

自己組織化マップによる
機能と関係する形状特徴量の発見
—側頭部X線写真を用いた嚙下障害予防に向けて—

古賀 裕章

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景と目的	1
1.2	本論文の構成	3
第 2 章	嚙下能力と器質的要因	5
2.1	はじめに	5
2.2	嚙下の仕組み	5
2.3	嚙下障害	6
2.4	嚙下能力の計測	6
2.5	オーラルフレイル	8
2.6	本研究の意義	8
2.7	既存研究	9
2.8	本研究の発展性	9
2.9	おわりに	11
第 3 章	機能と関係する形状特徴量の発見のためのフレームワーク	12
3.1	はじめに	12
3.2	機能と関係する形状特徴量の発見のためのフレームワーク	12
3.3	自己組織化マップとその応用手法	15
3.3.1	自己組織化マップ	15
3.3.2	SOM ²	16
3.3.3	Affine 変換を導入した SOM ²	17
3.3.4	CCA-SOM	18
3.4	SOM ² を用いた形状表現手法	21
3.4.1	輪郭線の部位ごとの分割によるトポロジーの簡素化	21
3.4.2	Affine 変換による回転・スケール変化・位置ずれの補正	23
3.5	SOM ² および CCA-SOM を組み合わせた形状情報と機能情報間の関係性解析手法	23
3.6	人工データを用いた形状情報と機能情報間の関係性解析手法の検証	24
3.6.1	実験に使用した人工データについて	24
3.6.2	実験条件	26
3.6.3	実験結果と考察	26
3.7	おわりに	26

第 4 章	嚥下機能と関係のある形状特徴量の発見	29
4.1	はじめに	29
4.2	被験者と使用データ	29
4.2.1	被験者について	29
4.2.2	データの前処理	29
4.3	SOM ² による側頭部 X 線写真データの形状表現	30
4.4	CCA による側頭部 X 線写真と嚥下能力との関係性抽出	31
4.5	CCA-SOM による側頭部 X 線写真と嚥下能力との関係性抽出	31
4.6	得られた関係性に基づく新たな形状特徴量の発見	41
4.6.1	新たな形状特徴量における要件	42
4.6.2	新たな形状特徴量	42
4.6.3	新たな形状特徴量の検証	43
4.7	おわりに	44
第 5 章	提案フレームワークの応用	45
5.1	はじめに	45
5.2	嚥下機能解析における応用	45
5.3	医療画像解析における応用	46
5.4	工学分野における応用	46
5.5	デザイン分野における応用	46
5.6	おわりに	47
第 6 章	結論	48
	謝辞	51

第1章 序論

本論文は、嚙下障害予防に向けた嚙下と関係する器質的要因の発見を目的とし、自己組織化マップを用いた他のデータ群と関連する形状特徴量を発見するフレームワークを提案するものである。

1.1 背景と目的

近年、オーラルフレイルという概念が注目されている。オーラルフレイルとは、軽微な嚙下機能低下のことであり、重大な心身機能障害の前段階とされている [13, 14]。オーラルフレイルの段階であれば、訓練やリハビリテーションにより、健康な状態に機能回復が可能であるとされている。そのため、早期（オーラルフレイル期）における嚙下機能の訓練が重要である。現在の嚙下機能の訓練は、嚙下機能検査に基づき、嚙下機能障害を持つ人に対して行われている。しかしながら、嚙下障害が現れてからでは、機能回復が可能な時期を過ぎ、手遅れになる可能性がある。より早期の段階において、嚙下障害リスクを推定し、予防のための訓練を行うことが望ましい。本論文において、嚙下障害リスクとは、加齢や訓練に影響される筋力や筋肉量に依らない、潜在的な嚙下障害のなりやすさを指す。嚙下障害リスクの推定には、顎骨格の位置や形状といった器質的要因を用いることが考えられる。顎骨格は、嚙下に直接関わる舌骨上筋群の固定源となっており、嚙下機能との関連が示唆される。また、骨格は筋肉と比べ、年齢や訓練による影響が少なく、嚙下障害リスクの推定に使用可能と考えられる。しかしながら、器質的要因と嚙下機能の関係について、十分に研究されておらず、嚙下機能に関連する器質的要因は不明である。

嚙下機能に関連する器質的要因の発見には、機能と関係する形状特徴量を発見するフレームワークが必要である。機能と関係する形状特徴量を発見するフレームワークには、二つの必須要素がある。一つ目の要素が、多くの形状特徴を網羅する形状表現である。形状表現とは、形状を対象間で比較可能なデータに変換することである。多くの解析における形状表現では、目的とする項目に関連する限定された形状特徴量が用いられる。しかしながら、本フレームワークにおいては、機能と関係する形状特徴量を発見するために、多くの形状特徴量を網羅する必要性があり、特定の形状特徴量のみを用いる形状表現は不適切である。二つ目の要素が、同一対象から観測した2データ群間の関係性抽出である。機能は複数の項目によって複合的に表されるものであり、機能と形状間の関連性は複雑なものと想定される。そのため、本フレームワークにおいては、他

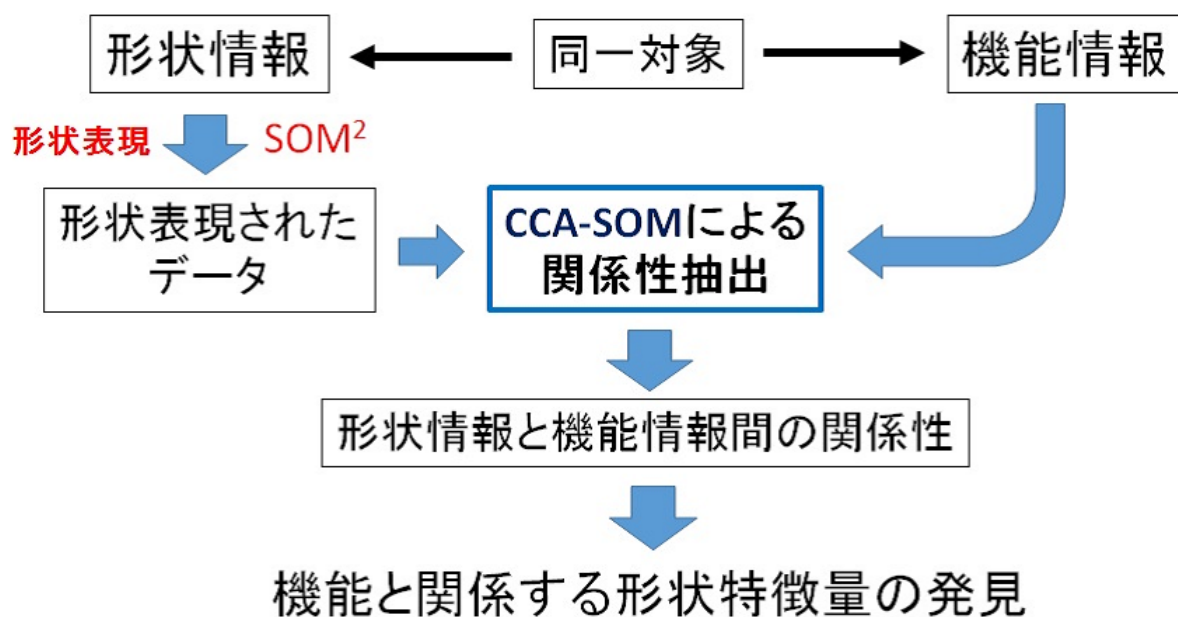


図 1.1: 提案フレームワークの概念図

項目対多項目間の関係性を抽出する非線形手法が必要となる。本論文では、これらの要素を満たすために、自己組織化マップ (Self-Organizing Maps: SOM) を用いたフレームワークを提案した。形状表現は、 $SOM \times SOM$ (SOM^2) を用いた形状空間法によって行った。 SOM^2 を用いることで、アライメントされた量子化を行い、形状そのものを表現することで、多くの形状特徴を内包した形状表現を行った。関係性抽出は、Canonical Correlation Analysis SOM (CCA-SOM) を用いて行った。CCA-SOM を用いることで、同一対象から観測した2データ群間の関係性を非線形的に抽出した。提案フレームワークの概念図を図 1.1 に示す。提案フレームワークは、以下の要素によって構成されている。1) 同一対象から機能に関するデータと形状に関するデータ (輪郭線ドット座標) の観測。2) SOM^2 による形状に関するデータの形状表現。3) CCA-SOM による形状表現されたデータと機能に関するデータ間の関係性抽出。4) 得られた関係性をもとにした機能と関係する形状特徴量の発見。

本論文では、嚙下に関する実データに対して、提案フレームワークを適用することで、嚙下機能と関係する器質的要因の発見を行った。形状に関するデータとしては、側頭部 X 線写真 (図 1.2) から下顎骨および舌骨、咽頭の輪郭線を抽出し、そのドット座標を用いた。機能に関するデータとしては、嚙下機能検査および嚙下に関する問診のデータを用いた。

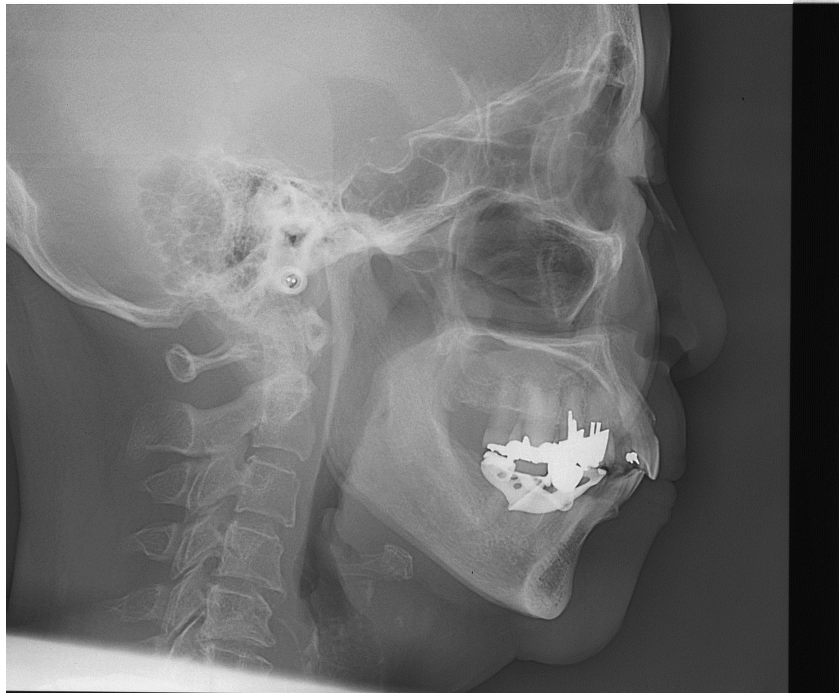


図 1.2: 側頭部 X 線画像の一例

1.2 本論文の構成

本論文は図 1.3 に示すように、6 つの章から構成される

第 1 章は序論である。

第 2 章では、本研究で扱う課題の対象である嚥下や嚥下障害について説明を行い、器質的要因と嚥下機能との関係性を求める重要性について述べる。

第 3 章では、本論文の提案手法として、自己組織化マップを用いた機能と関係する形状特徴量を発見するフレームワークを提案する。提案フレームワークを用いることで、嚥下機能に関連する器質的要因の発見が可能となる。提案フレームワークの概要について述べた後、提案フレームワークの基盤技術である自己組織化マップ (Self-Organizing Maps:SOM) とその拡張手法について説明を行う。提案フレームワークは、これらの手法を組み合わせたものであるが、単純に組み合わせただけのものではない。側頭部 X 線画像や嚥下という対象であることを考慮し、トポロジーの簡素化や位置合わせのための Affine 変換の導入、手法間のデータの渡し方等に改良を加えている。改良点についても 3 章にて取り上げる。さらに、提案フレームワークの有効性を検証するための人工データを用いた予備実験についても 3 章にて取り上げる。

第 4 章では、提案フレームワークを実際の被験者の側頭部 X 線写真および嚥下機能検査データに適用する。提案フレームワークに得られた関係性をもとに嚥下能力と関係性の高い形状特徴量

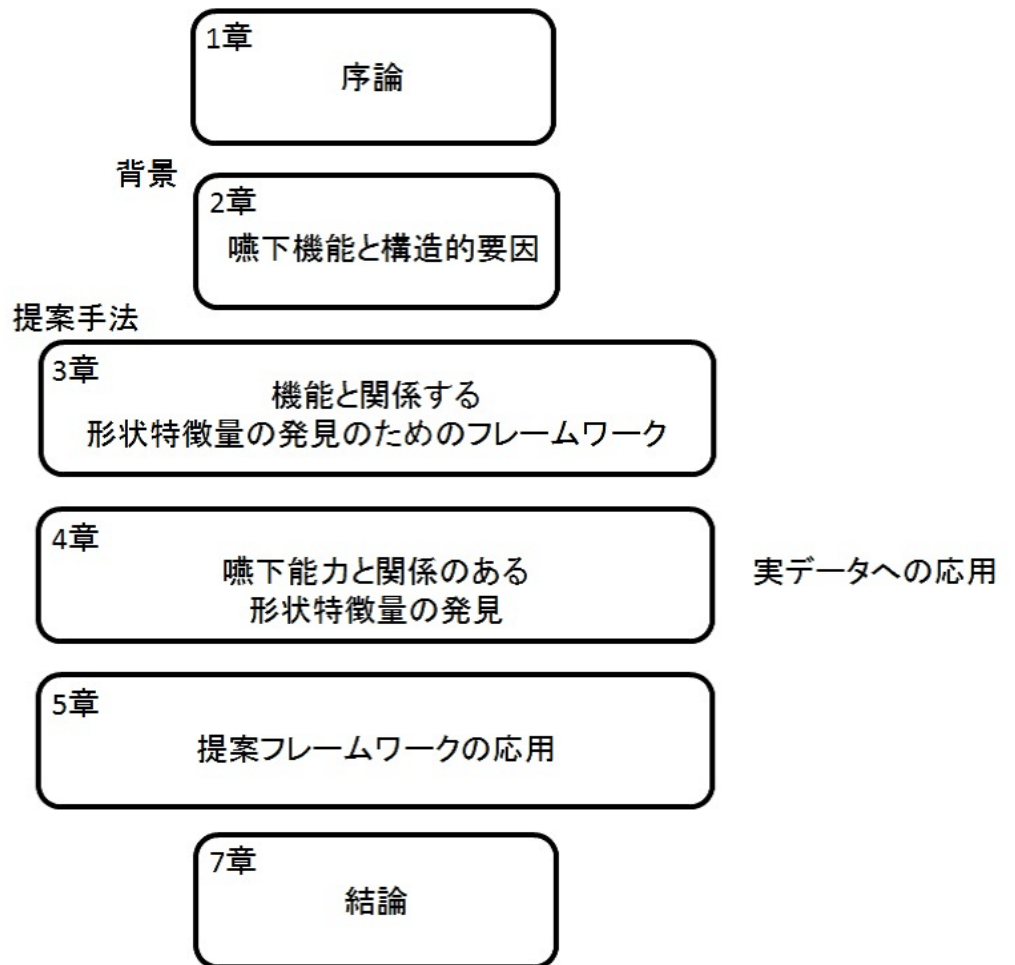


図 1.3: 本論文の構成.

