

# SOM<sup>2</sup>およびCCA-SOMを用いた 顎顔面骨格形状と嚥下能力との関係性解析†

古賀 裕章\*<sup>1</sup>・古川 徹生\*<sup>2</sup>・升井 一郎\*<sup>3</sup>・堀尾 恵一\*<sup>2</sup>

本論文では、側頭部 X 線画像より得られた形状データと嚥下機能との関連性を解析する手法を提案した。形状データとの関連性について新たな知見を得るためには形状を情報損失なく比較分類が行いやすいデータとして表現することが必要である。また、同一対象から X 線画像と嚥下機能検査という異なる観測方法により得られたデータ集合間の関係性解析手法が必要である。本論文では、SOM<sup>2</sup>により輪郭線の量子化と対応点の取得を行うことで関係性解析のための形状表現を行い、CCA-SOMにより2種類のデータ集合で共通の潜在空間を持たせることで関係性解析を行った。提案手法により形状データと嚥下機能検査データ間で共通の順番を持つマップを作成することができ、関係性を得ることができた。

キーワード：嚥下機能、SOM<sup>2</sup>、形状分類、CCA-SOM、関係性解析

## 1. はじめに

嚥下とは、飲食物を飲み込む動作のことであり、舌や喉などの複雑な協調動作によって実現されている。この嚥下の能力が低下することを嚥下障害と呼ぶ。嚥下障害は、窒息や誤飲性肺炎を引き起こす原因となる。嚥下障害は、上記の病気が死因や Quality of Life の低下につながりやすい高齢者において特に問題となっている。加齢による筋力低下は、嚥下の協調動作に関連する舌骨上筋群においても起こる。これが、高齢者の嚥下障害の一因である [1]。舌骨上筋群は舌骨・下顎骨・側頭骨に付着している。それらの骨は嚥下時固定源として重要な働きをする。したがって、顎顔面骨格や舌骨の位置および形状は嚥下機能に影響を与えることが推測される。また、嚥下時食べ物を送り出す咽頭の形状も嚥下機能との関連性が高いと考えられる。しかしながら、顎顔面骨格・舌骨・咽頭の構造的要因と嚥下機能との関係性は未だ明らかになっていない。構造的要因と嚥下機能の関係性が明らかになれば、機能検査に異常が現れない早期の段階に嚥下障害に陥りやすい患者を発見し、適切なトレーニングを指導することで、嚥下障害を予防することができる。

構造的要因と嚥下機能との関係性解析にはまず、骨格や咽頭の形状を比較分類しやすいデータとして表現する必要がある。具体的には、各個体間で対応した同数の要素によって形状を表す必要がある。本研究において、構造的要因から解析するため



図1 セファロの一例

の元データとして、側頭部 X 線規格化画像（セファロ：図1）を用いた。美容外科や歯科などにおいて、セファロを評価する際には特徴となる点間の距離の比や角度などの特徴量が用いられる [2]。しかしながら、このアプローチにおいては特徴量の選定が必要となり、その特徴量内に含まれない情報は失われる。本研究のように関係性を求めることを目的としており、関係性が深い特徴量がわからない状況において、特徴量の選定は困難である。そこで、我々は骨格や咽頭の輪郭線を多様体として学習することで形状特徴量を用いない形状表現を実現する。大谷らは SOM の応用手法である Topology-Free SOM (TFSOM) を用い、形状のトポロジーによらない形状表現法を実現し、さらに TFSOM を高階化した TFSOM×SOM を用いることで形状特徴量を用いない分類識別を実現した [3]。本研究においては、入力に使うセファロデータのトポロジーはあらかじめ分かっているため、TFSOM を用いる必要がない。大谷らのアプローチをもとにし、基本の SOM を高階化した SOM×SOM (SOM<sup>2</sup>) を用いて形状表現を行う。

構造的要因と嚥下機能との関係性解析には同一個体群から得られた2つのデータ集合間の関係を解析する手法が必要となる。該当手法として、正準相関分析 (Canonical Correlation Analysis: CCA) がある。CCA は、2つのデータ集合それぞれに線形合成変量を作成し、その変量の相関が最大となる重みを求めることで、2つのデータ間で共通して含まれる情報を抽

† Relationship Analysis Between Cephalometric Radiograph Shape and Swallowing Ability Using SOM<sup>2</sup> and CCA-SOM  
Hiroaki KOGA, Tetsuo FURUKAWA, Ichiro MASUI,  
and Keiichi HORIO

\*1 山口大学大学院創成科学研究科（理学）  
Graduate School of Sciences and Technology for Innovation, Yamaguchi University

\*2 九州工業大学生命体工学研究科  
Graduate School of Life Science and Systems Engineering, Kyushu Institute of Technology

\*3 福岡医療短期大学歯科衛生学科  
Department of Dental Hygiene, Fukuoka College of Health Sciences

