

筋断裂検知のための適応電気計測

2020年3月

池本尚生

筋断裂検知のための適応電気計測

池本尚生

概要

近年、シミュレーションなどを行い対象から取得された様々な状態におけるデータをあらかじめシステムに与えることで、従来より少ない取得データ数で同等の精度を有した推定が可能になる適応計測技術が開発されている。本研究では筋断裂の検知を行うために電気を用いた適応計測に注目し、断裂検知に有効なデータの取得方法と解析方法を明らかにすることを目的とする。筋断裂では微小な出血が生じるため、検知を行うにはこの出血による微小な電位分布の変化を検出する必要がある。したがって提案手法では、体表に設置した複数の電極を用いて電圧の印加と計測を行い、組織内部のインピーダンス分布に応じた電位分布を取得することで、断裂の有無の検知に利用する。また検知に用いる情報を増やすために、2個の電極(印加電極)の選び方を時分割で切り替えて電圧の印加を行うが、切替回数に応じて計測時間が長くなるため、切替回数は可能な限り少ない必要がある。提案手法の特徴としては、(1)シミュレーションを用いて、相関に基づき断裂で大きな電位変動が生じるような印加電極の選び方を決定し、電位計測の効率化を行う点、(2)実測環境を考慮した学習データを生成し、電極貼付位置のずれに影響されない検知を行う点、(3)実測で網羅的に取得することが困難な、学習用の断裂時の実測電位分布データをシミュレーションで生成する点が挙げられる。

10 kHzの交流電圧の印加と計測を行う電極を16個の中から選択して時分割で切り替える回路を作製し、システムを実装した。実験では、電気特性を模擬した脚部の骨格筋ファントムを用いて検知性能を算出し、提案手法の三つの特徴を評価した。第一の実験として、検知に有効な印加電極の選び方で断裂検知を行い、一つ目の特徴である印加電極の選び方の決定手法に関する評価を行った。この際、ガウス雑音でモデル化された電極貼付位置のずれをシミュレーションに重畳して断裂検知を行い、二つ目の特徴である電極の位置ずれが検知に及ぼす影響も評価した。生成した学習データを用いた場合、大きさ0.24 mmのガウス雑音を加えることで判別率が最大化されることが判明した。この雑音条件のもとで、120種類存在する印加電極の選び方のうち検知に特に有効な6種類のみを検知に用いても100%の判別率を有しており、総計測時間は38.4 sから1.92 sにまで短縮された。また、この実験から印加電極間に3個電極が存在するような選び方が検知に特に有効であると判明した。断裂前後でファントム内に生じる電流分布の変化が、この選び方を採用したときに最大化したと考えられる。第二の実験として、学習データに用いる実測電位分布データの個数を変更して断裂検知を行い、良好な判別率を得るためには実測電位分布データがどの程度必要であるかを評価した。120種類の印加電極の選び方のうち、特に検知に有効な6種類のみを用いたとき、90%の良好な判別率を得るためには学習データ数に対して11%程度の実測電位分布データが必要であることが判明した。二つの実験から、提案した検知に有効な電圧印加位置の決定を行い、少ない標本数で筋断裂検知を行う手法が有効であると示唆された。

キーワード：筋断裂、電気インピーダンス、電位分布解析、有限要素法、適応計測

Adaptive electrical sensing for detection of muscle strain

Naoki Ikemoto

Abstract

Today, adaptive sensing has been developed. Relevant data is sampled for various conditions in advance and used for the adaptive sensing. Adaptive sensing requires less data than conventional methods and it achieves the same performance as that of conventional ones. In this research, the author focuses on electrical adaptive sensing for detecting muscle strain. The purpose of this research is that effective methods of sampling and analysing for detecting muscle strain are identified. Because hematoma appears where muscle strain occurs, it is necessary that change of potential due to this hematoma is measured for detection. Thus, the proposed system changes the exciting and sensing positions sequentially using multiple electrodes on the body surface to obtain the potential data. This potential data is used for detection. AC voltage is applied with various patterns so that the data used for detection will be increased. However, if many exciting patterns are used, the measurement time gets longer. The number of exciting patterns used for detection is needed to be as small as possible. The features of the proposed method are as follows. (1) The number of boundary conditions for sampling potential data is reduced. For reduction, the boundary conditions which cause a large potential change between simulation data in normal condition and the data in injured condition are only used. (2) When simulation data are generated, displacement of electrode attachment position is considered. (3) Potential data obtained by simulation are used for learning because it is difficult that the measured data is sampled in various injured conditions.

The author implemented a circuit that can apply and measure 10 kHz AC voltage with time divided by 16 electrodes. The three features of proposed system were evaluated based on the discrimination rate using a skeletal muscle phantom. Firstly, the feature (1) was evaluated by changing the number of boundary conditions used for detection. In this experiment, the feature (2) was also evaluated. Gaussian noise was added to the simulation as displacement of electrode attachment position. As a result, it was indicated that Gaussian noise with a 0.24 mm standard deviation maximizes discrimination rate. Under this noise, although only 6 of 120 boundary conditions, which can be used by 16 electrodes, are used, the discrimination rate is 100 % and sampling time is shortened from 38.4 s to 1.92 s. In this experiment, the correlation is minimized when there are three electrodes between two exciting electrodes. In this case, it is indicated that the current distribution change by injury is maximized. Secondly, the feature (3) was evaluated. The number of measurement potential data for learning data is changed. When the 6 boundary conditions are used, 11 % measurement potential data for the number of learning data is required for 90 % discrimination rate. Based on the two experiments, the author concludes that the proposed system is effective to detect muscle strain.

Keywords : Muscle strain, Electrical impedance, Potential distribution analysis, Finite element method, Adaptive sensing

目次

| | | |
|-----|--------------------------|----|
| 第1章 | はじめに | 1 |
| 第2章 | 適応計測技術 | 3 |
| 2.1 | 計測及び適応計測の定義と適応計測の分類 | 3 |
| 2.2 | 補間型適応計測 | 4 |
| 2.3 | 削減型適応計測 | 6 |
| 第3章 | 脚部の筋の画像化・異常検知 | 8 |
| 3.1 | 脚部の解剖学的性質 | 8 |
| 3.2 | 筋断裂 | 11 |
| 3.3 | 人体を構成する組織の電気的性質 | 12 |
| 3.4 | 骨格筋の画像化・異常検知手法 | 13 |
| 3.5 | 本研究の位置付け | 17 |
| 第4章 | 異方性を考慮した交流電位分布解析 | 18 |
| 4.1 | シミュレーションの設定 | 18 |
| 4.2 | 有限要素法 | 19 |
| 4.3 | 支配方程式の弱形式化 | 19 |
| 4.4 | 離散化 | 21 |
| 4.5 | シミュレータで取得される電位分布 | 25 |
| 第5章 | 筋断裂検知システム | 26 |
| 5.1 | システムの概要 | 26 |
| 5.2 | 印加電極の選び方の決定 | 27 |
| 5.3 | 電位計測回路 | 30 |
| 5.4 | 断裂検知 | 35 |
| 第6章 | システム実装と筋断裂検知の評価実験 | 39 |
| 6.1 | 電位計測回路の実装 | 39 |
| 6.2 | 骨格筋ファントムを用いた断裂の検知実験 | 41 |
| 6.3 | 実測との比較に基づくシミュレータの評価 | 46 |
| 6.4 | 用いる印加電極の選び方と雑音の大きさに関する評価 | 49 |
| 6.5 | 学習データに用いる実測データ数に関する評価 | 56 |
| 6.6 | 提案手法に関する課題と考察 | 59 |
| 第7章 | おわりに | 62 |
| | 謝辞 | 63 |

