積が小さい個体から大きい個体まで、高い推定精度を確保できるか否かを評価する。

誤差平均値

任意の推定モデルによる推定値とMRIより得られる真値との誤差の平均値により、未知の個体に対する推定精度の高さを評価する。

誤差標準偏差

任意の推定モデルによる推定値とMRIより得られる真値との誤差の標準偏差により、未知の個体に対する推定精度の安定性を評価する。

4.3 実験方法

Leave-One-Out交差検証法を用いて各推定モデルの比較評価を実施する。手順の詳細を以下に示す。

- ① 3.2節に示したデータ母集団から1つの個体を取り出し、残りのデータ群で各推定モデルの回帰係数の学習を行う。
- ② ①で取り出した個体を用いて、各推定モデルから推定値を算出する。
- ③ ①、②を全ての個体において実施する。
- ④ 上記において算出された推定値とMRIを用いて計測される真値との相関係数、および誤差平均、誤差標準偏差の算出を行う。

4.4 評価結果

従来モデルと提案モデルによる推定値と真値の相関係数、誤差平均、誤差標準偏差の結果を表3に示す。

表3 各推定モデルにおける評価指標の結果

	相関係数	誤差平均 [cm ²]	誤差標準偏差 [cm ²]
従来モデル	0.64	23.73	29.97
提案モデル	0.85	16.51	20.47

表3より、表現性能を表す相関係数において、提案モデルが従来モデルに比べ高いことがわかる。また、誤差平均、誤差標準偏差において、提案モデルが従来モデルに比べ小さい値となっている。

5. 考察

前節の評価結果で示したように、提案モデルに基づく内臓脂肪面積の推定性能は大幅に向上した。本節では、多変量推定モデルにおける重要課題である変数選択に着目し、提案手法の位置づけを明確にしながら考察を進める。

はじめに、既存の有効特徴量の選択手法について議論する。まず、各特徴量間の直交性を評価する方法[13]がある。この手法は、各特徴量間の直交性を確保すべく特徴量を選択することで、多重共線性による推定精度の低下を回避する。直交性を評価する指標としては、各特徴量間の相関係数や、各特徴量間で単回帰式を構築した時の最小二乗誤差が用いられている。

また、その他の指標として、各特徴量間の共分散行列の最小固有値 λ_2 が用いられる。 λ_2 は、2つの特徴量を x_1 、 x_2 とした場合、以下の式で表される。

$$2\lambda_2 = \text{var}(x_1) + \text{var}(x_2) - \sqrt{(\text{var}(x_1) + \text{var}(x_2))^2 - 4\text{var}(x_1)\text{var}(x_2)(1 - \rho(x_1, x_2)^2)} \quad (6)$$

ここで、 var は分散、 ρ は相関係数である。 λ_2 の値は、2つの特徴量が直交する場合0となる。逆に2つの特徴量の直交性が低くなると、 λ_2 は大きくなる。

次に、複数の特徴量の組み合わせにおける表現力を評価する方法[14]–[16]がある。Jolliffeは、用意した全特徴量で主成分分析を行い、寄与率の高い主成分に対する影響が強い特徴量を採用し、または寄与率の低い主成分に対して影響の強い特徴量を削除することにより、有効特徴量を選択する手法[14][15]を提案した。

また、McCabeは特徴量の全ての組み合わせにおける共分散行列を作成し、その共分散行列の固有値の和や積が最小になる組み合わせを抽出することで有効特徴量を選択する手法[16]を提案した。JolliffeやMcCabeによって提案されたこれらの手法によって、サンプルデータが持つ情報に対する表現力を確保する特徴量の

組み合わせを選択することができる。

上記で述べた既存の特徴選択手法は、目的に応じて複数の特徴量の組み合わせを評価し、直交性の確保や表現能力の維持を実現する上で有効な手法である。一方、提案手法で用いているNCは、個々の特徴量の持つ濃度を評価する指標である。以下では、実験結果を踏まえて、NCを用いて特徴量を評価することの有効性を考察する。