出し、関係性を解析する手法である。CCA のアルゴリズムを応用し、SOM に導入したアルゴリズムが CCA-SOM である。CCA-SOM では 2 つのデータの共通する潜在空間を抽出する。共通する潜在空間やそれを得るために用いた変換行列から関係性を求める。本研究では、関係性解析の一方の入力として SOM<sup>2</sup> による形状表現をもとにしたデータを用いるため、同じ SOM の応用手法である CCA-SOM を用いることは、データ構造の観点から見て理にかなっている。SOM<sup>2</sup> による形状表現結果は、学習後の下位の SOM に表れる。CCA-SOM の入力として形状表現結果を用いる際は、SOM<sup>2</sup> における上位の SOM の入力とする手順と同様の手順で容易に前処理が可能である。

本研究は、SOM の拡張手法を組み合わせ、発展させることで同一対象が持つ形状情報とその他の性質情報間の関係性を明らかにするものである。

## 2. 形状表現

### 2.1 SOM<sup>2</sup> による形状表現

SOM<sup>2</sup> は SOM を高階化した手法である [4]。SOM<sup>2</sup> は下位の SOM (1st SOM) と上位の SOM (2nd SOM) を持つ。1st SOM によって分類や量子化などを行った結果を 2nd SOM によって分類する。2nd SOM の参照ベクトルの学習結果を 1st SOM の初期値として改めて学習することで、2nd SOM において対応している要素をもとにした分類ができる。SOM<sup>2</sup> による形状表現は SOM による量子化・多様体学習と高階化による対応点の取得により実現する。SOM による量子化・多様体学習により輪郭を一定数の点の座標集合とすることで形状を表現する。高階化によってその座標集合それぞれが比較する個体間で同じ部位を示す点 (対応点) となるように学習させる。SOM<sup>2</sup> においてはその後対応点の比較により勝者決定・自己組織化を行うが、本研究においては、その部分は用いない。本研究でメインとなる形状表現の結果は、一定数の対応点によって図形を表現している SOM<sup>2</sup> 学習終了後の 1st SOM の参照ベクトル群である。

### 2.2 セファロデータの形状表現

本研究で用いるデータは、セファロデータである。セファロデータから下顎骨・咽頭前部・咽頭後部・舌骨の 4 部位に該当する輪郭線を手動で抽出する。各部位の輪郭線をドットの座標集合として取得する。各部位の位置関係によりセファロデータの輪郭線は様々なトポロジーをとる可能性がある。TFSOM×SOM を用いれば、トポロジーに囚われない形状表現が可能である。しかしながら、本研究においては部位ごとに分離して形状表現を行うことで、単純な線状と環状のトポロジーの組み合わせとして処理することができる。単純で既知なトポロジーであれば、SOM<sup>2</sup> による形状表現が可能である。1 被験者につき 4 つの 1st SOM を用いそれぞれの部位を学習し、その 4 つの 1st SOM の学習結果を結合し、2nd SOM の入力データの一つとする。図 2 がセファロデータの形状表現のイメージ図である。

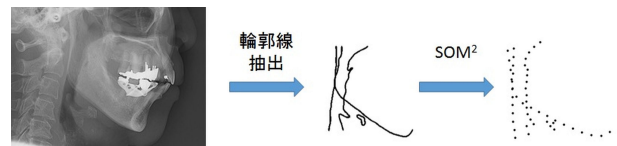


図 2 セファロデータの形状表現のイメージ図

### 2.3 Affine 変換による回転・スケール変化・位置ずれの補正

セファロの撮影時、イヤーロッドにより頭部の固定を行う。しかし、完全に固定できるわけではなく、側頭部形状の回転やスケール変化は起こり得る。また、骨格の全体的なサイズは体格に影響を受ける。そのため、多くのセファロを使用した分析・診断においては、角度や長さの比率など回転やスケール変化・位置ずれに頑健な特徴量が用いられる。単純な SOM<sup>2</sup> による形状表現は回転やスケール変化に対応していない。薬師寺らは、2nd SOM の入力にそれぞれに対して適切な affine 変換を行い、それを学習することによって、affine 不変の SOM<sup>2</sup> を実現した [5]。この時の適切な affine 変換とは、誤差が最小となるようなパラメータを推定したものである。この手法により、回転やスケール変化・位置ずれに対応した形状表現を実現した。薬師寺らは、入力の全対応点をもとにパラメータの推定を行い、形状全体が一致するように affine 変換を行っている。撮影時のふれや体格による個人差はこの手法によって緩和できる。しかしながら、顎の大きさや咽頭の幅など嚥下能力と関係性を持つ可能性のある特徴を過剰に補正してしまう。そこで、我々は咽頭後部のみをもとに適切な affine 変換のパラメータを推定し、そのパラメータをもとに全対応点に affine 変換を行い学習させるという手法を行った。これにより、咽頭後部を基準部位としてサイズ・角度・位置合わせを行い、嚥下能力と関係の低い要素のみ補正を実現した。