参考文献

64

業績

69

目 次

| | | |
|------|-----------------------------------|----|
| 1.1 | 適応計測を用いた異常検知 | 2 |
| 2.1 | 計測のブロック図 | 3 |
| 2.2 | 補間のブロック図 | 4 |
| 2.3 | 深層学習を用いた超解像技術で得られる画像 | 5 |
| 2.4 | 標本数削減のブロック図 | 6 |
| 2.5 | MRI fingerprinting で得られる各物理量の空間分布 | 7 |
| 3.1 | 脚部の解剖図 | 8 |
| 3.2 | 皮膚の解剖図 | 9 |
| 3.3 | 脂肪の解剖図 | 9 |
| 3.4 | 骨格筋の解剖図 | 10 |
| 3.5 | 骨の解剖図 | 10 |
| 3.6 | 血管と血液 | 11 |
| 3.7 | 筋断裂の概要図 | 11 |
| 3.8 | 脚部の MRI | 13 |
| 3.9 | 超音波で得られる脚部画像 | 14 |
| 3.10 | EIT で得られる脚部画像 | 15 |
| 3.11 | 血液検査で取得されるクレアチンキナーゼの密度 | 16 |
| 3.12 | 筋の計測を行う手法と本研究の位置付け | 17 |
| 4.1 | シミュレーションの設定 | 18 |
| 4.2 | 要素に分割された解析領域 | 19 |
| 4.3 | シミュレーションによる電位分布の可視化 | 25 |
| 5.1 | 提案する筋断裂検知システムの概要 | 26 |
| 5.2 | 印加電極の選び方と導体内の電流分布 | 28 |
| 5.3 | 電位計測回路の概要 | 30 |
| 5.4 | 振幅検出の概要 | 31 |
| 5.5 | 電極の接続切替に関するタイミングチャート | 32 |
| 5.6 | 振幅検出回路 | 33 |
| 5.7 | 低域通過フィルタの理想的な周波数特性 | 34 |
| 5.8 | コンピュータにおける処理の概要 | 35 |
| 5.9 | シミュレーションの概要 | 37 |
| 6.1 | 実装した電位計測回路と信号の流れ | 39 |
| 6.2 | 振幅検出回路に用いた抵抗・コンデンサの値 | 41 |
| 6.3 | 実物体ファントム (m2) | 43 |

| | | |
|------|--|----|
| 6.4 | シミュレーションメッシュ (s2) | 44 |
| 6.5 | 電位分布取得のフローチャート | 45 |
| 6.6 | シミュレータの出力 (s1) | 47 |
| 6.7 | 印加電極の選び方と電極電位との関係 (m1, s1) | 47 |
| 6.8 | シミュレータの出力 (s2) | 48 |
| 6.9 | 印加電極の選び方と電極電位との関係 (m2, s2) | 48 |
| 6.10 | 断裂状態に変化した際の電位変動 | 49 |
| 6.11 | 解析のフローチャート | 50 |
| 6.12 | 印加電極の選び方の決定に用いる相関の閾値と選択率の関係 | 52 |
| 6.13 | 0.24 mm の雑音条件における判別率と選択率の関係 (評価データセット 1) | 54 |
| 6.14 | 0.24 mm の雑音条件における判別率と選択率の関係 (評価データセット 2) | 54 |
| 6.15 | 断裂状態に変化した際の電位変動 (L' が 6 のとき) | 55 |
| 6.16 | 解析のフローチャート | 57 |
| 6.17 | 判別率と配合比率との関係 (L' が 16 のとき) | 58 |
| 6.18 | 判別率と配合比率との関係 (L' が 6 のとき) | 58 |
| 6.19 | ハムストリングで生じた筋断裂 | 60 |
| 6.20 | 印加電極の選び方 | 61 |

表 目 次

| | | |
|------|--|----|
| 3.1 | 各種体組織の導電率 | 12 |
| 6.1 | 制御信号と入力チャンネルの関係 | 40 |
| 6.2 | 回路と実験に使用した素子 | 40 |
| 6.3 | 実物体ファントムの組成 | 42 |
| 6.4 | ファントム上の断裂の規模や位置 | 43 |
| 6.5 | 学習・評価データセットを構成する電位分布データの内訳と個数 | 51 |
| 6.6 | 評価データセット 1 から得られた正規化後の判別率 | 53 |
| 6.7 | 評価データセット 2 から得られた正規化後の判別率 | 53 |
| 6.8 | 選択率 5 % を与えた印加電極の選び方一覧 | 55 |
| 6.9 | 学習データセットを構成する電位分布データの内訳と個数 | 56 |
| 6.10 | シグモイド関数のパラメータ ξ_1, ξ_2 の推定結果 | 59 |

第1章 はじめに

我々は五感を通じて外界に関する膨大な情報を感覚量として常に取得し、日常生活を送っている。これらの取得された膨大な情報は、我々が有する知能によって、周囲の環境や物体特性の予測に用いられる。しかし我々は取得したこの膨大な情報をすべて用いて予測を行うわけではなく、現在必要な情報のみを過去の経験に基づいて抽出し、その抽出された情報と知能に基づき周囲の環境や物体特性の予測を行う。たとえば我々が横断歩道を渡るとき、視覚と聴覚で得た情報を用いて周囲の車の存在や速度を把握し、安全に横断歩道を渡ることができるかを判断する。このときに、視覚情報としては取得されている視野内の周囲の家屋や、聴覚情報としては取得されている周囲の他人の会話などは用いられない。また医師が触診を行うとき、触覚で得た情報を用いて患者の病状や病変位置を推測し、治療方針の設計を行う。このときも、触覚情報(皮膚感覚)として取得されている室内の温度は用いられない。