推定モデルに組み込まれている特徴量のNCと推定モデルの精度の関係を明らかにするために、式(5)に組み込まれている特徴量のうち、内臓脂肪計測に重要だと思われる特徴量のみから構成される推定モデルを準備する。結果として、この推定モデルはNCの大きい特徴量から構成されることとなり、NC_iモデルと呼ぶ。本推定モデルを提案モデルと比較し、NCの大小が推定モデルに対して与える影響を考察する。NC_iモデルを式(7)に示す。

$$\tilde{S}v_i = \beta_1 a^2 + \beta_2 b + \beta_3 Z_{sb} \sqrt{a^2 + b^2} + \beta_4 1/Z_i + \beta_5 \quad (7)$$

ここで、 $\tilde{S}v_i$ は内臓脂肪面積の推定値、 β_i ($i=1\sim5$)は回帰係数である。

次に、NCの偏りの違いによる推定精度の差異を確認するために、個体差に対する推定精度のばらつきを評価することを考える。ここで、個体差を定量的に示す指標について考察すると、複数の観点があることに気づく。例えば、健康診断にも用いられているBMI、ウエスト周囲長などがある。しかし、これらの個々の指標により個体差を完全に表現することはできない。このように個体差を定義し、それを表現する尺度を単純に構成することは困難である。そこで、本研究では個体差の代替尺度としてマハラノビス距離[17]を用いることとする。マハラノビス距離とは複数の特徴量を用いて、ある集団の標準的特性とある個体の特性との類似性を1つの値として定量化することができるという特長を持つ。

以下に、上記のマハラノビス距離を尺度とした場合の推定精度のばらつきに関する評価手順を示す。

- ① 本稿では、実験において、Leave-One-Out 交差検証法にて用いた個人とその個人を除く母集団との乖離度合いをマハラノビス距離により算出する。このマハラノビス距離が小さい、すなわち母集団の特性に近い個人は、標準的な特性を持つといえる。
- ② ①で算出した個々人に対するマハラノビス距離の中央値を基準として、マハラノビス距離が中央値よりも小さな群を標準個体群、大きい群を

図3 各推定モデルにおける推定値と真値の相関係数

図4 各推定モデルの推定誤差の平均と標準偏差

標準外個体群と定義する。

- ③ 標準個体群と標準外個体群の各々の群について、MRIの真値と推定モデル(提案モデル、またはNC_iモデル)による推定値の相関係数、誤差平均、誤差標準偏差を算出する。

以上の手順により得られた2種の推定モデルに関する結果を図3、図4に示す。

図3から、各推定モデルによる推定値と真値の相関係数は同程度であることがわかる。すなわち、従来モデルと比較し、NC_iモデルも推定精度が飛躍的に向上しているものと考えられる。

ここで、図4に示す標準外個体群に対する提案モデルの推定誤差の平均は、NC_iモデルと比較し、3.0cm²小さくなっていた(p<0.05)。すなわち、NCの大きな特徴量と小さな特徴量を組み合わせることにより、母集団に対する個体差が大きな個体において推定が精度良く行えている。

6. おわりに

本研究では、生体インピーダンスなどの生体情報を用いた内臓脂肪面積の推定手法を構築した。本稿では特に、有効な特徴量の選定および推定モデルの獲得についての議論を中心に行った。ここでの課題は、生体の個体差への対応である。これを解決するために、まず、特徴量のバリエーションの確保、すなわち性質の