## 3. CCA-SOM による関係性解析

CCA-SOM は 2 つの潜在空間が一致した潜在空間  $Z$  となるように勝者決定時のそれぞれの距離尺度 (Metric) を変更するアルゴリズムである。Metric を変更するために、Metric 行列を用いる。データ  $X$  と  $Y$  の関係性を解析する場合、推定した潜在変数が一致するような  $X$  に対する Metric 行列  $A$  および  $Y$  に対する Metric 行列  $B$  と潜在変数、写像を推定したい。潜在変数  $\zeta_{l_n}^*$  からデータ  $x_n$  への写像を  $u_{l_n}^*$ 、潜在変数  $\zeta_{k_n}^*$  からデータ  $y_n$  への写像を  $v_{k_n}^*$  としたとき、評価関数

$$F = \frac{1}{N} \sum_n |A u_{l_n}^* - A x_n|^2 + \frac{1}{N} \sum_n |B v_{k_n}^* - B y_n|^2, \quad (1)$$

$$s.t. |\det A| = const, |\det B| = const$$

が最小となる Metric 行列  $A$  および  $B$  を求めることで、潜在変数を一致させる。この評価関数には推定を行う行列が 2 つある。したがって、最小化を行う際は行列  $A$  を固定して、評価関数  $F$  が最小になるように行列  $B$  を推定し、次に行列  $B$  を固定して、評価関数  $F$  が最小になるように行列  $A$  を推定する。  $A$  および  $B$  の初期値は、単位行列である。評価関数  $F$  が収束するまで交互に推定を行う。

具体的には、以下の4stepを終了条件を満たすまで繰り返す。

(Step 1) Metric 行列  $\mathbf{A}$  を用いてデータ  $\mathbf{X}$  を SOM で学習して潜在変数  $z$  を推定する。

(Step 2) Step 1 で推定した潜在変数を教師として、データ  $\mathbf{Y}$  の Metric 行列  $\mathbf{B}$  を推定する。

(Step 3) Metric 行列  $\mathbf{B}$  を用いてデータ  $\mathbf{Y}$  を SOM で学習して潜在変数  $z$  を推定する。

(Step 4) Step 3 で推定した潜在変数を教師として、データ  $\mathbf{X}$  の Metric 行列  $\mathbf{A}$  を推定する。

終了条件は Metric 行列  $\mathbf{A}$  または  $\mathbf{B}$  の収束である。具体的には、Step 2 または Step 4 において推定された Metric 行列  $\mathbf{A}$  または  $\mathbf{B}$  が以前推定した同行列と一致していた場合、その Step で学習を終了する。

各ステップの詳細を以下に述べる。

**Step 1** Metric 行列  $\mathbf{A}$  を用いてデータ  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)$  を SOM で学習して潜在変数  $z$  を推定する。SOM の学習自体は一般的な SOM と同様である。ただし、勝者ユニットの決定の際に Metric 行列  $\mathbf{A}$  による Metric の変更を行う。

#### 勝者ユニットの決定

$$z_n^* = \zeta_{k_n}^* = \arg \min_k |\mathbf{A}u_k - \mathbf{A}x_n|^2 \quad (2)$$

#### 事後分布の推定

$$r_{nk} = C \exp\left(-\frac{d(z_n^*, \zeta_k)}{2\delta^2}\right) \quad (3)$$

$$\delta = \delta_{min} + (\delta_{max} - \delta_{min}) \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \quad (4)$$

#### 参照ベクトルの更新

$$u_k = \frac{\sum_n r_{nk} x_n}{\sum_n r_{nk}} \quad (5)$$

ここで  $z_n^*$  は  $n$  番目のデータベクトル  $x_n$  に対する勝者ユニットのインデックス、 $r_{nk}$  は  $x_n$  に対する勝者ユニットを中心とし近傍関数から求めた事後分布である。 $d(\cdot, \cdot)$  はユニット同士のマップ上での距離を示す。 $\delta$  は近傍関数に用いる分散であり、学習回数  $t$  が進むにつれ初期値  $\delta_{max}$  から最終値  $\delta_{min}$  に時定数  $\tau$  に従い変化する。以上を学習が収束するまで繰り返す。

**Step 2** Step 1 で推定した潜在変数を教師として、データ  $\mathbf{Y}$  の Metric 行列  $\mathbf{B}$  を推定する。評価関数  $F$  の最小化を行うことにより、Metric 行列  $\mathbf{B}$  を推定するが、Step 2 においては、行列  $\mathbf{A}$  を固定する。それにより、評価関数  $F$  の最小化は、以下の評価関数

$$F_b = \frac{1}{N} \sum_n |\mathbf{B}v_{k_n}^* - \mathbf{B}y_n|^2, \text{ s.t. } |\det \mathbf{B}| = \text{const} \quad (6)$$

の最小化と考えることができる。ここで、データ  $\mathbf{Y}$  と写像  $v_k$  の誤差ベクトル  $e_{bn}$  と誤差の共分散行列  $\mathbf{S}_b$  を

$$\mathbf{S}_b = \frac{1}{N} \sum_n e_{bn} e_{bn}^T \quad (7)$$

$$e_{bn} = y_n - v_{k_n}^* \quad (8)$$

とすることで、(6) 式を

$$F_b = \frac{1}{2} \text{Tr}[\mathbf{B}\mathbf{S}_b\mathbf{B}^T], \text{ s.t. } |\det \mathbf{B}| = \text{const} \quad (9)$$