計測技術を用いても先述のような周囲の環境や物体特性の取得を行うことができる。先述の場面で用いられる計測技術の例としては、視覚情報を記録可能でカメラなどにも実装されている、格子状に配列した光電素子を用いた撮像法、物理量の分布を記録し画像化することで物体特性の取得が可能な核磁気共鳴画像法や電気インピーダンストモグラフィなどが挙げられる [1,2]。このような技術は我々のように取得した情報の一部を抽出して用いておらず、膨大な個数の標本で構成されるデータを取得・解析して計測を行う。高い分解能を実現するためには、取得する標本の個数を増加させる必要があるため、データ取得や解析に要する時間が長くなり、多くのセンサも要する。したがって、必要最低限の個数だけ標本を取得することが望ましい。

近年では先述した膨大な物理量の取得に伴う課題を解決する適応計測技術が開発されている [3,4]。適応計測は我々と同様に過去の経験(様々な状態における計測対象から取得されたデータ)に基づくことで、計測の性能向上が実現される。たとえば撮像系では、深層学習を用いて様々な撮像対象の特徴量を抽出し、抽出された特徴量に基づき入力画像に補間を施すことでセンサの個数以上の空間解像度を有した画像を取得できる。また核磁気共鳴画像法では、あらかじめ様々な組織から計測される信号を取得し、学習することで、少ない標本数で従来と同等の空間分解能を達成可能である。

適応計測の一つである、少ない標本の取得による異常検知の概要を図 1.1 に示す。実線は計測時の処理であり、破線は前処理である。あらかじめ与えたデータ(Learning data)に基づき計測対象(Target)からデータ取得(Sampling)を行い、従来取得していたデータ(Scanned data)と比較して少ない標本数で構成されたデータ(Sampled data)で異常検知を可能にする。この取得したデータは、従来の計測技術では異常検知には不十分な標本数であるが、学習を行うことで抽出された検知に有効な標本(Effective sample)から構成されている。取得したデータに解析を施して異常度の評価指標(Evaluation index)を算出し、得られた計測データ(Measurement data)を健常時のデータ(Normal data)と比較して検知を行う。計測の際、取得標本数が減少するためデータ取得や解析に要する時間も短縮される。

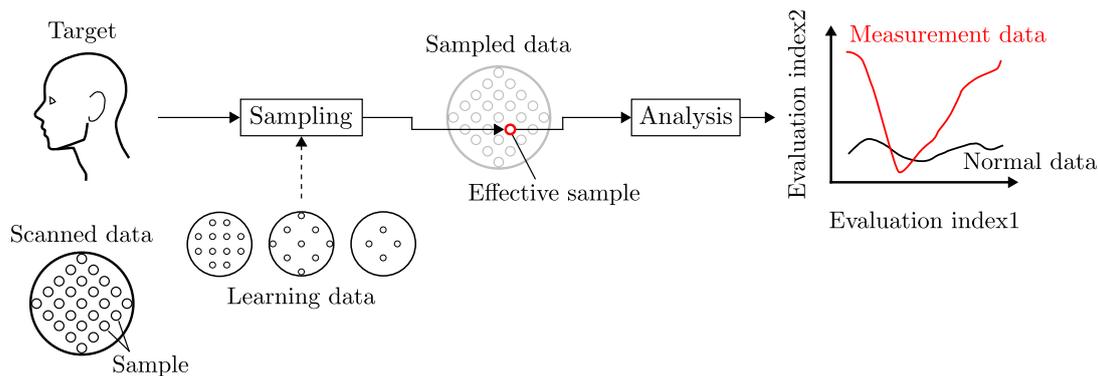


図 1.1: 適応計測を用いた異常検知

先述したように、我々は五感を通じて取得した情報に基づき周囲の環境や物体特性の予測を行っているが、この予測を指針とすることで次に行う動作を決定する。すべての動作は骨格筋の収縮と弛緩を組み合わせで行われるため、骨格筋は我々の生活において重要な役割を果たす。しかし骨格筋が発揮可能な力の大きさには上限が存在し、その上限を超えるような過度な伸展や衝撃が生じると断裂(筋断裂)が生じる。重度な筋断裂が生じると動作を行うことも困難であるため、早期発見を行う必要がある。

したがって本研究では、早期発見が必要とされる脚部での筋断裂の検知を対象とする。断裂検知のためには断裂時に生じる体組成変化を取得するが、従来手法では計測装置の可搬性や使用の簡便性が課題である。この課題は、小型な装置と簡便な使用方法で体組成分布の画像化が可能な電気インピーダンストモグラフィによって解決され得る。しかし、電気インピーダンストモグラフィは画像化アルゴリズムが原因で空間分解能が筋断裂検知に十分でない。更に電位取得を時分割で様々な励起状態に対して行っているため、取得される画像に影響を及ぼさない標本も数多く取得しており、データ取得や解析に要する時間が長くなることも課題である。したがって本研究では、短い時間に実施可能で筋断裂の検知にも有効な電気計測手法を明らかにすることを目的とする。この目的のため、断裂前後の電位分布データの相関に基づき取得標本数を削減し、判別器を用いて断裂検知を行う適応計測手法を提案する。

具体的には、断裂に伴う体組成変化を利用し、電圧印加時の電位分布データに基づき断裂検知を行う。ただし電圧を印加する際、あらかじめ断裂の前後における電位分布シミュレーションを行う。電圧を印加するためには複数の電極から2個の電極(印加電極)を選択する必要があるが、すべての選び方について断裂前後で生じる電位分布変動の大きさを評価する。大きな電位分布変動が生じる選び方のみを検知に用いることで、データ取得時間を短縮する。実測で取得された電位分布データを判別器に入力して検知するが、判別器の学習データの一部にもこのシミュレーションで得た電位分布データを用いる。ただしシミュレーションの際、実測環境でのみ生じ得る電極貼付位置の相対変化のような現象を考慮することで、計測条件に影響されない検知を可能にする。また提案手法ではシミュレーションで取得した電位分布データを学習に用いることで、網羅的に取得することが困難な断裂時の実測電位分布データを用いることなく判別器の学習を行う。提案システムにより、小型な装置や簡便な使用で筋断裂検知を短い計測時間で行うことが可能になると期待される。

第2章 適応計測技術

本章では、まず計測と適応計測の定義を行う。次に目的に応じて適応計測の分類分けを行う。最後に各分類についてそれぞれ当てはまる手法を例示し、手法の概要や適応に用いるデータについて述べる。

2.1 計測及び適応計測の定義と適応計測の分類

一般的な計測の処理をブロック図 2.1 に示す。計測は標本取得 (Sampling) と取得された標本から構成されるデータ (Sampled data) を用いた解析 (Analysis) の二つの処理で構成される。本論文において適応計測とは、あらかじめ取得した対象の様々な状態におけるデータを、図 2.1 で示した計測システムに入力することで学習を行い、計測の性能向上を実現する技術と定義する。あらかじめ与えられたデータは、後述する適応計測の2種類の分類分けに応じて、標本取得か解析の処理に対して入力される。