を発見する。本研究において発見する形状特徴量は、嚙下障害予防への利用を想定し、側頭部 X 線写真から一意に求めることができるものとした。求めた形状特徴量の妥当性について述べ、側頭部 X 線画像においてその特徴量を計測し、検証を行う。

第 5 章では、提案フレームワークの発展性と応用についていくつかの例を挙げながら詳細に述べる。発展性と応用について述べることで提案フレームワークの有用性と汎用性について示す。

第 6 章は結論である。

第2章 嚥下能力と器質的要因

2.1 はじめに

本論文は、高齢者にとって大きな問題となる嚥下障害の治療や予防を目指し、側頭部 X 線写真と嚥下能力との関連性解析を行うというものである。本章では、本論文で扱う嚥下および嚥下障害について説明し、本研究の意義について述べる。2.2 節では、嚥下の仕組みについて説明する。2.3 節では、嚥下障害について説明する。2.4 節では、嚥下能力の測定に用いられる問診や検査について説明する。2.5 節では、オーラルフレイルという考え方について触れ、嚥下障害の予防の重要性を述べる。2.6 節では、本研究の目的である嚥下障害予防に向けた側頭部 X 線写真における新たな形状特徴量の発見の意義について述べる。2.7 節では、嚥下能力と関係性の大きい形状特徴量の発見に関する従来研究について述べる。2.8 節では、本章を統括する。

2.2 嚥下の仕組み

嚥下は、飲食物を飲み込む動作のことである。嚥下は、先行期、準備期、口腔期、咽頭期、食道期という5つの期間の動作によって実現されている。口腔期、咽頭期、食道期と3つの期間によって区分する文献 [2] もあるが、本論文においては準備期における咀嚼も重要な要素であると考え、5つの期間とした。先行期においては、飲食物を認知し、量や質を判断する。また、唾液の分泌も行われる。準備期においては、飲食物を咀嚼することで小さくし、飲み込みやすい形にする。口腔期においては、舌の動きにより咀嚼された飲食物を口腔から咽頭に押し出す。咽頭期においては、飲食物を咽頭から食道に送り出す。この際、喉頭蓋の動きにより気管への飲食物の流入を防いでいる。食道期においては、食道の蠕動運動により飲食物を胃に送り出す。一連の動作、特に咽頭期における動作は、多くの筋肉の協調動作によって実現されている。その筋肉の一つが、舌骨上筋群である。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、飲食物を送り出す咽頭や食道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・咽頭の器質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。

2.3 嚥下障害

嚥下障害とは、何らかの原因で嚥下機能が損なわれ、飲食物が飲み込みづらくもしくはうまく飲み込めなくなる状態のことを指す。

嚥下障害の原因は、器質的原因、機能的な原因、心理的原因の3つに大別することができる。器質的原因は、先天異常や腫瘍、加齢により舌や咽頭部、食道などの構造そのものが損なわれている場合を指す。機能的な原因は、筋肉や神経など嚥下の動作に必要な要素に障害がある場合を指す。心理的原因は、摂食障害や認知症、うつ病などにより食欲制御が阻害されている場合を指す。本研究において対象となる嚥下障害は、主に器質的原因と機能的な原因のものである。器質的原因は、顎顔面骨格や咽頭の構造的要因を見ることで判断ができると考えられる。器質的原因の一部に関しても、前節で述べたように構造的要因に傾向が現れるのではないかと推察できる。また、嚥下障害は、複数の原因により起こることも考えられる。例えば、単独では問題ないが嚥下障害になりやすい咽頭形状を持った人が、軽度の筋肉の衰えによって嚥下障害にあることも考えられる。

近年、高齢者の嚥下障害が問題となっている。高齢者の嚥下障害の一因は、加齢による筋力低下と言われている [1, 27]。加齢による筋力低下が、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。舌骨上筋群の筋力低下により、嚥下障害が引き起こされる。

嚥下障害は、窒息や誤嚥性肺炎を引き起こす原因となる。嚥下障害による窒息は、食べ物が誤って気道に入って詰まることで呼吸ができなくなることで起こる。嚥下障害による誤嚥性肺炎は、誤って肺に入った飲食物やそれに付着した細菌による炎症によって起こる。高齢者にとってこれらの病気は、死因となり得る。また、嚥下障害は、栄養失調や食の楽しみの喪失にもつながると考えられる [25]。Quality of Life の視点からみても、嚥下障害は重大な問題であると考えられる [20, 21, 22]。

2.4 嚥下能力の計測

嚥下能力を評価し、嚥下障害を診断するために様々な問診や検査が行われている。以下に、本論文中で嚥下機能の指標として用いた検査を挙げ、詳細について述べる。

問診

医者が被験者に対して口腔の状態や嚥下状況を問診した結果である。今回は3つの質問内容とした。これらの質問内容は、一般の嚥下障害の診断にも用いられているものである。質問内容を以下に挙げる。

1. 半年前と比べて、硬いものが食べにくくなったか？

「はい：同じ調理法である」、「はい：軟らかい調理法に変えた」、「はい：食形態をき

「ざみやペーストに変えた」、「いいえ」の4段階尺度にて、回答を頂いた。この設問は、嚥む力に関する問診である。虫歯や歯槽膿漏、義歯などの歯の状態悪化や顎や舌の筋力低下などによる嚥む力の低下は準備期における動作に大きく影響を与える。嚥む力の低下による咀嚼不足は、飲み込みづらさにつながり、窒息につながる可能性もある。この設問により、嚥む力の低下の有無を確認する。

2. お茶や汁物等でむせることがあるか？

「はい：食事のたびに毎回」、「はい：食事のたびではないが1日に1～2回」、「はい：週に1～2回」、「いいえ」の4段階尺度にて、回答を頂いた。この設問は、さらさらとした液体に対する嚥下状況に関する問診である。お茶や汁物等の液体は、咽頭への流入速度が速く、咽頭期における動作の反応が遅い人にとって、誤嚥やむせの原因となる。咽頭期における動作の反応の遅れは、機能的原因がもとであると考えられる。この設問により、液体に対する嚥下状況、さらには機能的原因の有無を確認する。

3. 口の渇きが気になりますか？

「はい：とても気になる：いつも」、「はい：とても気になる：ときどき」、「はい：少し気になる：いつも」、「はい：少し気になる：ときどき」、「いいえ」の5段階尺度にて、回答を頂いた。この設問は、口腔内の状況に関する質問です。唾液の分泌が低下していると、口の渇きを感じる可能性がある。唾液は、食べ物と混ざり、湿った一つの塊とするために必要である。湿った一つの塊とすることで、食べ物を嚥下しやすくする。この設問により、唾液の分泌状況を確認する。

オーラルディアドコキネスシス

オーラルディアドコキネスシス (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する検査である。ODにより、口唇や舌などの動きを評価する。「パ」は、口唇をしっかりと閉じることで発音できる。口唇をしっかりと閉じることは、咀嚼時に重要である。「パ」のOD検査は、口唇をしっかりと閉じる機能を評価する。「タ」は、舌の先が口蓋に触れることで発音できる。「カ」は、舌の奥が軟口蓋に触れることで発音できる。舌の動きは、口腔期の動作において重要である。「タ」および「カ」のOD検査は、舌の動きを評価する。

反復唾液嚥下テスト [28]

反復唾液嚥下テスト (Repetitive Saliva Swallowing Test : 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、その回数を測定する検査である。RSSTにより、誤嚥の有無を簡易的に判断できる。3回以下の場合、嚥下障害の疑いがある。嚥下障害の最も一般

的なスクリーニングテストである。

これらの問診や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。本論文において、上記の問診3つ、OD3種、RSSTの計7種の結果を嚥下機能を表す機能情報のデータとして用いた。

2.5 オーラルフレイル

オーラルフレイルとは、飯島らが提唱した概念である [13, 14]。オーラルフレイルの概念図を図に示す。フレイルとは、衰弱や老衰のことであり、寝たきりや重篤な疾病に繋がしやすい状況のことである。オーラルフレイルとは、フレイルの前段階のことを指す。心身の老化は、口から始まると言われている。口腔機能の衰えである噛む力や飲み込む力の低下は、低栄養や意欲の低下を招き、心身機能の低下に繋がるオーラルフレイルにおける機能低下は、リハビリや訓練 [18] によって回復可能であり、食べこぼしやわずかなむせの段階で気づき、重大な嚥下障害や心身機能の低下に繋がる前に機能回復を図ることが重要であるとされている。オーラルフレイルにおける口腔機能と精神病やQOLなどの他項目との関係性を裏付けする論文 [20, 21, 22] やオーラルフレイルの概念をもとにして今後の嚥下治療における課題を検討する論文 [23, 24, 26] などの多くの関連論文が出ており、現在オーラルフレイルは口腔分野で注目されている。しかしながら、オーラルフレイルには、本人に自覚症状がない場合が多く、早期発見が難しいという問題点が指摘されている [25]。オーラルフレイルのさらに前段階である壮年期の健康な状態から嚥下障害になりやすい人を見つけ、訓練を行うことができれば、より良い嚥下障害や心身機能低下の予防が実現できるのではないかと考えられる。

2.6 本研究の意義

本論文の目的は、嚥下障害予防に向けた側頭部 X 線写真における新たな形状特徴量を発見することである。2.5 節で述べたように、オーラルフレイルはフレイルの前段階であり、オーラルフレイルの状況において、嚥下障害を予防することは重要である。嚥下障害を予防するためには、将来加齢による筋力低下が起こった際の嚥下能力の推定が必要となる。2.4 節で述べた現在行われている検査は、動作によって嚥下能力を評価しているものである。動きによって評価することは、嚥下機能を直接表す指標であるといえる。嚥下動作を実現する開口筋や舌骨上筋群といった筋肉は、リハビリや訓練によって鍛えることが可能である。動きによって評価された嚥下能力は、リハビリによって上昇させることが可能である。一方で、舌骨上筋群は、加齢の影響を受けやすいと言われている [19]。つまり、動きによる評価は、現在の嚥下能力の評価することには適しているが、鍛えることのできない潜在的な嚥下能力のみを評価することには適していないと考えられる。潜

表 2.1: 一般的に用いられる形状特徴と RSST との相関係数

形状特徴	相関係数
上顎突出度	-0.47
A-B 平面角	0.73
ANB	-0.58
下顎枝後縁平面角	-0.47

在的な嚙下能力を評価することができれば、加齢による筋力低下が起こった際の嚙下能力の推定が可能であると考えられる。潜在的な嚙下能力の要因は、嚙下能力との関係性があり、リハビリによる影響を受けにくい器質的要因の中に含まれていると考えられる。本論文では、潜在的な嚙下能力を評価するために、器質的要因と嚙下能力検査との関係性解析を行うことで、潜在的な嚙下能力を表す形状特徴を新たに発見する。

2.7 既存研究

嚙下機能に関する特徴の解析は、既に行われている [29, 30, 31]。しかしながら、これらの研究は、嚙下機能に関する筋力や動きに関する特徴に関するものであり、今回の対象となる器質的要因を解析したものではない。

升井ら [15] は、美容整形や歯科矯正で用いられる側頭部 X 線画像における特徴点を使い、特徴点間の距離の比や角度など 11 項目と OD3 種、RSST の計 4 種の嚙下検査との関係性を相関解析によって求めている。升井らの報告によると、上顎突出度、A-B 平面角、ANB および下顎枝後縁平面角の 4 項目と RSST において有意の相関が見られている。有意な相関が見られた 4 項目を図 2.1 に示す。また、それぞれの相関係数を表 4.2 に示す。このことから、上顎突出度、A-B 平面角、ANB および下顎枝後縁平面角の 4 項目は、器質的要因の中で嚙下能力と関係性が大きい特徴であると言える。しかしながら、升井らの用いた特徴は、歯科矯正や美容整形に使用される側頭部 X 線画像中の特徴であり、嚙下能力との関係性において十分な特徴を網羅したとは言えない。また、OD と有意な相関がある特徴は得られていない。従来用いられていた特徴に囚われず、多くの特徴を網羅した状態で関係性解析を行う必要があると考えられる。

2.8 本研究の発展性

本論文における関係性解析の結果は、2.6 節で述べた将来の嚙下能力の推定による嚙下障害の予防の他に、以下の 2 点への発展が想定できる。

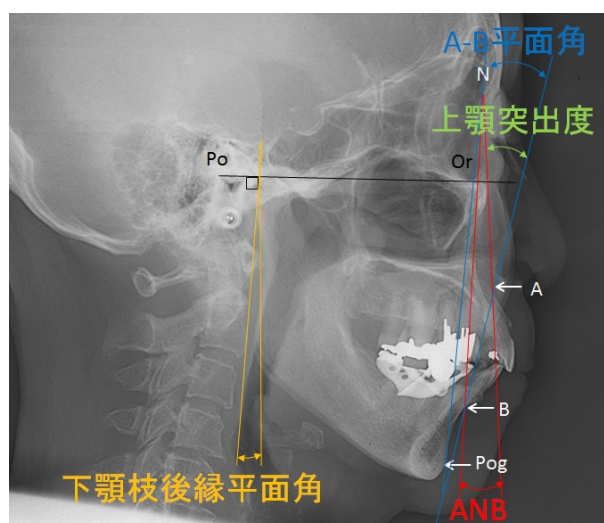


図 2.1: 升井らが得た嚥下能力と関係性の高い特徴

1. 側頭部 X 写真を用いた嚥下能力の推定

求めた関係性を用いることで、側頭部 X 写真から嚥下能力の推定が可能になると考えられる。この推定方法単独では従来の問診や検査と比べ、患者の負担が大きく、最適な方法とは言えない。しかしながら、側頭部 X 写真から嚥下能力の推定は十分に価値があるものと考えられる。側頭部 X 線写真は、嚥下障害の診断だけでなく美容外科や歯科においても撮影される。嚥下障害の診断や治療以外の検査においても容易に嚥下能力が推定できれば、嚥下障害の早期発見につながると考えられる。また、美容外科や歯科において嚥下能力を加味した治療の実現も期待できる。

2. 嚥下機能向上のケアプランニングへのフィードバック

器質的要因と嚥下機能の関係が明らかになれば、介護予防における嚥下機能向上のケアプランニングにフィードバックすることができる。具体的には、器質的要因の計測をもとにより個人にあった効果の高い嚥下機能向上トレーニングを提案できると考えられる。

これらは、器質的要因という複合要素を多角的に分析することによって実現できるものあり、筋力測定や従来嚥下能力測定検査にはない発展性であると考えられる。

器質的要因と嚥下能力との関連性解析は、嚥下障害の予防や早期発見、治療において大変有益であると考えられる。

2.9 おわりに

本章では、まずはじめに本研究で扱う嚥下の仕組みについて説明を行い、顎顔面骨格・舌骨・咽頭の器質的要因と嚥下機能の関連性について述べた。次に、嚥下障害について説明し、嚥下障害の3つの主な原因と嚥下障害がもたらす疾病について述べた。さらに、嚥下能力の測定に用いられる問診や検査について説明した。そして、本研究の目的である嚥下能力と関係性の高い側頭部 X 線写真における新たな形状特徴量の発見の意義について述べた。

嚥下障害は、高齢化社会が進む現代社会において重大な問題である。本論文において目的とする嚥下能力と関係性の高い側頭部 X 線写真における新たな形状特徴量の発見は、嚥下障害の予防や早期発見、治療において有益であると考えられる。

第3章 機能と関係する形状特徴量の発見のためのフレームワーク

3.1 はじめに

本章においては、提案手法である SOM² および CCA-SOM を用いた形状情報と機能情報間の関係性解析手法およびその改良点について述べる。提案フレームワークは、SOM² による形状表現および CCA-SOM による2つの異なるデータ集合間の関係性抽出の組み合わせからなる。本章は、大きく分けて4つの内容によって構成されている。1つ目が、今回提案するフレームワークに関する概要である。2つ目が、提案フレームワークに用いる自己組織化マップに関する説明である。3つ目が、提案フレームワークの具体的な処理と改良点に関する説明である。4つ目が、提案フレームワークの有効性を示すための人工データを用いた予備実験に関する内容である。3.2節においては、提案フレームワークの概要について述べる。3.3節においては、自己組織化マップおよびその応用手法について述べる。3.4節においては、形状表現における具体的な処理とその改良点について述べる。3.5節においては、関係性抽出の具体的な処理について述べる。3.6節においては、提案フレームワークの有効性を検証するための人工データを用いた予備実験について述べる。3.7節は、本章を統括する。