と変形することができる。 $F_b$  にラグランジュの未定乗数法を適用すると、Metric 行列  $\mathbf{B}$  は

$$\mathbf{B} = \mathbf{S}_b^{-\frac{1}{2}} \quad (10)$$

と求めることができる。

**Step 3** Metric 行列  $\mathbf{B}$  を用いてデータ  $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_N)$  を SOM で学習して潜在変数  $z$  を推定する。Step 1 と同様の手順である。

#### 勝者ユニットの決定

$$z_n^* = \zeta_{l_n}^* = \arg \min_l |\mathbf{B}u_l - \mathbf{B}x_n|^2 \quad (11)$$

#### 事後分布の推定

$$r_{nl} = C \exp\left(-\frac{d(z_n^*, \zeta_l)}{2\delta^2}\right) \quad (12)$$

$$\delta = \delta_{min} + (\delta_{max} - \delta_{min}) \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \quad (13)$$

#### 参照ベクトルの更新

$$v_l = \frac{\sum_n r_{nl} x_n}{\sum_n r_{nl}} \quad (14)$$

$r_{nl}$  は  $y_n$  に対する勝者ユニットを中心とし近傍関数から求めた事後分布である。以上を学習が収束するまで繰り返す。

**Step 4** Step 3 で推定した潜在変数を教師として、データ  $\mathbf{X}$  の Metric 行列  $\mathbf{A}$  を推定する。評価関数  $F$  の最小化を行うことにより、Metric 行列  $\mathbf{A}$  を推定するが、Step 4 においては、行列  $\mathbf{B}$  を固定する。それにより、評価関数  $F$  の最小化は、以下の評価関数

$$F_a = \frac{1}{N} \sum_n |\mathbf{A}u_{l_n}^* - \mathbf{A}x_n|^2, \text{ s.t. } |\det \mathbf{A}| = \text{const} \quad (15)$$

の最小化と考えることができる。ここで、データ  $\mathbf{X}$  と写像  $u_k$  の誤差ベクトル  $e_{an}$  と誤差の共分散行列  $\mathbf{S}_a$  を

$$\mathbf{S}_a = \frac{1}{N} \sum_n e_{an} e_{an}^T \quad (16)$$

$$e_{an} = x_n - u_{l_n}^* \quad (17)$$

とする。Step 2 と同様の処理を行うことで Metric 行列  $\mathbf{A}$  は

$$\mathbf{A} = \mathbf{S}_a^{-\frac{1}{2}} \quad (18)$$

と求めることができる。

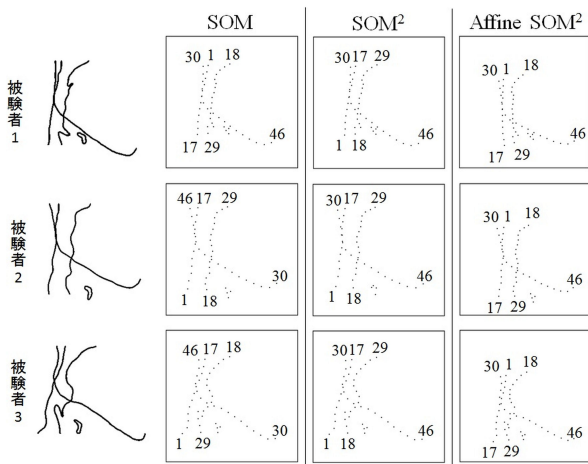


図3 SOM,  $SOM^2$  および Affine  $SOM^2$  による形状表現の比較

## 4. 実験と考察

### 4.1 セファロデータの形状表現実験

#### 4.1.1 実験条件

本実験の被験者は、日常生活はほぼ自立しており、独力で外出できる 65 歳以上の高齢者 17 名である。重度の嚥下障害を患っている被験者は含まれていない。

#### 4.1.2 結果と考察

図3はセファロデータを SOM,  $SOM^2$  および本論文の提案手法である affine 変換を導入した  $SOM^2$  (Affine  $SOM^2$ ) のそれぞれで形状表現した結果の一例である。図中の番号は量子化された 50 点に振られた番号であり、形状の比較を行う際は同じ番号同士の座標を比較する。入力である輪郭線と比較すると、SOM,  $SOM^2$ , Affine  $SOM^2$  すべて手法において 50 点で形状を表せていることがわかる。しかしながら、SOM においては、被験者間で同じ位置にある点の番号が一致していない。 $SOM^2$  および Affine  $SOM^2$  においては、被験者間で同じ位置にある点の番号が一致しており、高階化によって、比較可能なデータとして形状が表現できていると言える。また、Affine  $SOM^2$  の結果を見ると、affine 変換の導入により、咽頭後部（番号：1~17）の位置や角度を合わせる調整が実現できている。Affine  $SOM^2$  により回転・スケール変化・位置ずれに対応し、一定数の対応する点による形状の表現が実現ができたといえる。