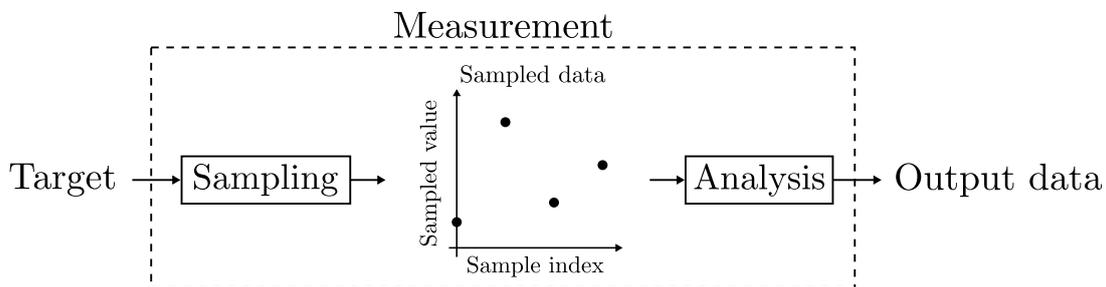


図 2.1: 計測のブロック図

適応計測技術は目的に応じて2種類に分類される。一つ目は計測精度向上や取得可能な情報量を増加させるために、取得したデータに対して補間を施す補間型 (2.2 節で述べる) である。二つ目は取得する標本数を減少させるために、標本の取得方法を最適化する削減型 (2.3 節で述べる) である。以降はこれら二つの分類ごとに概説し、代表的な手法の例を示す。

2.2 補間型適応計測

2.2.1 補間型適応計測の概要

補間型適応計測では計測精度向上のため、解析を行う際に入力された学習データに基づき取得されたデータに補間を施し、高解像度化を行う。適応計測における補間の概要を図 2.2 に示す。ただし実線の矢印は計測時の実時間処理で破線の矢印は前処理である。取得したデータに対して解析として補間 (Interpolating) を施し、データの標本数を増加させ高解像度化を行うことができる。また学習データの標本数としては、取得される標本数より多い場合 (データベース型) と同じ場合 (再構成型) が存在する [5-8]。図 2.2 ではデータベース型のブロック図を示す。

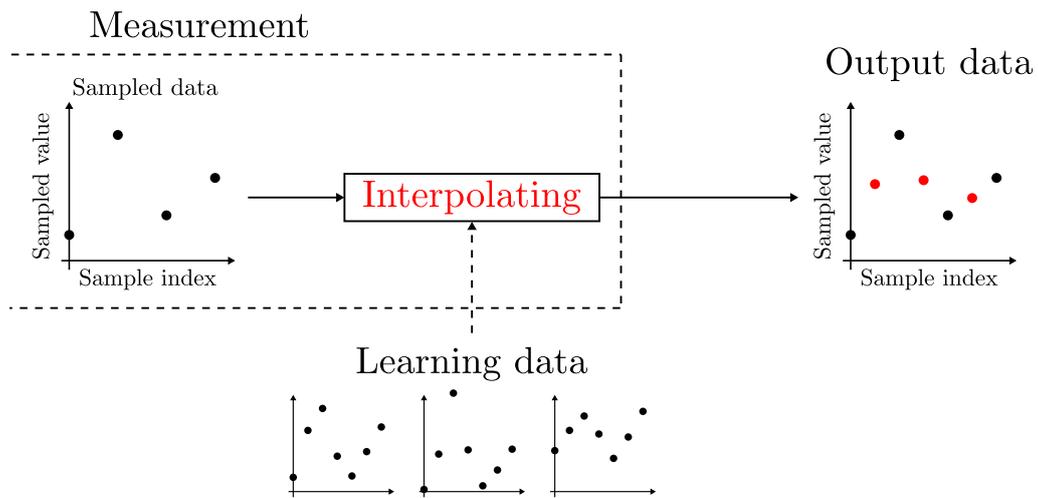


図 2.2: 補間のブロック図

2.2.2 補間型の例

補間型の適応計測の例として、超解像技術が挙げられる [3, 9–11]. 取得した低解像度の画像に対して補間を施し、撮像系の空間解像度を越えた画像を取得する. 超解像技術には様々な手法が存在するが、本節では例として深層学習を用いて補間を行う手法 [3] について述べる.

この手法では自然界に存在する様々な動物や自然、人工物の画像を学習データとして深層学習に入力し、これらの画像から特徴量算出を行い補間モデルを作成する. 得られたモデルに対して図 2.3(a) のような低解像度 (16×16) の画像を入力すると、入力画像の特徴量に基づき補間を施し、図 2.3(h) のような高解像度 (128×128) の画像が出力される [3]. ただし図 2.3(a) に示す画像は図 2.3(b) に示す解像度 128×128 の画像を 16×16 に低解像度化して得られている. また他の画像は従来手法で得られる出力画像である. また一部のピクセルの輝度値情報が欠損した画像を入力すると、補間モデルに基づき、欠損前の画像を推定できる [12]. 標本取得時間について言及されていないが、スマートフォンに付属するカメラの連写機能を用いると、 1920×1080 の解像度を有する写真を 10 fps 程度で取得可能であるため、図 2.3 の例でも非常に高速な標本取得が可能であると考えられる.

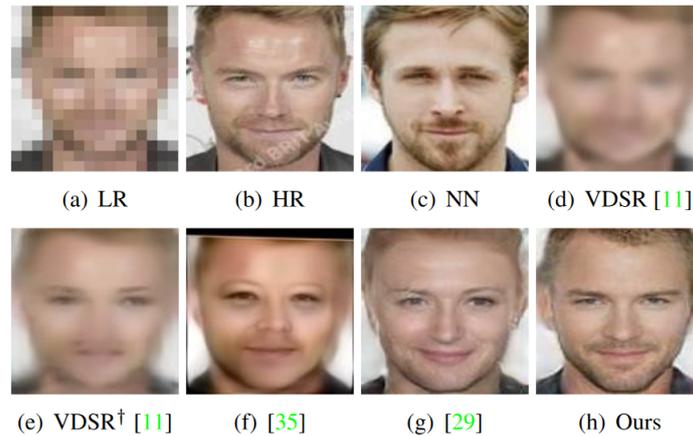


図 2.3: 深層学習を用いた超解像技術で得られる画像 [3])

あらかじめ与えるデータとしては、先述のように実際の動物や自然、人工物の画像を用いる. 2.3.2 節ではシミュレーションデータをあらかじめ与える手法について述べるが、その手法と比較すると、実測環境で得られたデータを用いるため実測環境に基づいた補間モデルの構築が容易である. ただし 2.3.2 節で述べるが、学習用の実測データの取得が困難な状況も存在する.