3.2 機能と関係する形状特徴量の発見のためのフレームワーク

第2章で述べた嚙下障害予防に向けた潜在的な嚙下能力を表す新たな側頭部 X 線写真上での特徴の発見には、機能と関係する形状特徴量の発見するフレームワークが必要となる。本研究において提案するフレームワークを図3.1に示す。このフレームワークには、大きな二つの要件がある。一つ目が、多くの特徴を内包する形状表現、二つ目が異なる2データ集合間での関係性解析である。以下にそれぞれの要件について詳細を述べる。

多くの特徴を内包する形状表現

2つの図形があった際に、その2つの図形が似ているかどうかを判断することは、人間には簡単であるが、コンピュータにとって困難である場合がある。コンピュータにおいて図形の分類・識

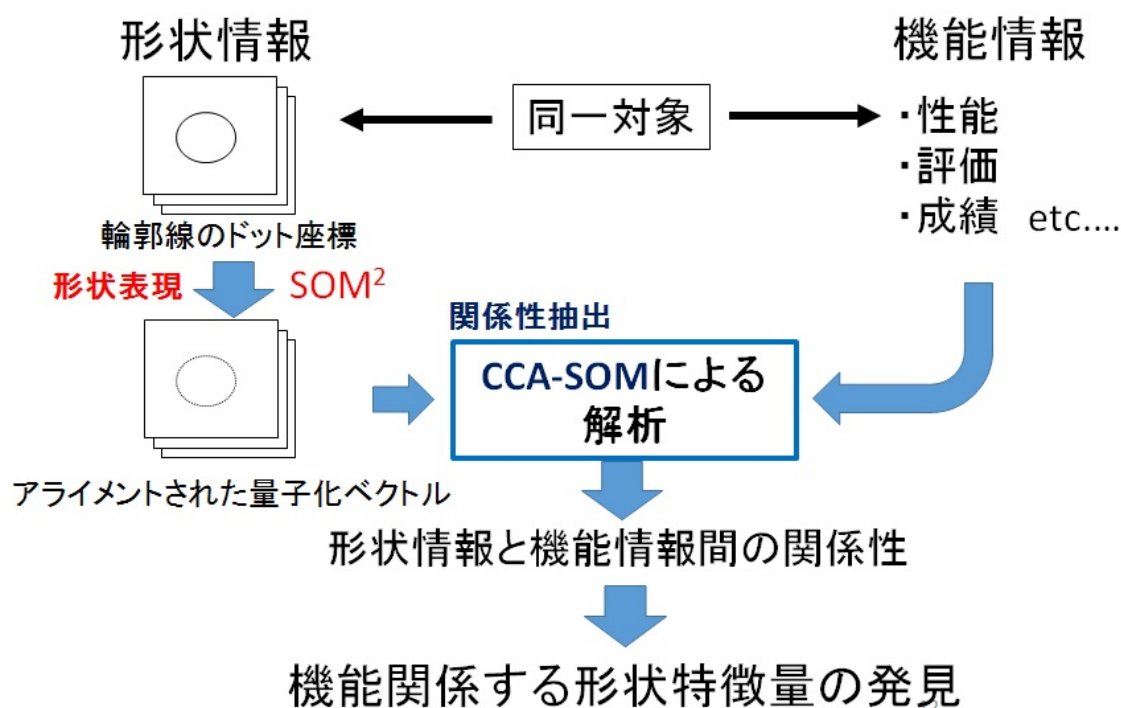


図 3.1: 提案するフレームワークの概要図

別するためには、図形の形状をある一定数の項目のデータという比較できるデータにしなければならない。形状のデータ表現は、特定の物体の検出や認識、追跡、形状による分類や判別などに必要とされ、画像処理の分野で多くの研究がされている。具体的には、人物検出 [42, 34] や表情の識別 [35]、一般画像分類 [36]、培養細胞の自動分類や検出 [37]、魚の自動分類 [38]、手書き文字認識 [39]、医療画像の自動処理 [40]、商標やロゴマークの自動検索 [40]、キノコの自動収穫システム [41] などが挙げられる。多くの場合において、形状のデータ表現には、角度や長さの比、重心、円形度などの形状の一面を切り取って指標化した特徴量が用いられる。しかしながら、特徴量を用いた形状のデータ表現には、明確な分類・識別などの基準と、その基準に合った特徴量の網羅が必要である。本研究のように新たな形状特徴量の発見を目的とする場合には、基準にあった特徴量を網羅することは困難である。2.7節で取り上げた升井らの研究においては、美容整形や歯科矯正で用いられる側頭部 X 線画像における一般的な特徴量に当たりを付け、比較できるデータとしている。しかしながら、美容整形や歯科矯正で用いられる側頭部 X 線画像における一般的な特徴量では、嚙下に関する形状特徴量を網羅したとは言えない。本研究のフレームワークには、多くの特徴を内包し、比較が行える形状表現が必要となる。条件を満たす形状表現のアプローチとして、輪郭線を多様体で表現する手法がある。この手法により、形状そのものを表すことができ、

形状情報を失わずに、図形を比較することのできるデータとすることができる。ただし、この手法においては、図形の位置ずれや回転、図形間のアライメントに注意する必要がある。本研究においては、これらの注意点を考慮し、形状を表現する手法として Affine 変換を導入した SOM² を用いた。

本研究における形状表現と似たアプローチとして、局所特徴量を用いたアプローチが挙げられる。局所特徴量としては、SIFT[43] や Harr-like[44], HOG[42], Local Binary Patterns[35] などがあり、人物検出や追跡などにおいて大きな成果を上げている。畳み込みニューラルネットワーク [45] や Deep Learning[46] における畳み込み処理も局所特徴量の抽出処理と考えることができる。これらの局所特徴量を用いた画像処理においては、画像全体や一部の領域から数多くの局所特徴量を取得している。数多くの局所特徴量それぞれに対して、Boosting やニューラルネットワークを用いて、検出や判別といった目的に合った重みを求めている。提案フレームワークにおいては、発見対象となる形状特徴が下顎骨や咽頭の位置や形状である点、輪郭線として下顎骨や咽頭の抽出が容易である点、人間が認識しやすい形状特徴を発見する必要がある点から上記のような局所特徴量を用いたアプローチを採用しなかった。しかしながら、これらの局所特徴量は、SOM² を用いた形状表現におけるランドマーク点の検出に活用できることが示されている。また、人間による輪郭線の認識や形状特徴に基づいた判断を介さない、コンピュータによる側頭部 X 線写真の自動診断に局所特徴量を活用できると考えられる。提案フレームワークの改善や発展において、局所特徴量の活用は十分に考慮すべき項目である。

異なる 2 データ集合間での関係性解析

機能と関係する形状特徴量の発見には、そのデータ群と形状表現によって得られたデータ群の間で関係性の大きい項目を求める必要がある。1 項目対 1 項目の関係性であれば、相関解析によって求めることができる。2.7 節で取り上げた升井らの研究においては、相関解析を用い、嚙下に関係する形状特徴量を求めている。多項目対多項目の関係性であれば、正準相関分析によって求めることができる [32]。正準相関分析は、それぞれのデータ群により計算される正準変量間の相関が高くなるような重み係数を求める手法である。正準変量はデータにその項目の重み係数を掛け、足し合わせたものであり、線形手法である。本研究においては、異なる 2 データ集合間での関係性解析の手法として、CCA-SOM を用いた。CCA-SOM は正準相関分析を SOM を用いることで非線形に拡張したものである。

3.3 自己組織化マップとその応用手法

提案する手法の基盤技術として、SOM および SOM の応用手法について説明する。本論文で取り上げる応用手法とは、SOM×SOM (SOM²)、Afine 変換を導入した SOM²、Canonical Correlation Analysis SOM(CCA-SOM) である。

3.3.1 自己組織化マップ

自己組織化マップ (Self-Organizing Maps:SOM) は、大脳皮質の視覚野を模擬したニューラルネットワークの一種であり、T.Kohonen により提案された。SOM は、教師なし学習により、データ分布の位相的構造を維持したまま、入力データを低次元の空間に写像することができる。この写像は、入力と出力の次元とデータ数により、様々な機能として解釈することができる。入力より出力の次元が小さいときは、次元削減手法と解釈できる。特に、出力の次元が2次元の場合は、地図のように可視化することができる。データ分布の位相構造を維持したまま次元削減が可能のため、クラスタリング手法として用いられることもある。入力より出力のデータ数が少ないときは、データ分布を少ないデータで表せるので、データの量子化手法と解釈することができる。一方、入力より出力のデータ数が多いときは、データを内挿し、補間する手法と解釈することができる。本論文においては、上記の機能のうち、次元削減と量子化の機能を活かし、問題解決を行う。また、将来の医療応用の視点に立った場合、医師や患者への提示を目的とするデータの可視化という点において、SOM は有用であると言える。

以下に、アルゴリズムを示す。

step1 : 勝者ユニットの決定

$$n_i^* = \arg \min_n \|x_i - u^n(t)\| \quad (3.1)$$

step2 : 参照ベクトルの更新

$$r_i^n = \exp\left(-\frac{d(n, n_i^*)}{2\delta^2}\right) \quad (3.2)$$

$$u^n(t+1) := \frac{\sum_i r_i^n x_i}{\sum_i r_i^n} \quad (3.3)$$

ここで、 n_i^* は i 番目の入力ベクトル x_i に対する勝者ユニットのインデックス、 r_i^n は x_i 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。勝者ユニットとは、入力ベクトルに一番近い参照ベクトルを持つユニットである。

$d(\cdot, \cdot)$ はユニット同士のマップ上での距離を示す。 δ は近傍関数に用いる分散である。以上の 2step

を学習が収束するまで繰り返す。以後の SOM² や Affine 変換を導入した SOM² のアルゴリズム記述の簡素化のために、この 2step を演算子 $SOM[\cdot, \cdot, \cdot]$ を用いて

$$U(t+1) := SOM^D[U(t), X, t] \quad (3.4)$$

と表す。ここで、 D はデータ次元、 U は N 個の参照ベクトルユニットからなる連結ベクトル $U = (u^1, \dots, u^N)$ 、 X は I 個の入力データベクトルが含まれるデータ集合 $X = (x_1, \dots, x_I)$ 、 t は学習ステップ数である。

3.3.2 SOM²

SOM² は SOM を高階化した手法である [6, 20, 8]。SOM² 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。

以下に、アルゴリズムを示す。

step1 : 1st SOM の更新

画像一枚や被験者一人といったデータのまとまり (クラス) ごとに SOM を用いて学習を行う。処理は、通常の SOM と同一であり、以下の式により更新を行う。

$$U_j(t+1) := SOM^D[U_j(t), X_j, t] \quad (3.5)$$

ここで、 j はクラス番号を表す。データの次元 D は、各 1st SOM において統一する必要があるが、入力データの個数は、それぞれの 1st SOM において異なってもよい。

step2 : 2nd SOM の更新

クラスごとの学習結果を入力とし、SOM を用いて学習を行う。以下の式により更新を行う。

$$W(t+1) := SOM^{D \times N}[W(t), \mathcal{Y}(t+1), t] \quad (3.6)$$

ただしここで、

$$W(t+1) \triangleq \bigoplus_{m=1}^M W^m(t+1) \quad (3.7)$$

$$\mathcal{Y}(t+1) \triangleq \{U_1(t+1), \dots, U_J(t+1)\} \quad (3.8)$$

である。具体的な処理は以下ようになる。

$$m_j^* = \arg \min_m \|U_j - W^m(t)\| \quad (3.9)$$

$$r_j^m = \exp\left(-\frac{d(m, m_i^*)}{2\delta^2}\right) \quad (3.10)$$

$$W^m(t+1) := \frac{\sum_j r_j^m U_j}{\sum_j r_j^m} \quad (3.11)$$

step3 : コピーバック

$U_j(t+1)$ に対する勝者 $W^{m_j^*}(t+1)$ を 1st SOM の初期値としてコピーバックする.

$$U_j(t+1) := W^{m_j^*}(t+1) \quad (3.12)$$

以上の 3step を繰り返す.

3.3.3 Affine 変換を導入した SOM²

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 SOM² を実現した [9, 10, 11]. この時の適切な affine 変換とは誤差が最小となるよう) パラメータを推定したものである. この手法により, 位置ずれや回転, スケール変化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.

基本的なアルゴリズムは SOM² と同様である. ただし, 式 (3.9) は, Affine 変換の導入により以下の式に変更される.

$$m_j^* = \arg \min_m \|\tilde{U}_j - W^m(t)\| \quad (3.13)$$

このとき, \tilde{U} は, 以下の式により得られる.

$$P_{U_j, W^m(t)} = \arg \min_P \|P(U_j) - W^m(t)\| \quad (3.14)$$

$$\tilde{U}_j = P_{U_j, W^m(t)}(U_j) \quad (3.15)$$

ここで P は 2 次元 Affine 変換を示し, $P(U)$ は以下の式で表すことができる.

$$P(U) = \begin{pmatrix} a & b & e \\ c & d & f \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_x \\ U_y \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3.16)$$

ここで, $p = (a, b, c, d, e, f)$ は Affine 変換のパラメータである. 式 (3.13) を用いて, $P_{U_j, W^m(t)}$ を求めるために, 誤差が最小となる Affine 変換のパラメータ $p = a, b, c, d, e, f$ を推定する必要がある. 本研究において, その推定手法にはニュートン法を用いた. パラメータの初期値 p_0 は, Affine 変換によって回転やスケール変化等が行われない状況とするため, $p_0 = (a_0, b_0, c_0, d_0, e_0, f_0) = (1, 0, 0, 1, 0, 0)$

とした。また、本研究における Affine 変換は、位置移動や回転、スケール変化を想定し、縦横比の変更やせん断は考えない。そのため、式 (3.17) を

$$P(U) = \begin{pmatrix} a & b & c \\ -b & a & d \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_x \\ U_y \\ 0 \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

以下のように変更し、パラメータ $p = (a, b, c, d)$ を推定した。

さらに、コピーバックを行う式 (3.12) は以下のように変更される。

$$U_j(t+1) := P_{U_j, W_j^{m_j^*}}^{-1}(W_j^{m_j^*}(t+1)). \quad (3.18)$$

ここで、 P^{-1} は affine 変換 P の逆変換を表す。

3.3.4 CCA-SOM

Canonical Correlation Analysis SOM (CCA-SOM) は2つの潜在空間が一致した潜在空間 \mathbf{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 \mathbf{X} と \mathbf{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 \mathbf{X} に対する Metric 行列 \mathbf{A} および \mathbf{Y} に対する Metric 行列 \mathbf{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

$$F = \frac{1}{N} \sum_n \|\mathbf{A}u_{k_n^*} - \mathbf{A}x_n\| + \frac{1}{N} \sum_n \|\mathbf{B}v_{k_n^*} - \mathbf{B}y_n\|, \quad (3.19)$$

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

が最小となる Metric 行列 \mathbf{A} および \mathbf{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 \mathbf{A} を固定して、評価関数 F が最小になるように行列 \mathbf{B} を推定し、次に行列 \mathbf{B} を固定して、評価関数 F が最小になるように行列 \mathbf{A} を推定する。 \mathbf{A} および \mathbf{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。

(Step1) 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 \mathbf{z} を推定する。

(Step2) Step1 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。

(Step3) 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 \mathbf{z} を推定する。

(Step4) Step3 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, Step2 または Step4 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。

Step1 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

$$z_n^* = \zeta_{k_n^*} = \arg \min_k \|\mathbf{A}u_k - \mathbf{A}x_n\| \quad (3.20)$$

事後分布の推定

$$r_{nk} = C \exp\left(-\frac{d(z_n^*, \zeta_k)}{2\delta^2}\right) \quad (3.21)$$

$$\delta = \delta_{min} + (\delta_{max} - \delta_{min}) \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \quad (3.22)$$

参照ベクトルの更新

$$u_k = \frac{\sum_n r_{nk} x_n}{\sum_n r_{nk}} \quad (3.23)$$

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。 δ 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 δ_{max} から最終値 δ_{min} に時定数 τ に従い変化する。以上を学習が収束するまで繰り返す。

Step2 Step1 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, Step2 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

$$F_b = \frac{1}{N} \sum_n \|\mathbf{B}v_{k_n^*} - \mathbf{B}y_n\|, \text{ s.t. } |\det \mathbf{B}| = \text{const} \quad (3.24)$$

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

$$\mathbf{S}_b = \frac{1}{N} \sum_n e_{bn} e_{bn}^T \quad (3.25)$$

$$e_{bn} = y_n - v_{k_n^*} \quad (3.26)$$

とすることで, (3.24) 式を

$$F_b = \frac{1}{2} \text{Tr}[\mathbf{B}\mathbf{S}_b\mathbf{B}^T], \text{ s.t. } |\det \mathbf{B}| = \text{const} \quad (3.27)$$

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

$$\mathbf{B} = \mathbf{S}_b^{-\frac{1}{2}} \quad (3.28)$$

と求めることができる.