### 4.2 関係性解析のシミュレーション

$SOM^2$  による形状表現および CCA-SOM による関係性解析の有効性を見るために人工データを用いてシミュレーションを行った。

#### 4.2.1 実験条件

形状データの入力として、図4に示す 12 個の図形を使用した。3 種類の形状（丸、四角形、三角形）に対し、位置移動、回転、縮小を行ったものである。このデータに対し、 $SOM^2$  を用い、形状表現を行う。一方で、12 個の図形それぞれに対し

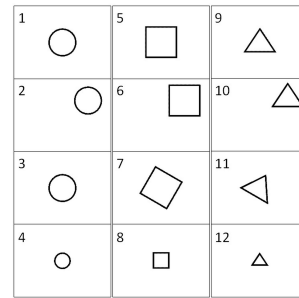


図4 シミュレーションに用いた図形データ

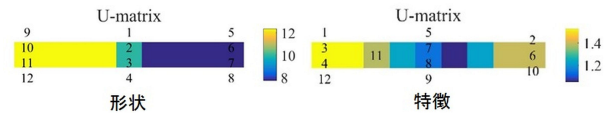


図5 Simple SOM によるシミュレーション結果：U-matrix

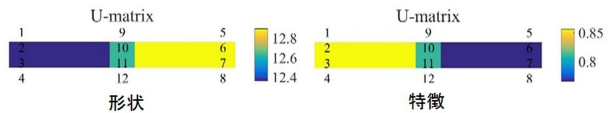


図6 CCA-SOM によるシミュレーション結果：U-matrix

でドット数、頂点数、重心  $x$  座標という特徴を求める。ドット数は主に図形の大きさに影響を受ける特徴である。頂点数は主に図形の形状（丸、四角形、三角形）に影響を受ける特徴である。丸の頂点数は 0 とした。重心座標は主に図形の位置に影響を受ける特徴である。この 3 項目に加え、図形と全く関連のない乱数を加えた 4 項目  $\times$  12 個のデータを特徴データとした。CCA-SOM を用い、 $SOM^2$  により形状表現されたデータ（形状データ）と特徴データとの関係性解析を行った。

#### 4.2.2 結果と考察

まず、CCA-SOM を用いずに形状データと特徴データそれぞれを SOM で自己組織化した結果を図5に示す。図5は U-matrix と呼ばれる結果表示方法であり、データ間の類似度を配置と色によって表現したものである。色は配置間の距離を表したものであり、距離が近いほど類似度が高い。同じ位置に配置されたデータが最も類似度が高いことを示している。形状データの U-matrix を見ると、形状ごとにひとまとまりとなっており、特徴データの U-matrix を見ると、重心  $x$  座標や形状を反映した配置となっている。それぞれの U-matrix においてはデータを反映した妥当な配置となっているが、2 データ間で関係性解析や共通する要素の抽出は不可能である。

次に、CCA-SOM を用いて、形状データと特徴データを自己組織化した結果を図6に示す。図6から、CCA-SOM において、形状データと特徴データの U-matrix において配置が一致していることがわかる。CCA-SOM により共通の潜在空間が得られているといえる。形状データの U-matrix は、Simple SOM においては三角形-丸-四角形という配置だったものが、特徴データの頂点数の影響を受け、CCA-SOM において丸-三角形-四角形という配置となったと考えられる。図7は特徴デー



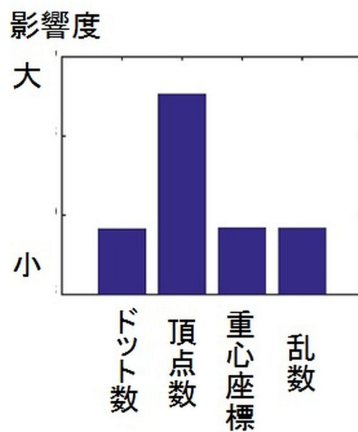


図7 特徴データ各項目のマップに与える影響

タの各項目が結果に与える影響を Metric 行列から求めたものである。頂点数の与える影響が大きく、形状データと特徴データ間で共通する形状を示す項目が頂点数であるという結果を CCA-SOM が求めることができたことを示している。ドット数や重心  $x$  座標に関しては、affine 変換を導入することで影響を少なくした回転・スケール変化・位置ずれに関する項目であったため、影響度が少なくなっていると考えられる。U-matrix の配置や各項目の影響度から関係性解析が行えることを示す結果である。

これらの結果から SOM<sup>2</sup> および CCA-SOM を用いることで、同一対象が持つ形状情報とその他の性質情報間との関係性解析を実現できるといえる。