2.3 削減型適応計測

2.3.1 削減型適応計測の概要

削減型適応計測では取得するデータ数を削減するため、標本取得の前処理として、入力された学習データに基づき標本取得方法の最適化を行う。最適化のためには、標本数の削減や標本取得時のシステムのパラメータを変更する。適応計測における標本数削減の概要を図 2.4 に示す。ただし実線の矢印は計測時の実時間処理で破線の矢印は前処理である。学習データを用いて計測を行うために有効な標本 (Effective sample) を抽出し、その標本のみを取得 (Downsampling) して得られたデータを解析に用いることで精度を維持することができる。

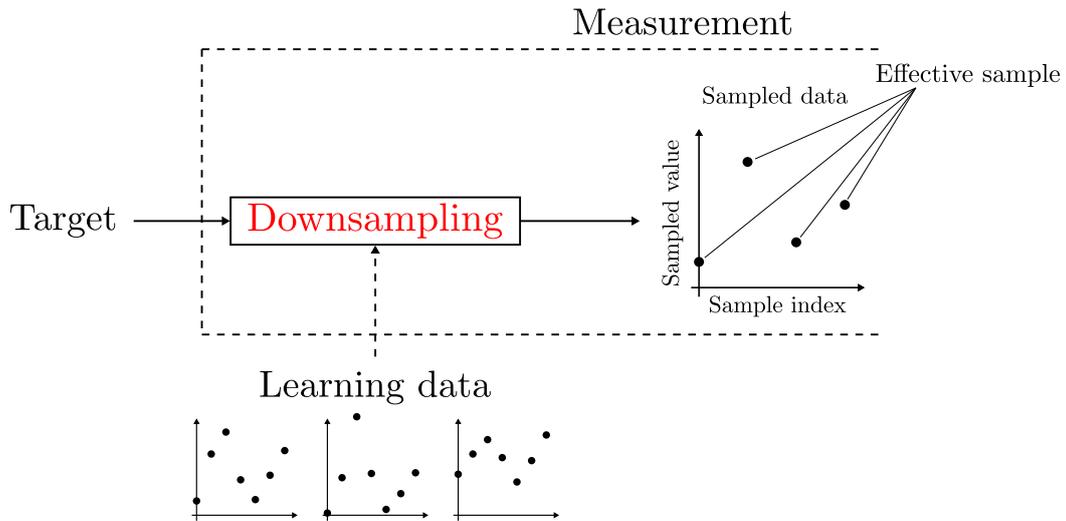


図 2.4: 標本数削減のブロック図

2.3.2 削減型の例

削減型の適応計測の例として、核磁気共鳴画像の高取得技術が挙げられる [13–16]. 従来用いられる MRI の撮像シーケンスでは走査的な標本取得を行って体内画像を取得するが、本手法では空間分解能を維持して取得するデータ数を削減する. MRI の高速撮像技術には様々な手法が存在するが、本節では例として MRI fingerprinting について述べる [4].

この手法ではあらかじめ組織から観測される電磁波をモデル化し、様々な磁気パラメータ ([4] では縦緩和時間と横緩和時間) の組み合わせを用いてシミュレーションを行う. ただしその際、従来の MRI より粗い走査パターンでを複数回行う. 同様の走査パターンで実測を行い、実測とシミュレーションで得られた信号の類似度を評価することで、磁気パラメータ分布の推定を行う. 粗い走査を行うことで標本取得・解析に要する時間が短縮される. 文献 [4] では、四つの磁気パラメータ (縦緩和時間、横緩和時間、プロトン濃度、組織の共鳴周波数と RF 信号の周波数の差) の空間分布を同時に取得している. 画像化した結果を図 2.5 に示す. 左上が縦緩和時間でありカラーバーの数字の単位は ms, 右上が共鳴周波数と照射磁場の周波数の差でありカラーバーの数字の単位は Hz, 左下が横緩和時間でありカラーバーの数字の単位は ms, 右下が正規化されたプロトン濃度でありカラーバーの数字は無次元量である. 計測で取得したデータ数は 1000 であり、解像度は 128×128 , データ取得時間は 12 s である.

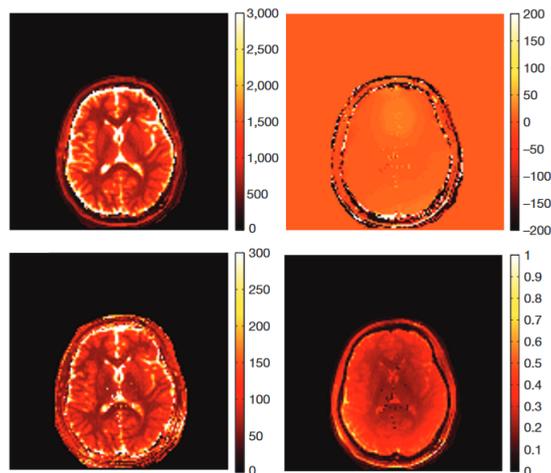


図 2.5: MRI fingerprinting で得られる各物理量の空間分布 ([4] を改変)

あらかじめ与えるデータとしては、先述のようにシミュレーションデータを用いる. MRI fingerprinting の場合は、組織から放出される電磁波を様々な磁気パラメータの組み合わせで網羅的に標本取得を行うことが困難である. したがって、シミュレーションで取得したデータを用いる.

第3章 脚部の筋の画像化・異常検知

本章では、本研究の計測対象である脚部の解剖学的性質と、脚部で生じる筋断裂について述べる。その後、人体が有する電氣的性質についても述べる。また筋の一種である骨格筋に関する従来の画像化技術や異常検知技術について述べる。

3.1 脚部の解剖学的性質

3.1.1 脚部の構造

本研究の計測対象である脚部の中でも大腿部の解剖学的構造を図 3.1 に示す。脚部は運動や立位姿勢の保持など数多くの役割を果たす部位であり、皮膚 (Skin)、脂肪 (Fat)、骨格筋 (Skeletal muscle)、骨 (Bone)、血管・血液 (Blood vessel) によって構成される。以降は、各構成要素の詳細について述べる。