Step3 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. Step1 と同様の手順である.

勝者ユニットの決定

$$z_n^* = \zeta_{l_n^*} = \arg \min_l \|\mathbf{B}u_l - \mathbf{B}x_n\| \quad (3.29)$$

事後分布の推定

$$r_{nl} = C \exp\left(-\frac{d(z_n^*, \zeta_l)}{2\delta^2}\right) \quad (3.30)$$

$$\delta = \delta_{\min} + (\delta_{\max} - \delta_{\min}) \exp\left(-\frac{t}{\tau}\right) \quad (3.31)$$

参照ベクトルの更新

$$v_l = \frac{\sum_n r_{nl} x_n}{\sum_n r_{nl}}. \quad (3.32)$$

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.

Step4 Step3 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, Step4 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

$$F_a = \frac{1}{N} \sum_n \|\mathbf{A}u_{l_n^*} - \mathbf{A}x_n\|, \text{ s.t. } |\det \mathbf{A}| = \text{const} \quad (3.33)$$

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}_b を

$$\mathbf{S}_a = \frac{1}{N} \sum_n e_{an} e_{an}^T \quad (3.34)$$

$$e_{an} = x_n - u_{l_n^*} \quad (3.35)$$

とする。Step2 と同様の処理を行うことで Metric 行列 \mathbf{A} は

$$\mathbf{A} = \mathbf{S}_a^{-\frac{1}{2}} \quad (3.36)$$

と求めることができる。

3.4 SOM² を用いた形状表現手法

SOM² 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。

図 3.2 が形状表現のイメージ図である。まず、画像から対象とする形状の輪郭線を抽出する。この輪郭線のドット座標すべてを一個体の入力とする。SOM² を用いることで、一個体の入力をアライメントのとれた一定個数の点集合として表すことができる。この際、個体ごとの形状の関係性を表すマップを得ることができるが、本フレームワークにおいてはそのデータは使用しない。

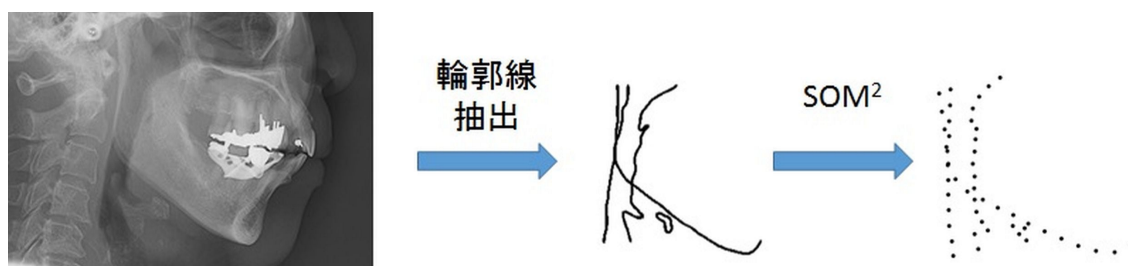


図 3.2: 形状表現のイメージ図

3.4.1 輪郭線の部位ごとの分割によるトポロジーの簡素化

大谷らの研究では、TFSOM×SOM を用いれば、トポロジーによらない形状表現が実現できている [4, 5]。しかしながら、本研究において、TFSOM×SOM のみでは、形状表現に必要な対応のとれた量子化を実現できない。その実例を図 3.3 に示す。図 3.3 は、A C の 3 人の被験者の側頭部 X 線写真に対して、TFSOM×SOM を用いて形状表現を行った結果である。

丸で囲まれた舌骨の部分に注目すると、被験者 A は 9 点（ユニット）、被験者 B は 7 点（ユニット）、被験者 C は 5 点（ユニット）で舌骨の形状を表現している。これは、被験者 A の舌骨にあるユニットの一部が、他の被験者では舌骨以外の部位にあることを示している。対応のとれた量

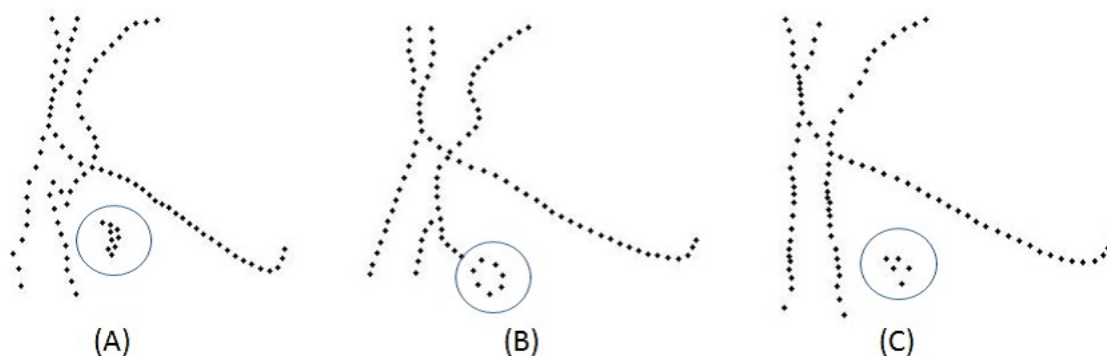


図 3.3: TFSOM×SOM による側頭部 X 線写真の形状表現

子化が実現できているとは言えない。これは、側頭部 X 線写真の線図のトポロジーが複雑であること、他の部位が隣接していること、部位の大きさの個人差が大きいことなどが原因ではないかと考えられる。この TFSOM×SOM でも対応できない問題に対して、入力を部位ごとに分けることで対処を行った。図 3.4 のように側頭部 X 線写真の線図を 4 つの部位に分ける。それぞれの部位の線図を形状表現することにより、部位ごとのユニット数に差が出るのがなくなり、対応が取れやすくなると考えられる。

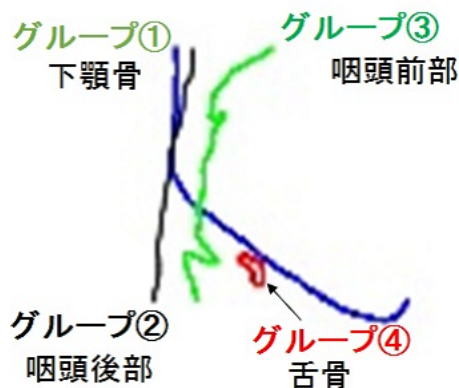


図 3.4: 形状入力の部位ごとの分割

4 つの部位に分けて、形状表現を行った結果を図 3.5 に示す。被験者 A~C 全員において、舌骨は 8 点（ユニット）で形状表現できている。また、部位ごとに分けることで、下顎骨・咽頭後部・咽頭前部は線のトポロジー、舌骨は円のトポロジーという単純な同一のトポロジーで表現できるようになる。単純な同一のトポロジーで表現できるということは、TFSOM を用いる必要がなく、SOM² を用いることで形状表現が可能である。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 の入力データのの一つとする。

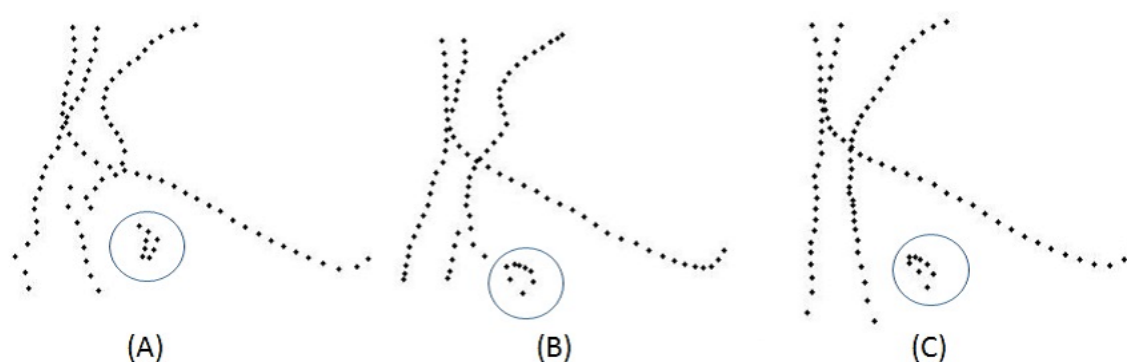


図 3.5: 分割入力における側頭部 X 線写真の形状表現

3.4.2 Affine 変換による回転・スケール変化・位置ずれの補正

側頭部 X 線写真の撮影時、イヤー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、多くの側頭部 X 線写真を使用した分析・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 SOM² 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。ここで、Affine SOM² を用いることで、撮影時のぶれや体格による個人差は緩和できる。しかしながら、顎の大きさや咽頭の幅など嚙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、嚙下能力と関係の低い要素のみ補正を実現した。

3.5 SOM² および CCA-SOM を組み合わせた形状情報と機能情報間の関係性解析手法

本フレームワークにおいては、形状情報として SOM² によって得られたアライメントの取れた点集合の座標を、機能情報として同一対象から得られた性質や評価等のデータを CCA-SOM の入力とする。CCA-SOM により形状情報から作成されるマップと機能情報から作成されるマップにおけるデータ配置を一致させる。その際、要素ごとの重みを表す Metric 行列を求めることができる。Metric 行列の各要素の大きさは、データ配置を一致させるための重視度合を表していると考えられる。そこで、この Metric 行列から 2 データ間において関係性の大きい要素を抽出することができる。

3.6 人工データを用いた形状情報と機能情報間の関係性解析手法の検証

本章においては、提案手法の有効性を示すために、人工データを用いて実験について述べる。X線画像の代わりに、単純な図形のドット座標データを用いた。検査結果や診断結果の代わりに、頂点の数や重心座標などの図形の性質データを用いた。本データにおいて、関係性の有無は要素ごとに事前に判断できる。提案手法を用いることで、図形の形状情報と性質情報間で関係性のある要素を自動で抽出できることを示す。5.2節では、実験に用いた人工データの詳細およびその要素間の関連性について述べる。5.3節では、実験環境および実験条件について述べる。5.4節では、人工データを用いた実験の結果を示す。5.5節では、実験結果について考察を行う。5.6節では、本章を統括する。

3.6.1 実験に使用した人工データについて

形状情報として用いた人工データ

人工データとして、図3.6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。位置移動、回転、縮小を行った図形を用意することで、Affine変換による位置ずれ・回転・スケール変化に対する補正が十分に働いているかという点についても検証を行う。形状データとしては、各図形のすべてのドット座標を入力データ群とする。

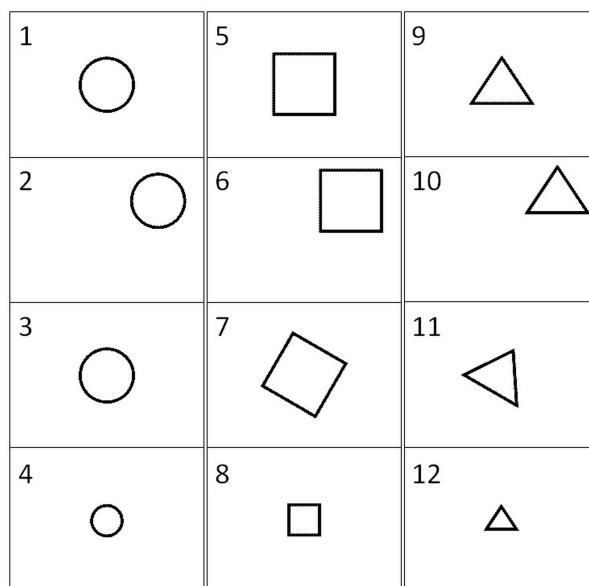


図 3.6: シミュレーションに用いた図形データ

表 3.1: 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 4.11 と対応）

図形番号	ドット数	頂点数	重心 x 座標	乱数
1	772	0	120.53	0.37
2	761	0	184.14	0.08
3	772	0	120.53	1.00
4	435	0	120.66	0.59
5	1132	4	121.88	0.40
6	1135	4	179.87	0.10
7	1140	4	120.42	0.77
8	566	4	120.50	0.14
9	759	3	120.94	0.38
10	813	3	189.61	0.32
11	803	3	115.49	0.76
12	402	3	120.08	0.93

機能情報として用いた人工データ

性質情報として、12個の図形それぞれに対してドット数、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、主に図形的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×12個のデータを性質情報のデータ群とした。乱数は0から1までの範囲を取り得る一様乱数から生成した。実際に用いたデータを表に示す。

このデータ群を各項目ごとに平均0、分散1の正規化を行い、性質情報の入力データとした。

人工データ間の関係性について

本人工データにおける形状情報と性質情報間の関係性は、以下の通りである。頂点数は、形状情報と関係性のある項目である。ドット数と重心 X 座標は、元の図形においては関係性があったが、Affine 変換により関係性を排除した項目である。乱数は、関係性のない項目である。提案手法による関係性解析が有効に働いていれば、「頂点数が形状情報と関係性のある項目である」という結果が得られるはずである。

表 3.2: SOM² および CCA-SOM のパラメータ

	1st SOM	2nd SOM	CCA-SOM
ユニット数	100	5×5	1×5
最大近傍半径 σ max	100	5	5
最大近傍半径 σ min	0.1	0.75	0.1
時定数 τ	50	20	20
学習回数	200	200	100

3.6.2 実験条件

データ処理の手順やデータの受け渡し，正規化処理等に関しては，前節の記述の通りである．SOM² および CCA-SOM のパラメータを表 3.2 に示す．

3.6.3 実験結果と考察

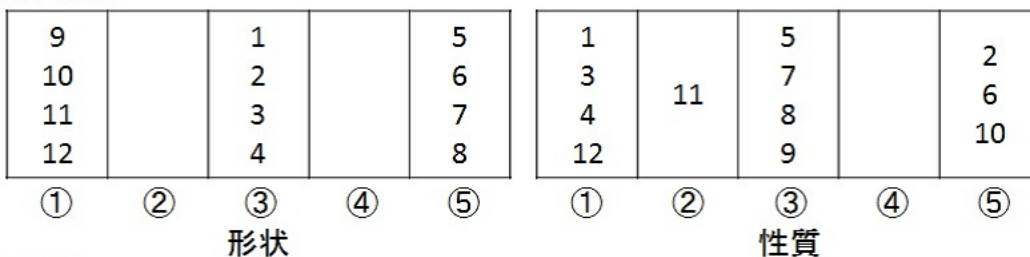
図 3.7 に形状情報と性質情報に通常の SOM と CCA-SOM を適用した場合のデータ配置を示す．通常の SOM において一致していなかったデータ配置が CCA-SOM を用いることで一致していることがわかる．形状情報のデータ配置は，通常の SOM においては三角形-丸-四角形という配置だったものが，性質情報の頂点数の影響を受け，CCA-SOM において丸-三角形-四角形という配置となったと考えられる．図 3.8, 3.9 は通常の SOM および CCA-SOM から得られたマップから形状を復元したものである．どちらの形状も滑らかに推移しており，無理のない形で配置されていることがわかる．配置の入れ替えは起こっているが，どちらの配置も形状情報をもとにした配置になっているといえる．