### 4.3 嚥下能力の関係性解析実験

SOM<sup>2</sup> および CCA-SOM を用いて、構造的要因と嚥下機能との関係性解析を行った。

#### 4.3.1 実験条件

CCA-SOM の入力として、同一被験者群の 2 種類のデータ群を用いる。1 つが形状データ群であり、もう 1 つが検査データ群である。被験者は、4.1 節と同一である。形状データは、4.1 節で得られた SOM<sup>2</sup> による形状表現の結果のうち、学習終了後の 1st SOM 参照ベクトル群である。形状データは対応点ごとに平均 0、分散 1 になるように標準化を行う。検査データは、問診 3 種とオーラルディアドコネシス (OD) 3 種と反復唾液嚥下テスト (Repetitive Saliva Swallowing Test : RSST) の計 7 項目からなる。問診は、各被験者に Q1「半年前と比べて、硬いものが食べにくくなったか」を 4 段階尺度、Q2「お茶や汁物等でむせることがあるか」を 4 段階尺度、Q3「口の渇きが気になりますか」を 5 段階尺度で評価して回答してもらったものである。OD は、被験者に「パ」、「タ」、「カ」の単音節をそれぞれ 5 秒ずつにできる限り発音してもらい、その発音回数を測定したものである。RSST は、30 秒間にできる限り数多く唾液を飲み込んでもらい、その回数を測定したものである。これらの検査は嚥下機能を評価する一般的な指標として使われている。検査データは検査項目ごとに平均 0、分散 1 になるよう

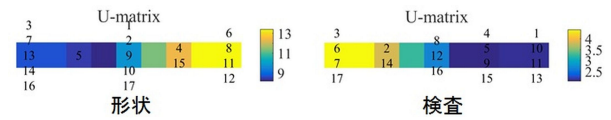


図8 Simple SOM による結果 : U-matrix

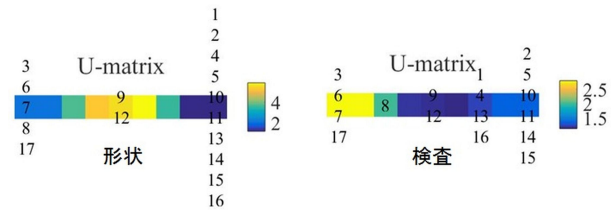


図9 CCA-SOM による結果 : U-matrix

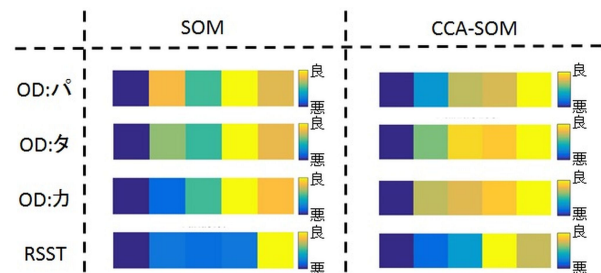


図10 検査データの要素マップ

に標準化を行う。

#### 4.3.2 結果と考察

まず、CCA-SOM と同条件での形状データおよび検査データそれぞれに SOM を用いた場合の U-matrix を図 8 に示す。もちろんこれらの結果は形状データと検査データをそれぞれ独立に解析した結果であり、互いを考慮した結果ではないため、2 つのマップ上で同一被験者の位置や同ユニットに配置される被験者の組み合わせにほとんど関連性が見られない。

次に CCA-SOM によって得られた形状データと検査データの結果を U-matrix で表示したものを図 9 に示す。図 9 からわかるように今回のデータでは被験者 ID のマップ上の位置を 2 つの U-matrix で完全に一致させることができなかった。しかしながら、形状データのマップで左端に位置していた被験者 8 が検査データのマップにおいて右隣に移動、形状データのマップで右端に位置していた被験者 {1, 14, 15, 16} が検査データのマップにおいて左隣に移動していると見ることができる。また、被験者間の距離の違いはあるものの順番に関しては入れ替わりは起こっていない。つまり、CCA-SOM により形状データと検査データ双方を考慮した関係性を示す順番を得ることができたと言える。

得られた結果について詳細に考察する。図 10 は検査データの各要素の値がどのように配置されているかを見る要素マップである。CCA-SOM を用いた場合、検査データ単独で SOM を用いた場合と比べて OD 3 種および RSST の要素マップが滑らかに変化している。また、嚥下機能を評価する値として見た場合、これら 4 項目において右端が最良、左に向かうにつれ悪