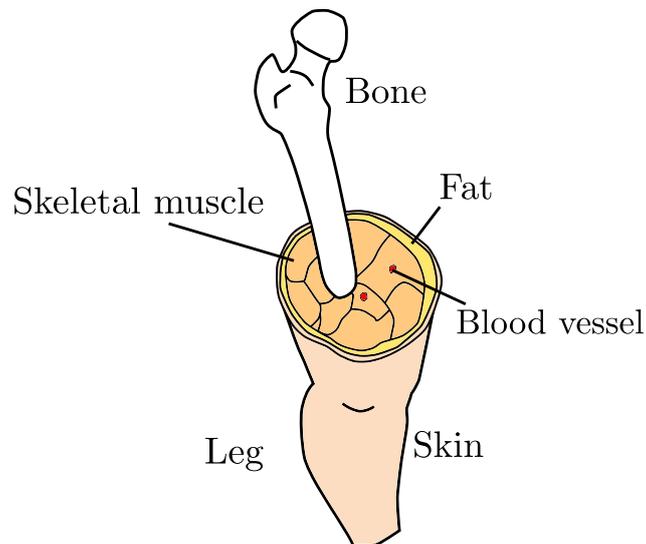


図 3.1: 脚部の解剖図

3.1.2 皮膚

皮膚の解剖学的構造を図 3.2 に示す。皮膚は角質層 (Horny layer), 表皮 (Skin), 真皮 (Dermis) が重なって構成され, 外部からの物質の侵入や内部の水分の流出を妨げる。脂腺 (Sebaceous glands), 汗管 (Sweat glands) によって皮脂や汗を分泌し, 体表面の保護を行う。また, 3.1.6 節で述べる血管 (Blood vessel) が皮膚内に存在しており, 血液を通じて皮膚内の各組織に栄養を供給する。表皮の厚さは 0.2 mm 程度, 真皮の厚さは 2 mm 程度である。

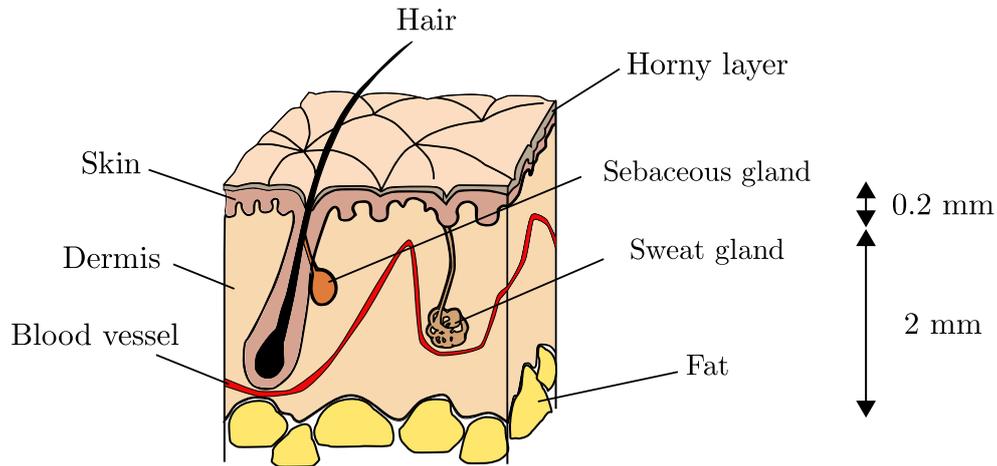


図 3.2: 皮膚の解剖図

3.1.3 脂肪

脚部における脂肪の解剖学的構造を図 3.3 に示す。脂肪は脂肪細胞 (Fat cell) の集合によって構成されており, 真皮と筋の間に存在している組織である [17]。脂肪はホルモン生成やエネルギー貯蔵を血管を通じて行う。厚さには個人差が存在するが 10 mm 程度である。

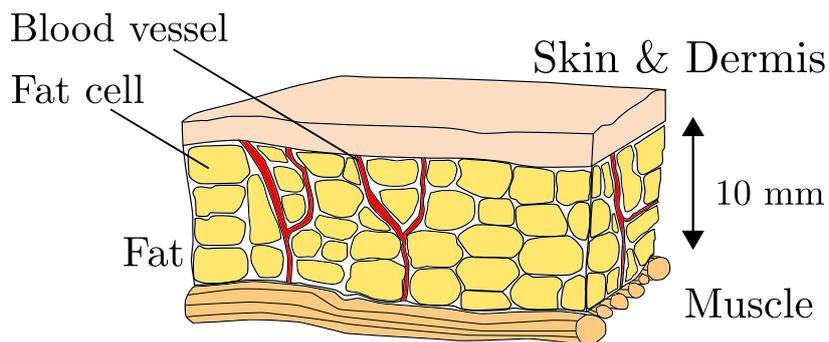


図 3.3: 脂肪の解剖図

3.1.4 筋

筋は関節を動かす骨格筋，血管や内臓を動かす平滑筋，心臓の拍動を担う心筋の3種類に大別される [18]．本研究の計測対象であり，身体動作を行う際に用いられる骨格筋の解剖学的構造を図 3.4 に示す [19–22]．骨格筋 (Skeletal muscle) は長さ 100–300 mm 程度の入れ子構造を有しており，筋外膜 (Epimysium) が直径 1–5 mm の筋束 (Fascicle) を多数覆うことによって形成される．筋束も骨格筋同様に，筋鞘 (Perimysium) と呼ばれる膜が直径 10–100 μm の細胞である筋線維 (Muscle fiber) を多数覆うことによって形成される．また筋線維の中には直径約 1 μm の筋原線維が存在しており，筋原線維内の分子間相互作用によって骨格筋の収縮運動が発生する．

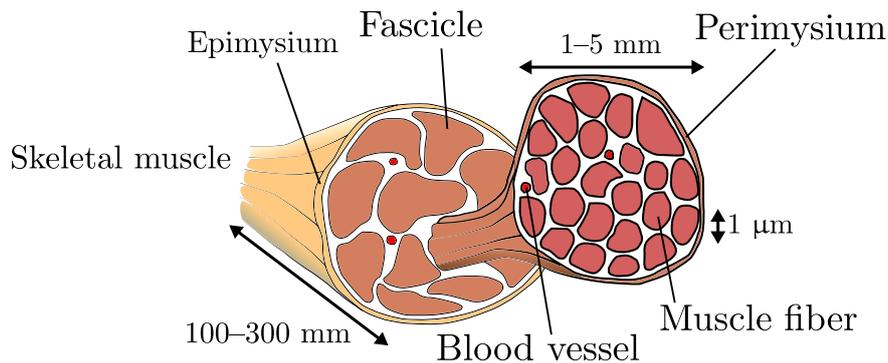


図 3.4: 骨格筋の解剖図

3.1.5 骨

骨は主に人体の支持や姿勢の維持を行う．主成分はカルシウムであり，骨の内部ではカルシウムの貯蔵も行う．骨の解剖学的構造の一例として，筋断裂が頻発する脚部に存在する大腿骨を図 3.5 に示す．大腿骨は股関節から膝まで伸びており長さは 400 mm 程度である．