図 3.10 に学習後の Metric 行列から求められた関係性の高い図形上の点と項目を示す．関係性の高い点は三角形や四角形の頂点付近にあることがわかる．関係性の高い項目は頂点数となっている．合理的な関係性を抽出できたといえる．

3.7 おわりに

本章では，形状情報と性質情報間の関係性解析を行う手法を提案した．提案手法は，SOM の発展手法である SOM² および CCA-SOM を用いたものである．SOM² により，形状情報である線図を量子化し，対応のある一定個数のデータとすることができる．CCA-SOM により形状情報から作成されるマップと性質情報から作成されるマップにおけるデータ配置を一致させる．その際，要素ごとの重みを表す Metric 行列を求めることができる．この Metric 行列から 2 データ間において

通常のSOM



CCA-SOM

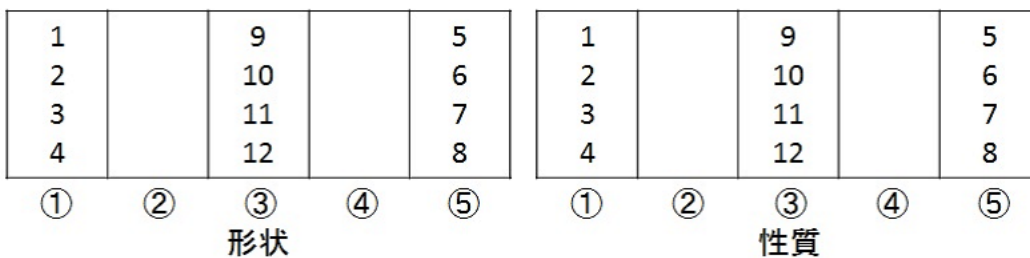


図 3.7: SOM および CCA-SOM によるデータ配置

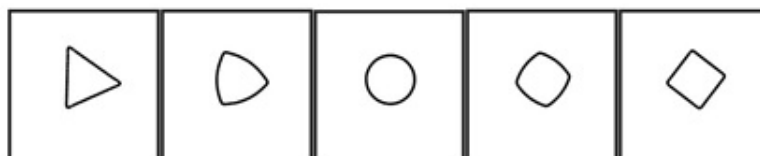


図 3.8: SOM による形状配置

関係性の大きい要素を抽出することができる。単純に SOM² と CCA-SOM を組み合わせるだけでなく、嚙下能力や側頭部 X 線画像という対象に合わせて、改良を行った。改良点は、トポロジーの簡素化および一部の部位を基準とした Affine 変換である。改良による具体的な効果に関しては、5 章および 6 章の実験において、結果とともに示す。

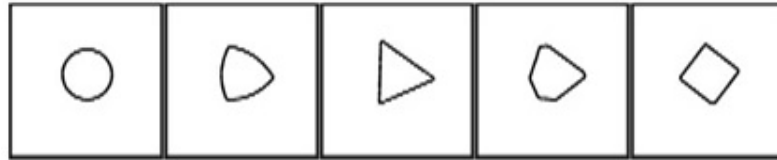


図 3.9: CCA-SOM による形状配置

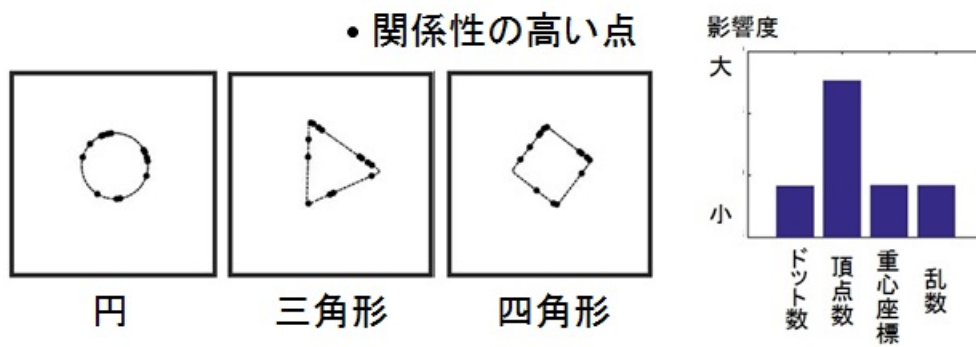


図 3.10: CCA-SOM によって得られた関係性

第4章 嚥下機能と関係のある形状特徴量の発見

4.1 はじめに

本章では、嚥下に関する実データに対して、提案フレームワークを適用する。4.2節においては、本実験にご協力いただいた被験者について詳細を述べ、データの前処理として側頭部 X 線写真から線図の抽出具体的な処理手順を述べる。4.3節においては、SOM²による実データの形状表現結果を示す。4.4節においては、従来手法として実データの関係性抽出をCCAを用いて行った結果を示す。4.5節においては、提案フレームワークによる実データの関係性解析結果を示し、CCA-SOMによるマップ一致の成否、得られる関係性およびその妥当性について議論を行う。4.6節は、4.5節で得られた関係性をもとにして、嚥下障害予防への使用を目的とした形状特徴量の選定を行う。4.6節においては、特徴量選定に必要な要件の列挙および選定した特徴量の検証も行う。4.7節において、本章を統括する。

4.2 被験者と使用データ

4.2.1 被験者について

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。

4.2.2 データの前処理

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[4, 5]。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、SOM²による形状表現が可能である。1被験者につきそれぞれの部位のドット座標のデータ集合を用意する。

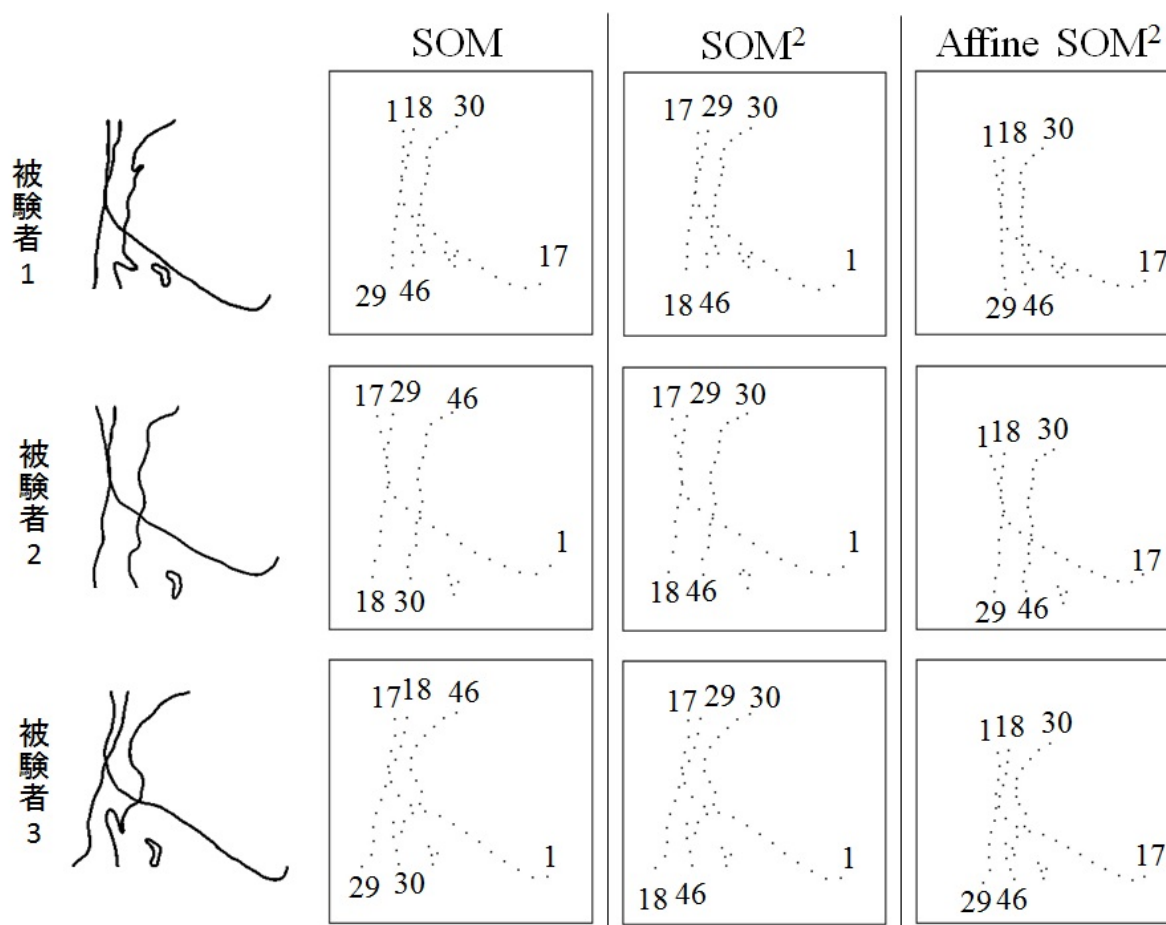


図 4.1: SOM, SOM² および Affine SOM² による形状表現の比較

4.3 SOM² による側頭部 X 線写真データの形状表現

図 4.1 はセファロデータを SOM, SOM² および本論文の提案手法である affine 変換を導入した SOM²(Affine SOM²) 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, SOM², Affine SOM² 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。SOM² および Affine SOM² 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 SOM² 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 SOM² 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言える。

4.4 CCA による側頭部 X 線写真と嚥下能力との関係性抽出

提案手法を用いる前に一般的に用いられる正準相関分析を用いて関係性解析を行った。CCA の入力、CCA-SOM の入力と同様で、SOM² によりアライメントおよび形状表現された量子化ベクトルと検査データ群である検査データ群である。CCA により関係性を抽出したところ、得られる 7 種の正準変数すべてにおいて、正準相関係数が 1 となった。これは、オーバーフィッティングを起こしていると考えられる。形状表現データの次元数 (100 次元) と比べ、データ数 (17 個) が少なすぎるため、オーバーフィッティングが起こったと考えられる。そこで、オーバーフィッティングを回避するために、主成分分析によって形状表現データの次元数を 7 次元まで削減した。

まずは、下顎骨を基準とした形状表現データを用いた場合の結果について示す。PCA を行った形状表現データと検査データ群の結果を図 4.2 および図 4.3 に示す。結果より、形状表現データの第 4 主成分と検査データの OD のパおよびカ、問診 1 の重みが大きくなっていることがわかる。ここで、第 2 主成分の係数を図 4.4 に示す。第 2 主成分において、下顎骨下縁の上下位置および下顎骨先端の上下位置が重視されていることがわかる。

次に、咽頭後部を基準とした形状表現データを用いた場合の結果について示す。PCA を行った形状表現データと検査データ群の結果を図 4.5 および図 4.6 に示す。結果より、形状表現データの第 2 主成分と検査データの OD のパおよびタの重みが大きくなっていることがわかる。ここで、第 2 主成分の係数を図 4.7 に示す。第 2 主成分において、舌骨の上下位置および咽頭後部の前後位置が重視されていることがわかる。

4.5 CCA-SOM による側頭部 X 線写真と嚥下能力との関係性抽出

まず、下顎骨を基準とし、形状表現を行った形状データを使用した結果について述べる。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 を用いた場合の結果を図 4.8 の上部に示す。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表示したものを図 4.8 の下部に示す。図 4.8 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 つのマップ上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。

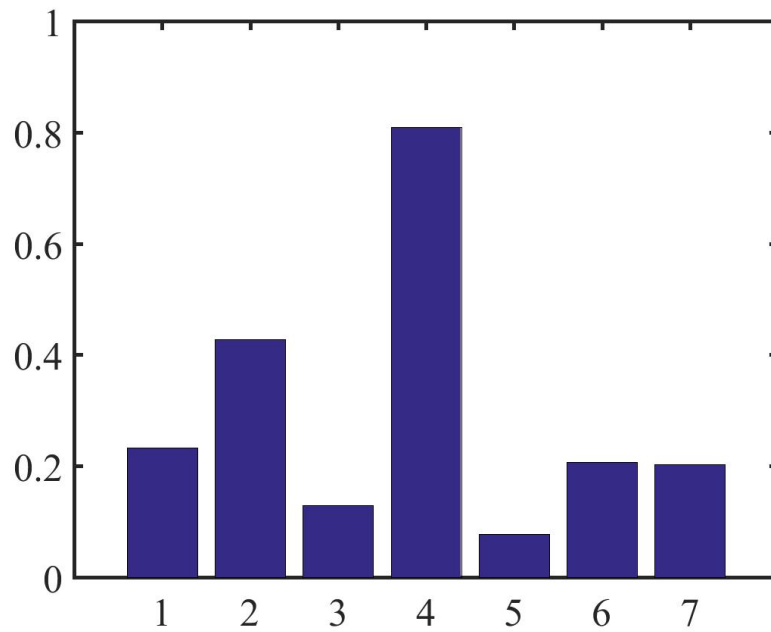


図 4.2: 形状表現データの重み係数 (下顎骨基準)

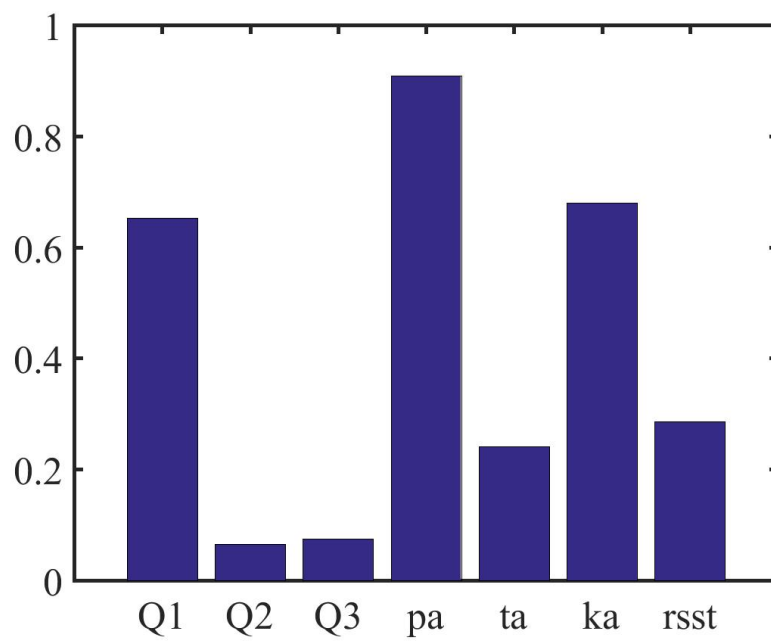


図 4.3: 検査データの重み係数 (下顎骨基準)