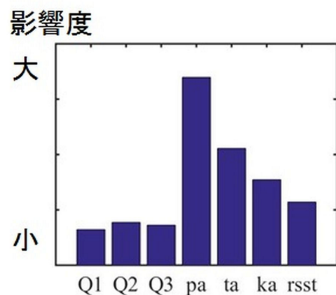


図 11 検査データ各項目のマップに与える影響

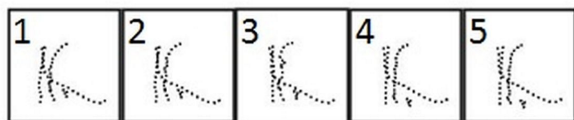


図 12 CCA-SOM により得られた形状マップ

化するという配置となっていることがわかる。これら 4 項目は、嚥下能力を定量評価する際に一般的に用いられている指標である。この結果から、今回得られた検査データのマップは嚥下能力を表したものであるといえる。また、検査データのマップと同様の順番を持った形状データのマップについても、嚥下能力の情報を十分に含んだものとなっていると考えられる。さらに、形状データのマップ上においても、嚥下能力が低い被験者は左に、高い被験者は右に配置されているといえる。今回得られた形状データのマップ上の左右に配置されたデータを比べることで、嚥下能力と形状データの関連性が明らかにできると考えられる。次に、検査データの Metric 行列から考察を行う。図 11 は検査データの各項目が結果に与える影響を Metric 行列から求めたものである。図 11 より「パ」をはじめとする OD3 種の影響度が高く、次いで RSST の影響度が高いことがわかる。検査データの要素マップの考察の際も述べたように、この 4 項目は嚥下能力を定量評価する際に用いられる指標であり、これらを重視して得られたマップは、嚥下能力を評価するものとなっていると考えられる。

形状のマップについて詳細に考察する。図 12 は各ユニットの参照ベクトルから形状を復元したものである。形状の復元は形状表現を用いることによって可能になったものである。今回は復元された形状の一部の要素から形状特徴量を抽出し、嚥下能力との関連性について考察する。今回用いた形状特徴量は図 13 に示す。まず、1 つ目の形状特徴量は舌骨の縦方向の位置である。比較結果を表 1 に示す。表 1 より舌骨の縦方向の位置は左の形状ほど上部に位置し、右の形状ほど下部に位置することがわかる。復元された形状において舌骨の縦方向の位置がマップの左右で滑らかに推移していることから今回得られたマップの配置と舌骨の縦方向の位置は関連性が高いと考えられる。さらに検査データの要素マップより嚥下能力が低い被験者ほど左に配置されているので、舌骨の位置が上部にあるほど嚥下能力が低いという関係性を得ることができる。舌骨は、安静時舌骨下筋群により下部に固定されている。嚥下時、舌骨が舌



図 13 考察に用いた形状特徴量

表 1 CCA-SOM により得られたマップにおける各ユニットの形状特徴量 (ユニット番号は図 12 と対応)

ユニット番号	1	2	3	4	5
舌骨の縦位置 [pixel]	52.0	53.3	56.4	76.4	80.4
咽頭部の幅 [pixel]	36.4	33.8	27.2	28.2	28.4

骨上筋群により前上方へ挙上されることで食物を咽頭へ送り出している。舌骨が標準と比べて下部にあるということは、舌骨下筋群が弱り、舌骨が固定できていないのではないかと考えられる。舌骨周辺の筋肉が弱ることは、嚥下能力の低下につながると考えられ、舌骨の位置が嚥下能力と関連性が高いことは十分に考えられる。2 つ目の形状特徴量は咽頭部の幅である。表 1 より左に配置された形状においては咽頭部の幅が広い。咽頭部の幅が広いことと嚥下能力が低いことは関係性があると考えられる。咽頭まで送られた食物は咽頭が上から下に絞り出すように収縮することで食道に送り出される。咽頭の幅が広いと、食物を送り出す際、より収縮する必要がある。咽頭の収縮により食物が送り出される力の低下が嚥下障害につながると報告されている。収縮が足りず、食物が十分に送り出せずに残留し、嚥下障害につながる。咽頭の幅が広い人は、食物残留による嚥下障害の危険性が高いのではないかと考えられる。また、咽頭の幅が広いことは老化による筋力低下や筋肉弛緩が原因である可能性も考えられる。加齢とともに咽頭腔が拡大していたという報告もされている [6]。嚥下にかかわる筋肉の老化の一端が咽頭幅の拡大に表れていると考えられる。

## 5. おわりに

SOM の拡張手法である SOM<sup>2</sup> と CCA-SOM を用いることで顎・咽頭部・舌骨の位置や形状といった構造的要因と嚥下機能との関係性解析を行った。その結果、嚥下能力の指標とされる OD および RSST と関連性が高い配置の形状データのマップを得ることができた。形状データのマップは、各ユニットの参照ベクトルから復元した形状群を持っている。つまり、嚥下能力と関連性が深い配置に並んだ形状群を得ることができた。同一対象から得られた形状データとその他の性質データの関係性解析は医療画像解析をはじめとする多くの応用が考えられる。形状データを事前情報なくまた情報を損なわずに比較可能なデータとし、他のデータとの関係性を求めることができたということは大きな意味を持っていると考えられる。

今回用いたデータは被験者が 17 名と少ない。汎用性や妥当性の高い関係性を求めるためにはより多くのデータが必要とな

る。特に、問診のデータに関しては多様性が低く、CCA-SOM において、問診データが重視されないという結果の要因となっているのではないかと考えられる。本研究においては、関係性を求めることに重きを置き、全データを用い CCA-SOM でマップを作製した。今後多くのデータを取得できた際には、学習用データとテスト用データに分け、汎用性や妥当性の検証を行う必要がある。