異なる様々な特徴量を準備した。ここで、特徴量のバリエーションを確保するために、カーディナリティを用いて、特徴量を持つ性質の定量評価を行った。カーディナリティとは集合論によって与えられた概念であり、集合の要素数を表す。本稿では、このカーディナリティをサンプル数で割ることで正規化した正規化カーディナリティという指標を活用し、準備した特徴量の評価を行った。さらに、準備した特徴量の中から、内臓脂肪面積を推定するために最適な特徴量を選定した。ここでは、モデルの評価指標として一般的に用いられているAICを活用した。上記の手法にて選定した特徴量を用いて内臓脂肪面積の推定モデルを構築し、評価実験を行った結果、その有効性を確認した。

以上より、本稿にて提案した手法は、従来研究と比較し、推定モデルは多少複雑となったが、実用性を考慮すると有益な方法論であると言える。

今後、本研究の成果が、メタボリックシンドロームの診断や治療に関する医療における発展の一助となり、国民の疾病予防・健康増進に貢献できれば幸いである。

参考文献

- [1] Examination Committee of Criteria for 'Obesity Disease' in Japan, Japan Society for the Study of Obesity, "New Criteria for 'obesity disease' in Japan," *Circ J* 66 (11), pp987-992, 2002.
- [2] Tatsuya Gomi, et al, "Measurement of Visceral Fat/subcutaneous Fat Ratio by 0.3 Tesla MRI," *Radiation Medicine*, 23 (8), pp584-587, 2005.
- [3] Miyawaki T, et al, "Metabolic syndrome in Japanese diagnosed with visceral fat measurement by computed tomography," *Proc Japan Acad* 81, pp.471-479, 2005.
- [4] Ryo.M, et al, "A New Simple Method for the Measurement of Visceral Fat Accumulation by Bioelectrical Impedance," *Diabetes Care*, 28, pp451-453, 2005.
- [5] 志賀利一, "インピーダンス法による新規の内臓脂肪測定法," 最新医学, 3月増刊号, pp615-623, 2006
- [6] 片嶋充弘, 他, "腹部生体インピーダンス法を用いた内臓脂肪測定器の開発-測定原理の検証-", 健康医学, 19 (3), pp391-396, 2004.
- [7] Houtkooper LB et al, "Why bioelectrical impedance analysis should be used for estimating adiposity," *Am J Clin Nutr* 64, pp436-448, 1996
- [8] van Marken Lichtenbelt WD, et al, "Validation of bioelectrical-impedance measurements as a method to estimate body-water compartments," *Am J Clin Nutr*, 60, pp159-166, 1994.
- [9] Deurenberg P, et al, "Assessment of body composition by bioelectrical impedance in a population aged > 60 y," *Am J Clin Nutr*, 51, pp3-6, 1990.

- [10] Rising R, et al, "*Body composition in Pima Indians: validation of bioelectrical resistance*," Am J Clin Nutr53, pp594-598,1991.
 - [11] T.Shiga, et al, "*A Simple Measurement Method of Visceral Fat Accumulation by Bioelectrical Impedance Analysis*," IFMBE Proceedings 17, pp. 687-690, 2007.
 - [12] 宮本敏雄, "基礎数学ハンドブック," 森北出版, 1964.
 - [13] Sankar K. Pal, et al, "*Pattern Recognition Algorithms for Data Mining*," Chapman & Hall/CRC, pp. 64-68, 2004.
 - [14] Jolliffe, I. T. , "*Discarding Variables in a principal component analysis I. Artificial data*," Appl. Statist., 21, pp.160-173, 1972.
 - [15] Jolliffe, I. T. , "*Discarding Variables in a principal component analysis II. Real data*," Appl. Statist., 22, pp.21-31, 1973.
 - [16] McCabe, G. P. , "*Principal Variables*," Technometrics, 26, pp.137-144, 1984.
 - [17] P.C. Mahalanobis, "*On the generalised distance in statistics*," Proceedings of the National Institute of Science of India 12, 49-55, 1936.
- (2007年6月15日 受付)
(2007年8月24日 採録)
- [問い合わせ先]
〒619-0283 京都府木津市木津川台9丁目1番
オムロン株式会社
米田 光宏
TEL : 0774-74-2145
FAX : 0774-74-2004
E-mail : myoneda@ari.ncl.omron.co.jp