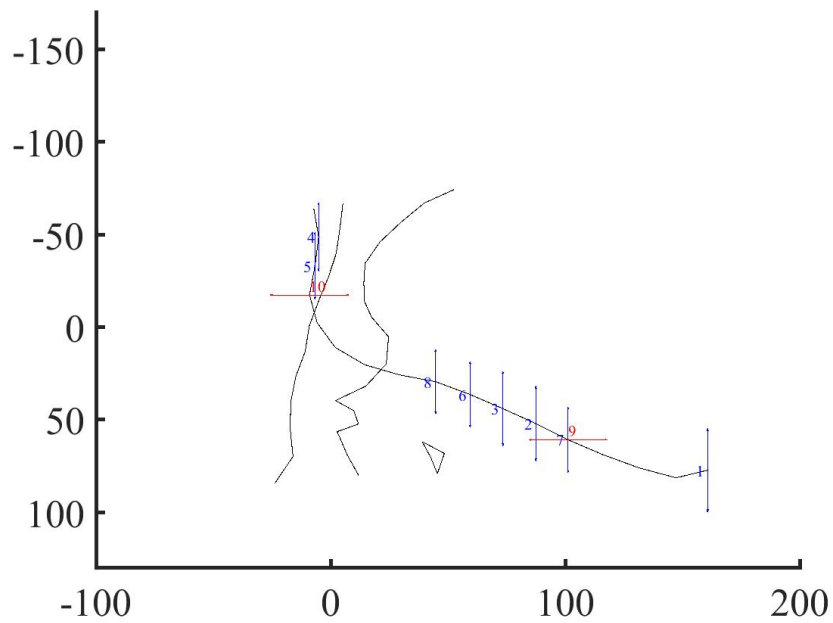


図 4.4: 第 4 主成分の主要係数（下顎骨基準）

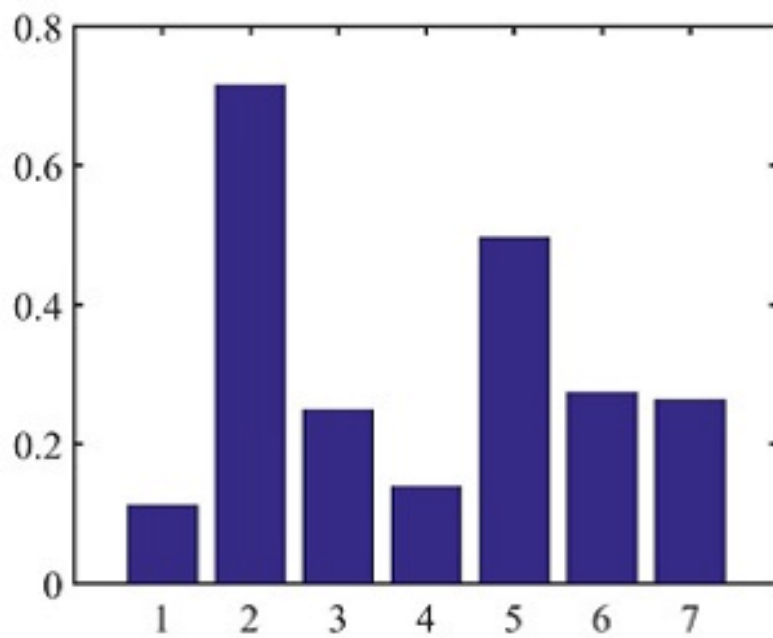


図 4.5: 形状表現データの重み係数（咽頭後部基準）

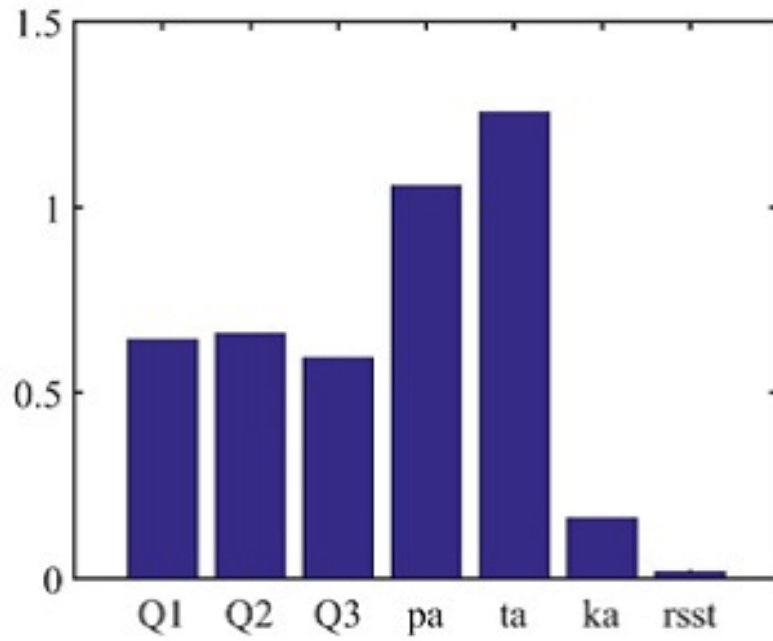


図 4.6: 検査データの重み係数（咽頭後部基準）

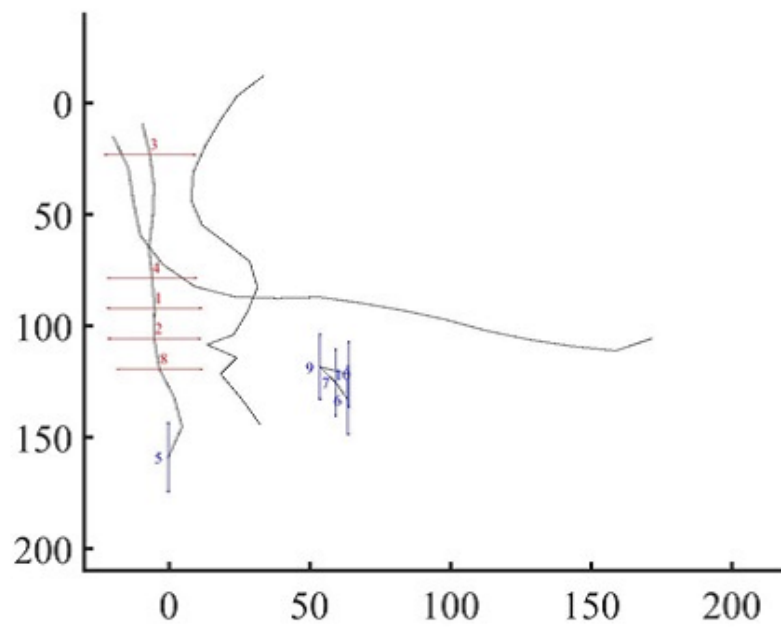


図 4.7: 第2主成分の主要係数（咽頭後部基準）

通常 SOM

3		1		6	3		8	4	1
7		2		8	6	2	5	5	10
13	5	9	4	11	7	14	12	9	11
14		10	15	12	17		16	15	13
16		17							
①	②	③	④	⑤	①	②	③	④	⑤
形状					性質				

CCA-SOM

3				1 11	3			1	2 11
6				2 13	6			4	5 14
7		9		4 14	7	8	9	13	10 15
8		12		5 15	17		12	16	
17				10 16					
①	②	③	④	⑤	①	②	③	④	⑤
形状					性質				

図 4.8: SOM および CCA-SOM によるデータ配置

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 4.9 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 OD3 種および RSST の要素マップが滑らかに変化している。また、嚙下機能を評価する値としてみた場合、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、嚙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嚙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、嚙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、嚙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、嚙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 4.10 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 4.10 より、「パ」をはじめとする OD3 種の影響度

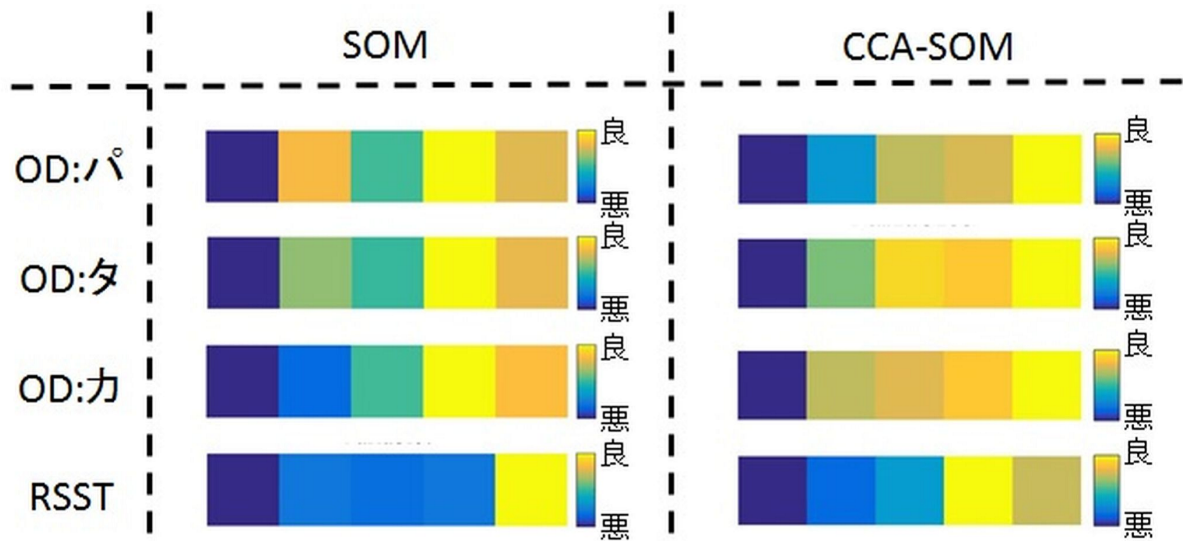


図 4.9: 検査データの要素マップ

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 4.11 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。これにより、マップ上の配置により形状がどのように変化しているかを視覚的に見ることができる。

図 4.12 は、形状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 4.12 より、下顎下端の上下方向、咽頭後部の前後方向、咽頭前部の前後方向の影響が大きいことがわかる。図 4.11 において、舌骨の位置が大きく変化しているが、この変化の影響を大きく受けてマップ上の配置が決定されたわけではないということがわかる。

今回は、形状マップにより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 4.13 に示す。今回用いた形状特徴量は、図 4.12 に示した関連性の高い点をもとに決定した。

まず、一つ目の形状特徴量は下顎骨下部の縦方向の位置である。比較結果を表 4.1 に示す。表 4.1 より下顎骨下部の縦方向の位置は左の形状ほど下部に位置し、右の形状ほど上部に位置することがわかる。復元された形状において下顎骨下部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下顎骨下部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、下顎骨下部の位置が下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。下顎骨は

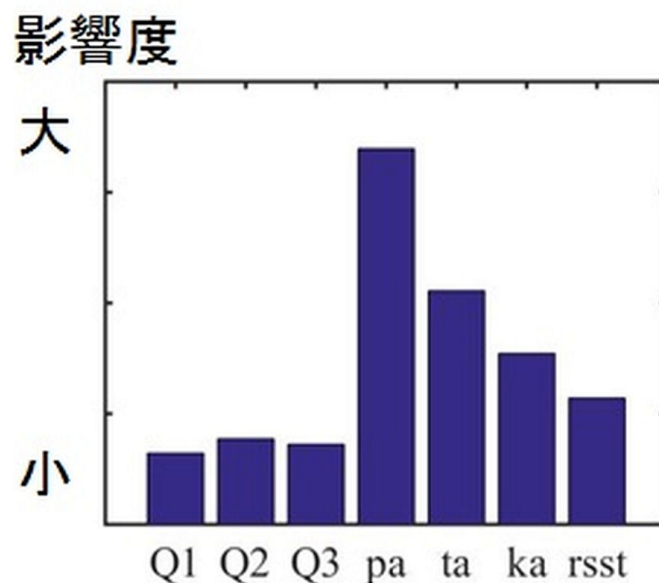


図 4.10: 検査データ各項目のマップに与える影響 (下顎骨基準)

口を閉じるときに重要となる。下顎骨が上部に位置しているということは、口唇がしっかりと閉じられているということであると考えられる。2.4 節でも述べたように、口唇がしっかりと閉じる機能は、「パ」の OD 検査によって、評価される。本研究において、「パ」の OD 検査は形状情報と関連性の高い要素であるという結果を得ている。このことから、下顎骨の位置および「パ」の OD 検査は共に口唇がしっかりと閉じる機能を評価しているため、関連性の高い特徴として、抽出されたのではないかと考えられる。口唇がしっかりと閉じる機能は、開口力と関連している。開口力は、嚥下障害の検査として現在注目されている項目である [16]。

二つ目の形状特徴量は咽頭部の幅である。表 4.1 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 [12]。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。

同様に、咽頭後部を基準とし、形状表現を行った形状データを使用した結果について述べる。SOM を用いた場合と CCA-SOM を用いた結果の比較に関しては、下顎骨を基準とした場合と同



図 4.11: CCA-SOM により得られた形状マップ（下顎骨基準）

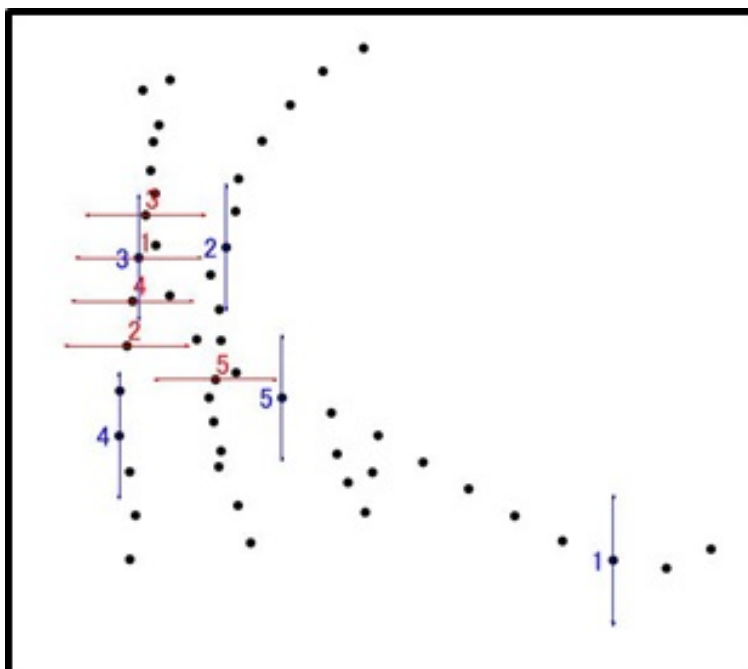


図 4.12: CCA-SOM により得られた関係の大きい点（下顎骨基準）

表 4.1: 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 4.11 と対応）

ユニット番号	1	2	3	4	5
下顎骨の縦位置 [pixel]	76.1	76.0	75.8	75.2	75.1
咽頭部の幅 [pixel]	28.8	27.6	24.7	23.6	23.4

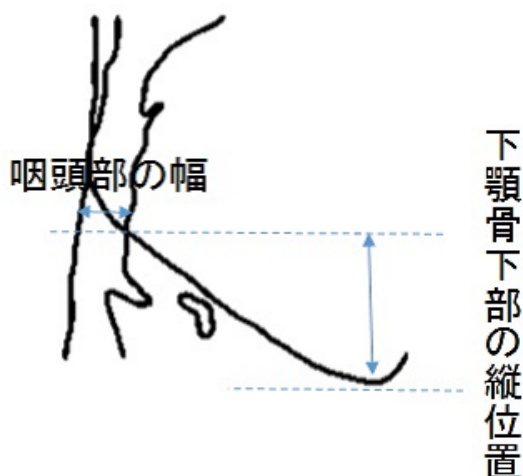


図 4.13: 考察に用いた形状特徴量

様の結果が得られたため省略する。図 4.14 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 4.14 より「パ」をはじめとする OD3 種の影響度が高く、次いで問診 2 の影響度が高いことがわかる。この結果は、下顎骨を基準にした形状データの場合と類似している。今回の解析においては、「パ」の OD が形状データと関連が大きい検査であったといえる。

図 4.15 は、形状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 4.15 より、咽頭後部の前後位置、咽頭前部の前後位置、舌骨の上下位置の影響が大きいことがわかる。下顎骨基準と咽頭後部基準の結果を比較すると、下顎骨基準の場合は下顎骨下端の上下位置が、咽頭後部基準の場合は舌骨の上下位置がそれぞれ重視すべき点として抽出された。基準部位により、異なる結果を得られており、基準部位の選定が重要であることを示唆している。

舌骨の上下位置は、舌骨上筋群によって支えられており、舌骨上筋群の衰えが、舌骨の上下位置に影響を与えられられる。老化により、舌骨の位置が降下することも報告されている [31]。舌骨上筋群は、嚥下において重要な役割を果たす。舌骨の上下位置が嚥下機能を表していることは十分に考えられる。また、舌骨の位置が下方にあるということは、嚥下における挙上により大きな動きを必要とする状態を示している。必要となった大きな動きを満たせないことが、嚥下障害につながると考えられる。

今回の解析によって、嚥下機能と関係性の大きい器質的要因として、咽頭後部の前後位置、咽頭前部の前後位置、下顎骨下部の上下位置、舌骨の上下位置が得られた。これらは、口腔外科の視点から見て説明可能なものであった。