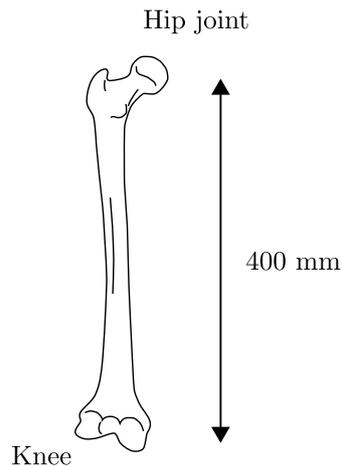


図 3.5: 骨の解剖図

3.1.6 血管・血液

血液は生体内を循環する流体であり，体内で物質を循環させる．血球，血小板，血漿の三つが主な構成要素である [23]．血管 (Blood vessel) 中の血液の解剖図を図 3.6 に示す．血球は各組織への酸素の運搬 (赤血球, Red blood cell) や殺菌 (白血球, White blood cell) を行う．血小板 (Platelets) は出血部に凝集し，止血を行う．血漿 (Blood plasma) は細胞に対して，血液中の物質や老廃物を運搬する．

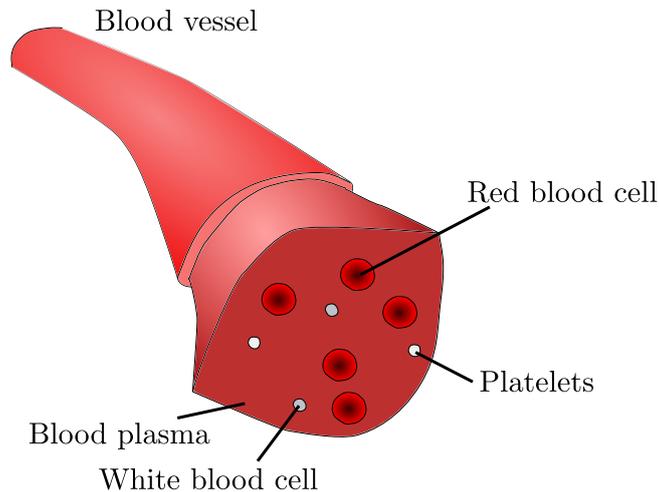


図 3.6: 血管と血液

3.2 筋断裂

筋断裂 (肉離れ) は，特にスポーツで走行の始動，跳躍，他の選手との接触などを行う際，骨格筋に対して過度な伸展や衝撃が生じ，発揮可能な力の上限より大きな力が加わることで発症する．特に脚部の中でも大腿部で頻発する．筋断裂が生じた場合，筋線維や筋束，重度の場合骨格筋が断裂する．筋線維付近に存在する血管に損傷が生じるため，図 3.7 に示すように断裂部位付近では出血 (Blood) が生じ水分量も増加する．

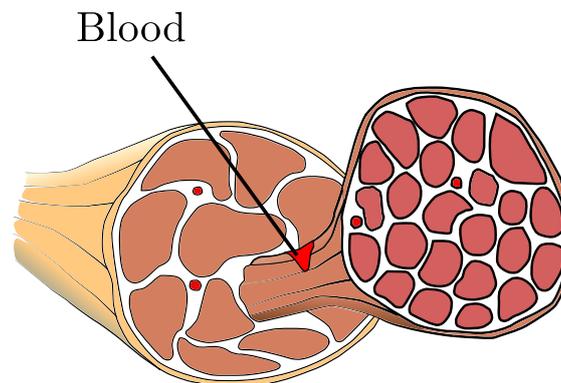


図 3.7: 筋断裂の概要図

筋断裂の症状には三つの段階が定められている [1]．三つの段階は断裂部位において，骨格筋の断面積に対する断裂した筋繊維の割合で定義付けされ，5%以下の場合が軽度，5%

以上の場合が中度や重度とされる。筋断裂の治療としては、重度の断裂以外に対しては保存療法が用いられ、断裂した部分の筋線維が自己修復するまで安静にする。重度の場合は外科手術を行う。

3.3 人体を構成する組織の電氣的性質

脚部を構成している組織に関する導電率・誘電率を表 3.1 に示す [24–28]。ただし導電率とは電気抵抗に長さを乗じた逆数の次元を有し、物質中における導電の容易さを表す。また誘電率とは、電気容量に長さの逆数を乗じた次元を有し、物質中における誘電分極の容易さを表す。それぞれの組織が有する導電率は細胞質や細胞外液に起因し、誘電率は絶縁性の細胞膜に起因する。

表 3.1: 各種体組織の導電率

| 体組織 | 導電率 [S/m] | 誘電率 [F/m] |
|----------------|----------------------|-----------------------|
| 血液 | 6.3×10^{-1} | 8.9×10^{-8} |
| 表皮 | 6.3×10^{-4} | 1.5×10^{-8} |
| 真皮 | 4.3×10^{-1} | 5.4×10^{-7} |
| 脂肪 | 4.0×10^{-2} | 2.0×10^{-7} |
| 骨格筋 (線維に平行な方向) | 5.3×10^{-1} | 5.3×10^{-7} |
| (線維に垂直な方向) | 7.6×10^{-2} | 5.3×10^{-7} |
| 骨 | 5.6×10^{-3} | 1.5×10^{-11} |

多くの組織は細胞の形状や組成分布に起因する導電率異方性を有するが、筋線維の導電率は特に強い異方性を有しており、線維に平行な方向に関する導電率は線維に垂直な方向に関する導電率の約 7 倍である。強い異方性の理由としては 3.1.4 節で述べたように、線維方向の長さが垂直な方向の長さの約 100 倍であることに依存する。3.1.4 節で述べたように筋断裂が発生するとその筋線維付近に出血が生じるため、線維に垂直な方向に関する導電率が増加する。ただし血液が凝固した場合、血小板の凝集によって凝固過程の進行に伴い導電率が低下することが報告されている [29]。しかし血液の凝固までに数時間程度を要し [30]、本研究で提案するシステムでは運動を行っている環境で適宜計測を行うことを想定するため、凝固した際の電気特性変化は考慮しない。

3.4 骨格筋の画像化・異常検知手法

本節では、骨格筋の組成分布を画像化して骨格筋の異常を検知する手法や、骨格筋の活動に由来して放出される物質濃度の計測を通じて骨格筋の異常を検知する手法について述べ、これらの手法の課題について述べる。

3.4.1 核磁気共鳴画像法

骨格筋の断面を画像化する手段として、MRIが挙げられる。取得された脚部の画像を図 3.8 に示す。MRIでは静磁場中の水素原子 ^1H 中の陽子に 40–120 MHz 程度の電磁波を照射することで核磁気共鳴を生じさせ、照射を中断した際に放出される電磁波を計測する。静磁場の強さを空間的に変化させることで体内のプロトン分布の画像化を行う。3.2 節で述べたように、断裂の発生部位(図 3.8 中の矢印)で出血が生じてプロトン濃度が上昇し、出血領域の輝度が周囲の骨格筋領域と比較して上昇する [31,32]。