著者紹介

たなか ひろひろ
田中 光宏 [非会員]

2005年同志社大大学院工学研究科機械工学専攻修了, 同年オムロン株式会社入社。現在に至る。音・振動を用いた製品検査に関する研究開発に従事。

たき ひろし
田崎 博 [非会員]

2003年岡山大学大学院自然科学研究科修了, 同年オムロン株式会社入社。現在に至る。熟練者の知恵やノウハウをシステム化する研究に従事。

つちや なおき
土屋 直樹 [非会員]

2001年神戸大学大学院自然科学研究科電気電子工学専攻修了, 同年, オムロンソフトウェア株式会社入社。音声の特徴抽出, 認証技術に関する研究開発に従事。2005年オムロン株式会社に転籍。現在に至る。音・振動を用いた製品検査に関する研究開発に従事。

なかじま ひろし
中嶋 宏 [正会員]

1985年神戸大学工学部システム工学科卒業, 同年立石電気株式会社(現オムロン株式会社)入社。現在に至る。ソフトコンピューティング, 人間-機械協調システムの研究に従事。博士(工学)。International Journal of Intelligent Computing in Medical Sciences and Image Processing Associate Editor。2007年IFSA Industrial Application Award受賞。

はまぐち たけひろ
濱口 剛宏 [非会員]

1996年金沢工業大学電子工学科卒業, 同年オムロン松阪株式会社に入社。2002年オムロンライフサイエンス研究所(現オムロンヘルスケア株式会社)に転籍。現在に至る。生体インピーダンス計測の研究, 生体インピーダンス計測を応用した内臓脂肪計に関する設計・開発に従事。

おく しゅうじろう
奥 正次郎 [非会員]

1997年新潟大学大学院自然科学研究科修了, 同年, 株式会社オムロンライフサイエンス研究所(現オムロンヘルスケア株式会社)入社。現在に至る。血圧計の開発, 健康アドバイスシステムの開発, インピーダンス計測技術開発に従事。電子情報通信学会会員。

しが としかず
志賀 利一 [非会員]

1986年北海道大学大学院工学研究科生体工学専攻修士課程終了, 同年, 株式会社立石ライフサイエンス研究所(現オムロンヘルスケア株式会社)入社。現在に至る。1998年北海道大学大学院工学研究科生体工学専攻博士課程修了, 博士(工学)。生体計測基礎技術研究開発に従事。

Development of Visceral Fat Estimation Model Based on Bioelectrical Impedance Analysis Method

by

Mitsuhiro YONEDA, Hiroshi TASAKI, Naoki TSUCHIYA, Hiroshi NAKAJIMA,
Takehiro HAMAGUCHI, Shojiro OKU and Toshikazu SHIGA

Abstract :

The method of bioelectrical impedance-based visceral fat estimation is in advance of other methods such as CT or MRI viewed from points of cost and safety. However, the method requires complex signal analysis and modeling to realize its high estimation accuracy factoring in individuality. In response to the requirement, the assurance of the feature attributes' variation and the selection of them to develop the estimation model have been proposed in this paper. The assurance of the feature attributes' variation is realized by employing the idea of cardinality as a quantitative evaluation index. The selection of the feature attributes is realized by employing the Akaike information criterion. The experiments were conducted to evaluate the proposed method. The results prove that the estimation model developed by the proposed method provide high estimation accuracy and stability.

Keywords : Feature Selection, Cardinality, Visceral Fat, Subcutaneous Fat, Bioelectrical Impedance Analysis.

Contact Address : **Mitsuhiro YONEDA**

OMRON Corporation

9-1 Kizugawadai, Kizugawa City, Kyoto, 619-0283 JAPAN

TEL : 0774-74-2145

FAX : 0774-74-2004

E-mail : myoneda@ari.ncl.omron.co.jp