また、今回の解析によって得られた関係性の大きい器質的要因は、2.7 節で挙げた升井らの研究結果 [15] で得られた相関の高い項目とは異なる。この原因はいくつか考えられる。まず、本研究

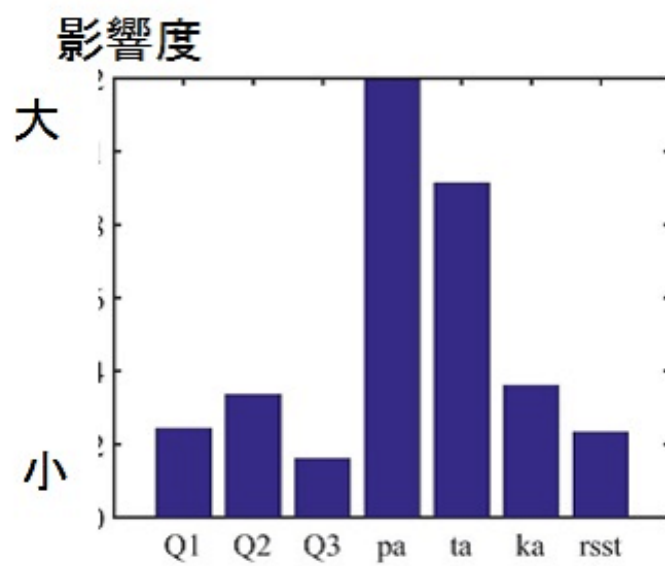


図 4.14: 検査データ各項目のマップに与える影響 (咽頭後部基準)

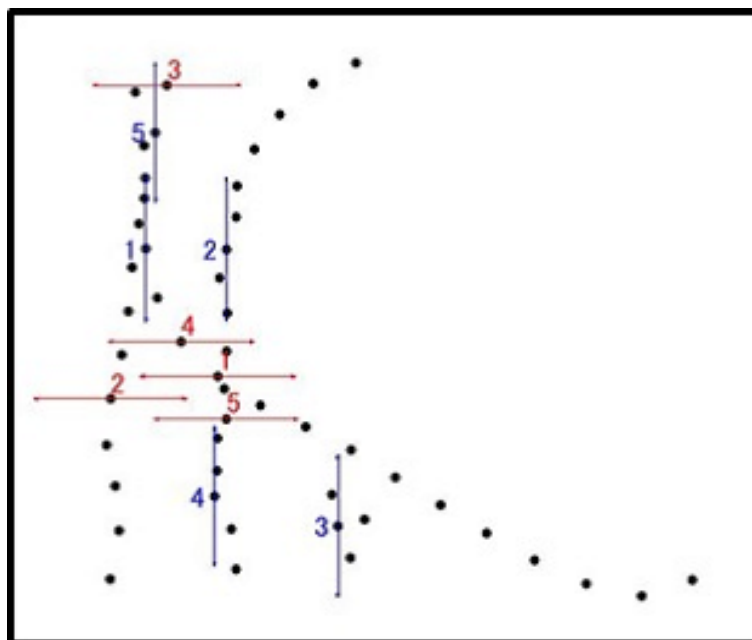


図 4.15: CCA-SOM により得られた関係の大きい点 (咽頭後部基準)

では、下顎および咽頭、舌骨を抽出した線図を用いた。そのため、升井らの研究で挙げられた上顎突出度、A-B 平面角、ANB といった特徴のデータは今回のデータには含まれていないと考えられる。この点に関しては、上顎の形状も含めて解析する必要があると考えられる。下顎枝後縁平面角に関しては、本実験で用いた形状にもある程度情報が含まれると考えられる。下顎枝後縁平面角は、下顎枝後縁平面とフランクフルト平面と直交する線のなす角度である。下顎枝後縁平面は、下顎骨後部の下顎枝後縁の接線である。下顎枝後縁の位置情報は形状データに含まれている。一方で、フランクフルト平面は、オルビターレとポリオンとを結んだ直線である。フランクフルト平面に関する位置の情報は、位置合わせや角度合わせを行った際に失われたと考えられる。フランクフルト平面に関する情報が今回用いた形状情報に含まれていないことで、下顎枝後縁平面角が関係性の大きい器質的要因として抽出されなかったと考えられる。本実験によって得られた器質的要因と関係性の大きい検査はオーラルディアドコキネシスの「パ」の発音であり、升井らの研究で各種特徴量と相関が高いものであった RSST とは異なっている点も興味深い。新たな関係性を抽出できたことは、有意義ではあるが、従来研究と類似した結果を出すことによる手法の裏付けも必要である。位置合わせや角度合わせ、使用する形状の部位の検討など多くの課題が残されていると考えられる。升井らは、相関解析の他に重回帰分析も行っている。重回帰分析の結果より、下顎前歯部が下方にある方が RSST が大きいという結果を得ている。この点に関しては、下顎骨下部の位置が下部にあるほど嚙下機能が低いという今回の結果と一致していると考えられる。

ここで、CCA-SOM を用いた利点の一つである非線形解析が、本実験において行われていたかについて考察する。図 4.16 は、本実験によって得られた関係性が大きい要素である下顎骨下部の上下位置の値とオーラルディアドコキネシスの「パ」の値との関係性をグラフとして表したものである。図 4.16 より、2 要素間の関係性は非線形であることがわかる。本フレームワークによって非線形の関係性を抽出できたといえる。また、嚙下機能と器質的要因の間には非線形の関係性があることもわかる。

4.6 得られた関係性に基づく新たな形状特徴量の発見

本節では、4.5 節で求めた関係性および関係性の高い項目に基づいた新たな形状特徴量を発見する。4.5 節で得られたマップは、SOM² を用いたアライメントされた量子化および CCA-SOM マップ上での勝者ユニットを求めることで、新しい被験者のデータにおいても嚙下能力の評価が可能である。この方法は、形状データにおける多くの要素をもとに判断されているため、複合的な識別が可能である。しかしながら、実際の医療現場での使用を想定した場合、専用のアプリケーションを作成する必要がある。4.5 節で得られた結果を側頭部 X 線写真上で容易に求めることができる特徴量という形に落とし込むことで、すぐに活用可能な知識を獲得できる。以下において、新

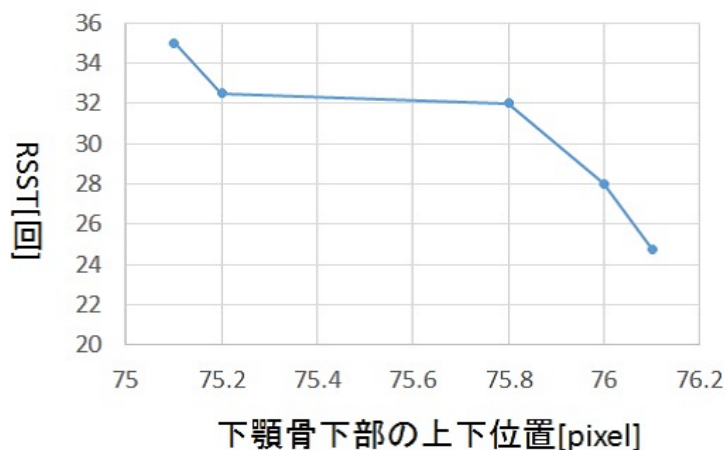


図 4.16: 下顎骨下部の上下位置とオーラルディアドコキネシスの「パ」の関係性

たな形状特徴量が満たすべき要件，新たな形状特徴量およびその検証についてそれぞれ詳細を述べる。

4.6.1 新たな形状特徴量における要件

新たな形状特徴量は，以下の要件を満たすものとした。

1. 嚙下能力と関係性の大きい点を用いる。

4.5 節において行った関係性解析結果をもとに嚙下能力と関係性の高い点を用いて，形状特徴量を設定した。この際，基準点や基準部位についても十分留意した。

2. 原点および軸は，通常の側頭部 X 線写真の解析の基準に合わせる。

医師が利用しやすい特徴量とするために，通常使用する原点および軸に合わせる。ポリオンを原点とし，フランクフルト平面が x 軸となるように設定した。

3. 側頭部 X 線画像から抽出が可能な特徴量とする。

使用者によって得られる特徴量が変化しないように，明確な基準があり，一意に求まる特徴量とする必要がある。本研究においては，頸椎や下顎骨の下端，下顎骨と咽頭との交点など明確な基準を持つ特徴量とした。

以上の 3 項目を満たす形状特徴量を選定した。

4.6.2 新たな形状特徴量

本論文において，6.2 章の要件を満たす形状特徴量を 6 項目選出した。

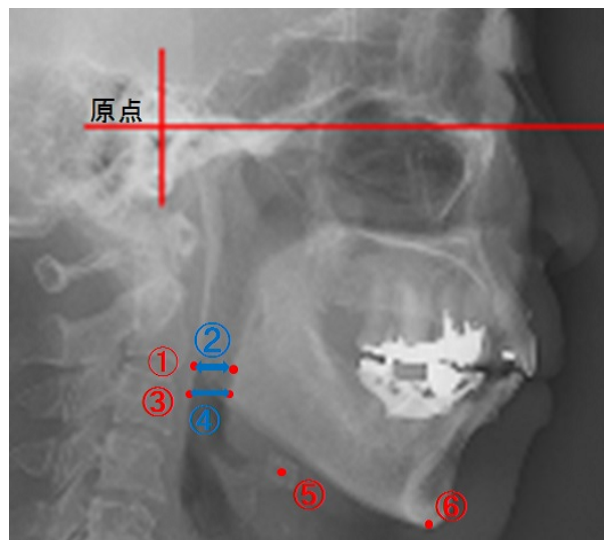


図 4.17: 得られた新しい形状特徴量

1. 第 2 頸椎横の咽頭後部前後位置.
下顎骨を基準とした際の CCA-SOM を用いた関係性解析結果をもとにした.
2. 第 2 頸椎横の咽頭幅.
下顎骨を基準とした際の CCA-SOM を用いた関係性解析結果をもとにした.
3. 下顎骨と咽頭前部の交差点横の咽頭後部前後位置.
咽頭後部を基準とした際の CCA-SOM を用いた関係性解析結果をもとにした.
4. 下顎骨と咽頭前部の交差点の咽頭幅.
咽頭後部を基準とした際の CCA-SOM を用いた関係性解析結果をもとにした 8
5. 舌骨中心の上下位置.
咽頭後部を基準とした際の CCA-SOM を用いた関係性解析結果をもとにした.
6. 下顎骨下部の上下位置.
下顎骨を基準とした際の CCA-SOM または CCA を用いた関係性解析結果をもとにした.

具体的な位置を図 4.17 に示す.

4.6.3 新たな形状特徴量の検証

新しい形状特徴量の妥当性を確認するために、側頭部 X 線画像から改めて形状特徴量を抽出し、関係性解析を行った。6 つすべての形状特徴量において相関がみられ、この形状特徴量が妥当であ

表 4.2: 得られた新しい形状特徴と OD との相関係数

形状特徴	相関係数
1. 第 2 頸椎横の咽頭後部前後位置	0.53
2. 第 2 頸椎横の咽頭幅	-0.42
3. 交差点横の咽頭後部前後位置	0.53
4. 交差点の咽頭幅	-0.52
5. 舌骨中心の上下位置	-0.41
6. 下顎骨下部の上下位置.	0.39

るといえる。

4.7 おわりに

本章においては、嚥下に関する実データに対して、提案手法を適用した。得られた結果において、構造的要因と嚥下能力のマップは、完全に一致しなかったが、配置の並びが一致していた。CCA-SOM がある程度働き、関係性の解析が可能であると考えられる。Metric 行列から求めた関係性の高い要素の結果から、下顎骨下部の位置と咽頭幅が嚥下能力と関係があると考えられる口腔外科の視点から考えて、無理のない関係性であると考えられる。実験結果より得られた構造的要因に関する関係性は、「下顎骨下部が下部にあるほど、嚥下能力が低い」、「咽頭下部の幅が広い人は、嚥下能力が低い」であった。

第5章 提案フレームワークの応用

5.1 はじめに

本章では、提案したフレームワークについてどのような応用が可能であるかを述べる。提案したフレームワークは、形状というコンピュータ上で扱いが難しいデータと他の情報を結びつけるものであり、広い分野での応用が期待できる。提案したフレームワーク自体も更なる拡張が可能である。5.2節においては、嚙下機能解析における提案フレームワークの拡張性について詳細を述べる。5.3節においては、医療画像解析における応用について述べる。5.4節においては、工学分野における応用について述べる。5.5節においては、デザイン分野における応用について述べる。6.5節は、本章を統括する。

5.2 嚙下機能解析における応用

提案フレームワークは、形状表現において SOM² を用いている。形状表現においてさらに高階の SOM を用いることで動画を入力として扱うことができると考えられる。具体的には、1st SOM において、各フレームごとの画像の量子化を行い、2nd SOM においてフレーム間のアライメントを行い、3rd SOM において被験者間のアライメントを行うことで動画を比較可能な形状表現されたデータとすることができる。嚙下機能解析において、動画は嚙下の動作を観察できるものであり、より詳細な解析が行えると考えられる。ただし、本論文の目的である機能的要因の解析からは少し離れたものとなるだろう。また、同様の拡張により3次元 X 線画像を入力として扱うこともできると考えられる。具体的には、1st SOM において、各断面ごとの画像の量子化を行い、2nd SOM において断面間のアライメントを行い、3rd SOM において被験者間のアライメントを行うことで動画を比較可能な形状表現されたデータとすることができる。本研究においては、下顎骨の先端位置や舌骨の位置の重要度を考慮し、矢状面での X 線写真を用いた。しかしながら、実際の骨格というのは3次元の構造を持っているものであり、3次元の形状表現を行うことで新たな特徴量が発見できる可能性もある。また、3次元的回転や位置ずれが発生している可能性もあり、これに対応するためにも3次元データへの拡張は有益であると考えられる。

5.3 医療画像解析における応用

CTやMRIといった医療画像は多くの疾病の診断に活用されている。医師の負担軽減や患部の見逃し防止を目的として、コンピュータを用いた医療画像診断補助が多く研究されている [47]。提案フレームワークを用いることで診断支援自体または診断支援に用いる特徴量の発見を実現できると考えられる。医療画像診断においては、体系化されていない医師の経験に依る部分が存在する。医師の経験的診断に対応する特徴量を見つけることができれば、医師の経験を定量的な値として診断支援に活用できると考えられる。また、提案フレームワークは画像全体の特徴量の多くの中から目的の特徴量を見つけることができる。このことから、今まで注目されていなかった新たな注目部位が見つかる可能性もある。提案フレームワークを用いることで、医師の経験的診断の定量化や新たな知識の獲得が期待できる。具体的には、てんかんの原因となる皮質形成異常が含まれる脳MRIとてんかん症状や脳波に対して、提案フレームワークを用いることで診断支援や新たな病態の発見につながると考えられる。脳波を図形と同様にSOMを用いて扱いやすいデータとするアプローチも考えられる。SOMを用いた脳波解析により、従来の周波数解析とは異なる値岸の獲得も期待できる。また、眼底画像と動脈硬化や心疾患の症状に対して提案フレームワークを適用することで、動脈硬化や心疾患と関連ある眼底画像内の特徴を発見することができる。眼底画像と心疾患の解析は、Deep Learningを用いたアプローチがなされている。Deep Learningを用いた場合と異なり、提案フレームワークを用いた場合は、診断に用いることのできる新たな特徴量や知識を獲得することができるという利点があると考えられる。

5.4 工学分野における応用

提案フレームワークを用いて、形状と性能間の解析を行うことで、最適な形状設計の一助となる可能性がある。例えば、自動車のフォルムの設計などが考えられる。自動車のフォルムは、自動車の乗り心地や加速、最高速度、見た目など多くの性能に複雑に影響を与えると考えられる。多くの要因との複雑な関係性をもとに最適な設計を行うという点においてCCA-SOMを用いた非線形手法が含まれている提案フレームワークは有用であると考えられる。このように多くの要因の複雑な関連性が想定される工学的分野において、提案フレームワークは活用できると考えられる。