今回用いた形状データは、側頭部 X 規格化画像をもとにしたものである。これは 2 次元画像であるが、今回解析しようとした構造的要因は 3 次元の構造を持っている。より詳細な関係性を解析するためには 3 次元の画像が必要となってくる。しかしながら、3 次元 CT や MRI は本研究の応用先としている将来の嚥下機能の予測や他検査との同時計測としては適さない。詳細な関係性解析と簡易の関係性をもとにした応用は別のアプローチとして進めていく必要がある。

### 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP 26670909 の助成を受けたものです。

### 参考文献

- [1] 森 隆志: “サルコペニアの摂食嚥下障害,” 日本静脈経腸栄養学会雑誌, Vol.31, No.4, pp. 949-954, 2016.
- [2] 古賀 崇了, 堀尾 恵一, 升井 一朗, 山川 烈: “良否を含む顎矯正手術事例の自己組織化学習による集約とその手術計画立案への援用,” 知能と情報, Vol.20, No.1, pp. 41-52, 2008.
- [3] 大谷 誠, 郡谷 宏市, 古川 徹生: “形状トポロジーに依存しない線画の自己組織的分類,” 電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング, Vol.109, No.461, pp. 513-518, 2010.
- [4] T. Furukawa: “SOM of SOMs,” *Neural Networks*, Vol.22, Issue4, pp. 463-478, 2009.
- [5] S. Yakushiji and T. Furukawa: “Shape space estimation by higher-rank of SOM,” *Neural Computing Applications*, vol.22, No.7-8, pp. 1267-1277, 2013.
- [6] S. M. Molfenter, M. R. Amin, R. C. Branski, J. D. Brumm, M. Hagiwara, S. A. Roof, and C. L. Lazarus: “Age-related changes in pharyngeal lumen size: a retrospective MRI analysis,” *Dysphagia*, Vol.30, No.3, pp. 321-327, 2015.

(2017 年 6 月 10 日 受付)

(2017 年 12 月 5 日 採録)

【問い合わせ先】

〒753-8512 山口市吉田 1677-1

山口大学大学院創成科学研究科 (理学)

古賀 裕章

E-mail: h-koga@yamaguchi-u.ac.jp

### 著者紹介



古賀 裕章 [非会員]

2011 年九州工業大学大学院生命体工学研究科脳情報専攻博士前期課程修了。2017 年、同大学大学院生命体工学研究科脳情報専攻博士後期課程単位取得退学。現在、山口大学大学院創成科学研究科 (理学) 学術研究員。自己組織化マップおよび医療画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。



古川 徹生 [正会員]

1989 年大阪大学大学院基礎工学研究科前期課程修了。同年、九州工業大学情報工学部助手。1998 年博士 (工学)。2004 年九州工業大学大学院生命体工学研究科助教授。2006 年より同大学院教授。ニューラルネットおよび機械学習による知能情報処理の研究に従事。



升井 一朗 [非会員]

1979 年福岡歯科大卒。同年同大第 2 口腔外科学講座助手。1986 年チューリッヒ大学顎顔面外科に留学。1990 年日本口腔外科学会認定医。1992 年日本口腔外科学会指導医。1997 年福岡医療短期大学教授。2000 年同大歯科衛生学部長。顎変形症の外科的治療が専門。日本口腔外科学会、日本口腔科学会、日本顎変形症学会、バイオメディカル・ファジィ・システム学会会員。



堀尾 恵一 [正会員]

1996 年九州工業大学情報工学部卒、1998 年同大学院情報工学研究科博士前期課程修了。2001 年同博士後期課程修了。同年、日本学術振興会特別研究員。2003 年九工大・大学院生命体工学研究科助手。2007 年同准教授。ニューラルネットワーク、ファジィシステムおよびその融合に関する研究に従事。日本知能情報ファジィ学会、電子情報通信学会会員。

**Relationship Analysis Between Cephalometric Radiograph Shape and Swallowing Ability Using SOM<sup>2</sup> and CCA-SOM**

by

**Hiroaki KOGA, Tetsuo FURUKAWA, Ichiro MASUI, and Keiichi HORIO****Abstract:**

In this paper, we propose a method of a relationship analysis between cephalometric radiograph shape data and swallowing ability data. In order to acquire new knowledge of the relationship, the shape should be represented without missing features. In addition, a method of the relationship analysis between two data sets which are observed by different ways, an X-ray image and swallowing ability tests. Quantization and correspondence of points by SOM<sup>2</sup> are employed for shape representation. A common map of CCA-SOM are employed for the relationship analysis method. The propose method provides relationships between cephalometric radiograph shape and swallowing ability.

**Keywords:** swallowing ability, SOM<sup>2</sup>, shape classification, CCA-SOM, relationship analysis

Contact Address: **Hiroaki KOGA**

*Graduate School of Sciences and Technology for Innovation, Yamaguchi University*

*1677-1 Yoshida, Yamaguchi-shi, Yamaguchi 753-8512, Japan*

E-mail: h-koga@yamaguchi-u.ac.jp