5.5 デザイン分野における応用

デザインの分野においても、提案フレームワークは活用できると考えられる。提案フレームワークにおける機能情報として、主観的な評価を使用することもできる。提案フレームワークを用いて、デザインと主観評価間の解析を行うことで、主観評価に影響を与える形状特徴を抽出できる

可能性がある。主観的評価に影響を与える形状特徴を抽出することで、その人の好みの原因を解析することができ、その人に合ったデザインの提案や人のデザインの好みに関する詳細な解析が実現できる可能性がある。

5.6 おわりに

本章においては、提案したフレームワークがどのように応用できるかについて述べた。嚙下機能解析においては、提案したフレームワークは動画や3次元X線写真などへの拡張も考えられ、より詳細な解析が可能であると考えられる。また、提案したフレームワークは、医療・工学・デザインなど幅広い分野での応用が期待できる。

第6章 結論

本論文では、顎骨格や咽頭などの構造的要因と嚥下機能との関係性を明らかにするために、SOM² および CCA-SOM を用いた形状情報と性質情報間の関係性解析手法を提案した。以下、各章で得られた成果について述べる。

2章では、本研究の対象となる嚥下や嚥下障害について述べた。嚥下は、5つの期間の動作に分けられる。それらの動作は、多くの筋肉の協調動作によって実現されていることを述べた。舌骨上筋群に代表される嚥下にかかわる筋肉が付着している顎骨格や舌骨の形状や位置は、嚥下機能と関連性があることが示唆される。嚥下障害は、嚥下機能が損なわれ、嚥下がうまくおこなわれなくなることである。原因としては、器質的原因、機能的な原因、心理的原因があり、複合的な原因も考えられる。嚥下障害は、窒息や誤嚥性肺炎につながる場合もあり、特に高齢者においては、重大な問題である。嚥下機能の検査には、問診や OD, RSST などがある。そして、本研究の目的である顎骨格や咽頭などの構造的要因と嚥下機能との関係性を明らかにすることによって、嚥下障害の予防・早期発見、治療において大変有益であることを述べた。

3章では、本研究で提案する機能と関係する形状特徴量の発見を行うフレームワークについて説明した。提案フレームワークにおいては、自己組織化マップを用い、多くの特徴を内包する形状表現と2つの異なるデータ群間の関係性抽出を行うことが重要である。SOM×SOM (SOM²)、Affine 変換を導入した SOM²、Canonical Correlation Analysis SOM(CCA-SOM) は自己組織化マップの拡張手法である。SOM² による対応のとれた量子化、形状表現へのアプローチ、Affine 変換を導入した SOM² による位置ずれや回転、スケール変化への対応、CCA-SOM による異なる2データ間の関係性解析といった技術すべてを活かすことで、本研究の提案手法は実現できている。

SOM² の形状表現により、画像からなるべく欠損なく形状情報を抽出する。CCA-SOM により、形状情報と性質情報という異なる2データ集合間の関係解析を行う。SOM² により、X線画像から得られた線図を量子化し、対応のある一定個数のデータとすることができる。CCA-SOM により形状情報から作成されるマップと性質情報から作成されるマップにおけるデータ配置を一致させる。その際、要素ごとの重みを表す Metric 行列を求めることができる。この Metric 行列から2データ間において関係性の大きい要素を抽出することができる。さらに、輪郭線の部位ごとの分割によるトポロジーの簡素化や一部の部位を基準とする Affine 変換、手法間のデータの渡し方等

に改良を加えた。

その後、提案手法の有効性を検証するために、人工データを用い実験を行った。この人工データは、簡易な図形から、形状情報としてドット座標を、性質情報として頂点数や重心座標などの特徴データを抽出したものである。人工データの形状情報と性質情報との関係性は、既知のものである。この既知であるが、入力としては与えていない関係性を提案手法により抽出できるかを検証した。実験の結果、抽出された関係性は既知のものと同じであり、提案手法により形状情報と性質情報との関係性を抽出できることを示した。また、この実験の性質情報には位置ずれや回転、スケール変化によって関係性が現れる要素が含まれていた。提案手法には、Affine 変換を導入しているため、位置ずれや回転、スケール変化による影響を形状情報から排除することができるはずである。実験の結果、位置ずれや回転、スケール変化による関係性は抽出されず、Affine 変換を導入が意図通りに働いている点についても確認できた。

4章では、実際の被験者から収集した側頭部 X 線写真と嚥下能力に関する検査データを使い、提案手法によって関係性の抽出を試みた。3章の人工データにおける実験とは異なり、CCA-SOM によるデータ配置の一致が実現できなかった。しかしながら、CCA-SOM により作成された形状情報と機能情報それぞれのマップのデータ配置は、順番が一致しており、完全ではないが、関係性の抽出が可能であると考えられる。実験結果より得られた関係性は、「下顎骨下部が下部にあるほど、嚥下能力が低い」、「咽頭下部の幅が広い人は、嚥下能力が低い」である。この2点に関しては、口腔外科の観点から見て、説明が可能である。今回得られた関係性は、得られた形状マップからわかりやすいものを抽出したものであり、形状マップ自体を用いれば、より複合的な構造的要素をもとにした嚥下能力の判断が可能であると考えられる。また、得られた関係性から新たな形状特徴量を発見した。発見した特徴量は、嚥下機能との相関が高く嚥下能力の推定には有用である。しかしながら、軟組織や舌骨といった加齢の影響を受けやすい部位の特徴が多く採用され、本来目的としていた嚥下障害予防に活用できる器質的要因の発見としては不十分な結果であった。

5章では、提案したフレームワークの応用について述べた。嚥下機能解析においては、提案したフレームワークは動画や3次元 X 線写真などへの拡張も考えられ、より詳細な解析が可能であると考えられる。また、提案したフレームワークは、医療・工学・デザインなど幅広い分野での応用が期待できることについても述べた。

以上のように、本論文では自己組織化マップを用いた他データ群と関係する形状特徴量を発見するフレームワークを提案した。人工データに対して提案フレームワークを適用し、有効性を示した。また、実データに対して提案フレームワークを適用し、側頭部 X 線写真と嚥下能力間での幾つかの関係性を抽出することに成功した。今回抽出した関係性は、口腔外科の観点から見て、説明が可能なものである。得られた関係性から医療現場で活用可能な新たな形状特徴量の発見に成

功した．今後の課題として，CCA-SOM におけるデータ配置の更なる一致に向けた手法の改良や更なる関係性の抽出を挙げられる．

謝辞

本研究を遂行するにあたり，終始懇切丁寧なご指導を賜りました九州工業大学大学院生命体工学研究科人間知能システム工学専攻堀尾恵一准教授に心から感謝致します．本論文をまとめるにあたり，有意義なご助言とご討論を頂いた九州工業大学大学院生命体工学研究科人間知能システム工学専攻古川徹生教授，柴田智広教授，同大学工学部河野英昭准教授に謝意を申し上げます．

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] 杉本 恒明, 矢崎 義雄. "内科学 第9版," 朝倉書店, 2007.
- [3] 古賀 崇了, 堀尾 恵一, 升井 一郎, 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.
- [4] 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.
- [5] 大谷 誠, 古川 徹生. "高階 SOM による形状表現マップの自己組織化-トポロジー拘束のない形状空間法." 知能と情報 Vol.25. No.2 pp.701-720, 2013.
- [6] Furukawa, T. "SOM of SOMs," Neural Networks, vol. 22, Issue 4, pp. 463-478, 2009.
- [7] 古川 徹生. "SOMのSOM:SOMの集合をマップするSOM." 知能と情報 Vol.19. No.6 pp.618-626, 2007.
- [8] Furukawa, T, "SOM of SOMs: An extension of SOM from 'map' to 'homotopy'," Neural Information Processing, 2006.
- [9] Yakushiji, S., and Furukawa, T. "Shape space estimation by higher-rank of SOM," Neural Computing & Applications, vol. 22, No. 7-8, pp. 1267-1277, 2013.
- [10] 薬師寺 翔, 大久保 貴之, 古川 徹生. "高階 SOM による自然な形状群表現アフィン不変な距離測度の導入." 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.363, pp.19-24, 2010.
- [11] 薬師寺 翔, 大久保 貴之, 古川 徹生. "高階 SOM における観測変換不変な距離測度の導入." 日本知能情報ファジィ学会 第26回ファジィシステムシンポジウム講演論文集. pp.252-252, 2010.

- [12] Molfenter, S. M., Amin, M. R., Branski, R. C., Brumm, J. D., Hagiwara, M., Roof, S. A., and Lazarus, C. L. "Age-related changes in pharyngeal lumen size: a retrospective MRI analysis." *Dysphagia*, vol. 30, No. 3, pp. 321-327, 2015.
- [13] 飯島 勝矢. "食 (栄養) および口腔機能に着目した加齢症候群の概念の確立と介護予防 (虚弱化予防) から要介護状態に至る口腔ケアの包括的対策の構築に関する調査研究事業 事業実施報告書." 平成 26 年度老人保健事業推進費等補助金老人保健健康増進等事業実施報告書, 2015.
- [14] 飯島 勝矢. "虚弱・サルコペニア予防における医科歯科連携の重要性." *日本補綴歯科学会誌*, Vol.7. No.2, pp.92-101, 2015.
- [15] 升井 一郎, 古賀 裕章, 堀尾 恵一. "高齢者の嚥下機能と顎顔面骨格との関連," 第 29 回バイオメディカル・ファジィ・システム学会年次大会 講演論文集, pp.21-22, 2016.
- [16] 保屋野 健悟, 辻橋 英子, 西尾 桂子, 齋藤 等. "要介護高齢者の舌・舌骨上筋群と 5 項目身体計測値からみた嚥下機能評価," *福井医療科学雑誌*, Vol.13, pp.7-11, 2017.
- [17] Albert, A. M., Ricanek Jr, K., Patterson, E. "A review of the literature on the aging adult skull and face: Implications for forensic science research and applications." *Forensic Science International*, Vol.172, No.1, pp.1-9, 2007.
- [18] 藤島 一郎. "摂食・嚥下リハビリテーション." *老年歯科医学*, Vol.15, No.3, pp.237-244, 2001.
- [19] 谷口 裕重, 真柄 仁, 井上 誠, "高齢者の嚥下障害," *静脈経腸栄養*, Vol.28. No.5, pp.1069-1074, 2013.
- [20] 沖本 公繪, 家入 浩二, 松尾 浩一, 寺田 善博. "老化と咀嚼." *日本補綴歯科学会雑誌*, Vol.35, No.5, pp.931-943, 1991.
- [21] 森崎 直子, 三浦 宏子, 守屋 信吾, 原 修一. "在宅要介護高齢者の摂食・嚥下機能と健康関連 QOL との関連性." *日本老年医学会雑誌*, Vol.51, No.3, pp.259-263, 2014.
- [22] 笠原 和恵, 鄭 漢忠, 上野 尚雄, 泉山 ゆり, 前川 邦昭, 戸塚 靖則, 井上 農夫男. "自立高齢者の摂食・嚥下障害と生きがい・社会活動性との関連." *日本口腔科学会雑誌*, Vol.52, No.5, pp.219-226, 2003.
- [23] 三浦 宏子, 大澤 絵里, 野村 真利香, 玉置 洋. "オーラル・フレイルと今後の高齢者歯科保健施策". *保健医療科学*, Vol.65, No.4, pp.394-400, 2016.

- [24] 三浦 宏子, 守屋 信吾, 玉置 洋, 薄井 由枝. "高齢期の地域住民の口腔機能の現状と課題." 保健医療科学, Vol.63, pp.131-138, 2014.
- [25] 羽原 有希, 猪原 健, 渡辺 泉, "一般歯科診療所を訪れる嚥下障害・低栄養の自覚がない自立高齢患者の義歯に関する主訴と BMI との関連." 第 32 回日本静脈経腸栄養学会学術集会. 2017.
- [26] 平野 浩彦. "オーラルフレイルの概要と対策 (特集 フレイル・サルコペニア・ロコモを知る・診る・治す)." 日本老年医学会雑誌, Vol.52. No.4, pp.336-342, 2015.
- [27] 兵頭 政光. "加齢に伴う嚥下機能の変化様式." 耳鼻咽喉科展望, Vol.52. No.5, pp.282-288, 2009.
- [28] 小口 和代, 才藤 栄一, 水野 雅康, 馬場 尊, 奥井 美枝, 鈴木 美保. "機能的嚥下障害スクリーニングテスト「反復唾液嚥下テスト」の検討 (1) 正常値の検討." リハビリテーション医学, Vol.37, No.6, pp.375-382, 2000.
- [29] 倉島 茂樹, 福井 只美. "成人開咬者と個性正常咬合者の咀嚼・嚥下時における口腔周囲筋筋活動の比較." 日本矯正歯科学会雑誌, Vol.59, No.5, pp.352-363, 2000.
- [30] 中原 学. "嚥下時における舌骨運動の X 線学的研究." 日本耳鼻咽喉科学会会報, Vol90. No.5, pp.669-679, 1987.
- [31] 金子功., "嚥下における舌骨運動の X 線学的解析." 日本耳鼻咽喉科学会会報, Vol.95. No.7, pp.974-987, 1992.
- [32] 涌井 良幸, 涌井 貞美, "図解でわかる多変量解析," 日本実業出版社, 2001.
- [33] Dalal, N., Triggs, B, "Histograms of oriented gradients for human detection," Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. Vol.1, pp.886-893, 2005.
- [34] Lin, Z., Davis, L. S., "Shape-based human detection and segmentation via hierarchical part-template matching," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.32, No.4, pp.604-618, 2010.
- [35] Shan, C., Gong, S., McOwan, P. W., "Facial expression recognition based on local binary patterns: A comprehensive study," Image and Vision Computing, Vol.27, No.6, pp.803-816, 2009.

- [36] Berg, A. C., Berg, T. L., Malik, J., "Shape matching and object recognition using low distortion correspondences," In Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on, Vol. 1, pp.26-33, 2005.
- [37] Mao, K. Z., Zhao, P., Tan, P. H., "Supervised learning-based cell image segmentation for p53 immunohistochemistry," IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.53, No.6, pp.1153-1163, 2006.
- [38] Dryden, I. L., Mardia, K. V., "Statistical shape analysis (Vol. 4)," Chichester: Wiley, 1998.
- [39] Zhang, H., Berg, A. C., Maire, M., Malik, J., "SVM-KNN: Discriminative nearest neighbor classification for visual category recognition," In Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on, Vol.2, pp.2126-2136, 2006.
- [40] Mahoor, M. H., Abdel-Mottaleb, M., "Classification and numbering of teeth in dental bitewing images," Pattern Recognition, Vol.38, No.4, pp.577-586, 2005.
- [41] Wei, C. H., Li, Y., Chau, W. Y., Li, C. T., "Trademark image retrieval using synthetic features for describing global shape and interior structure," Pattern Recognition, Vol.42, No.3, pp.386-394, 2009.
- [42] Mardia, K. V., Qian, W., Shah, D., de Souza, K. M., "Deformable template recognition of multiple occluded objects," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.9, pp.1035-1042, 1997.
- [43] Lowe, D. G., "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," International journal of computer vision, Vol.60, No.2, pp.91-110, 2004.
- [44] Viola, P., Jones, M. J., "Robust real-time face detection," International journal of computer vision, Vol.57, No.2, pp.137-154, 2004.
- [45] Lawrence, S., Giles, C. L., Tsoi, A. C., Back, A. D., "Face recognition: A convolutional neural-network approach," IEEE transactions on neural networks, Vol.8, No.1, pp.98-113, 1997.
- [46] Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., "Imagenet classification with deep convolutional neural networks." In Advances in neural information processing systems, pp.1097-1105, 2012.

- [47] DOI, Kunio., "Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential." Computerized medical imaging and graphics, Vol.31, No.4-5, pp.198-211, 2007.