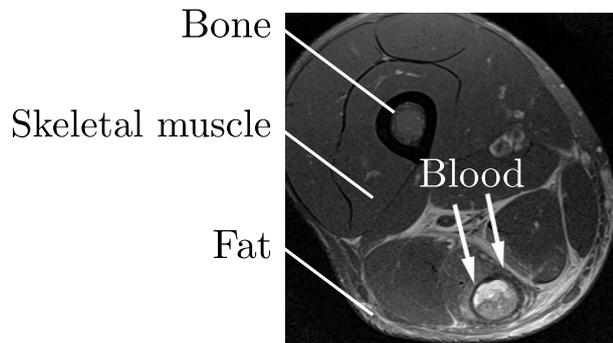


図 3.8: 脚部の MRI([1] を改変)

骨格筋領域と出血領域の間で大きな輝度変化を有する画像を 10–100 μm 程度の空間分解能で取得可能であるが [33]，撮像装置が 1–10 m 四方程度で非常に大型あることに加えて 0.1–10 T 程度の強磁場が発生するため，撮像を行うための部屋を設けており，使用環境はその部屋の内部に限定される。したがって本研究で目的とする簡便な計測も不可能である。また 1 枚の断層画像を取得するための時間は 10–100 s 程度であり，計測には長時間を要する。

3.4.2 超音波断層画像法

骨格筋の断面を画像化する手段として、超音波断層画像法が挙げられる。取得された脚部の画像を図 3.9 に示す。超音波断層画像法では計測対象に探触子を押し当て、探触子に実装される圧電素子で超音波を組織に入射し、反射波の検出を行う。脚部骨格筋の可視化を行う場合は周波数 10 MHz 程度の超音波を入射する [1]。超音波を入射してから検出するまでの時間と、検出された振幅を用いることで、超音波の伝播経路上に存在する体組織の反射強度を取得し画像化する。超音波は血液に対する反射率が骨格筋に対する反射率と比較して低いため、出血が存在する筋断裂部位 (図 3.9 中の矢印) では輝度が周囲の健全な骨格筋領域 (図 3.9 中の * 印) と比較して低下する [34–36]。

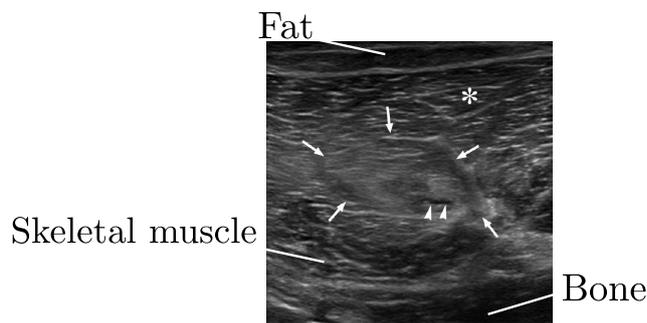


図 3.9: 超音波で得られる脚部画像 ([1] を改変)

現在は 10–100 mm 四方程度の大きさのスマートフォンやタブレット端末に探触子を接続して使用可能であり、小型で非侵襲な計測手法として注目されている。また周波数や超音波の距離減衰により空間分解能は画像化する対象部位によって変化するが、骨格筋を画像化する場合は 10–100 μm 程度である [1]。さらに 1 枚の断層画像を取得するための時間に関しても、100 fps 程度の動画を取得可能であるシステムも存在する [37] ため、0.01 s を大きく下回る。しかし本研究で扱う軽度な筋断裂の場合、画像に断裂が映らない場合が存在することが報告されている [1]。加えて、骨格筋と血液間で輝度値の差異が小さく視認が困難であり、断裂検知には測定者に訓練を要する [1]。

3.4.3 電気インピーダンストモグラフィ

電気インピーダンストモグラフィ (EIT) は、物体内のインピーダンス分布を二次元もしくは三次元で画像化する技術である [38]。インピーダンス分布によって物体表面電位が決定されるため、EIT は計測対象の物体を囲むように多数の電極を配置し、様々な電圧を印加して電位を記録する。記録した電位を用いて最適化問題を解き、物体内のインピーダンス分布を得る。またシステム全体の大きさも 10–100 mm 四方程度であり、超音波断層画像法と同じく計測装置が小型である。

計測対象として人体を選択することで、人体内のインピーダンス分布を取得し画像化することが試みられている [2, 39]。3.3 節で述べたように人体を構成する組織の導電率や誘電率はそれぞれ異なるため、取得された分布を用いて特定の物質分布を推定することができる。各組織は 1–1000 kHz の周波数帯域で電気特性が大きく変化し [40]、体内の電気インピーダンス分布も変化する。したがって、1–1000 kHz の帯域から印加電圧の周波数を複数選択して用いることで、インピーダンス分布の推定に用いる電位分布データの標本数を増加させる。脚部に対して EIT を適用して得られた画像を図 3.10 に示す。図 3.10 中の輝度は導電率の大きさに対応する。ただし後述するように、EIT の空間分解能は筋断裂で生じる出血の画像化に対して不足しており、図 3.10 中には描かれていない。

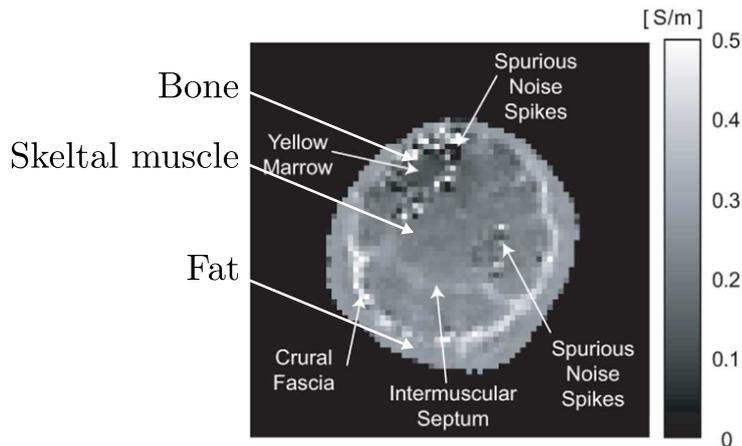


図 3.10: EIT で得られる脚部画像 ([41] を改変)

しかし EIT は空間分解能の低さが課題である。撮像対象の表面に電極を接触させ電圧を印加・計測するため、空間分解能は撮像対象の大きさに依存するが、人体に適用する際は最高でも 10–20 mm 程度であることが知られている [42]。この空間分解能の低さは、取得可能な電位分布データの数と比較して推定パラメータである各要素のインピーダンスの次元が大きく、また物体内を電流が拡散することで画像再構成時に解く連立方程式の階数が方程式の個数と比較して少ないことに起因する。また体表に設置できる電極を増やせば取得可能な電位分布データ数は増加し、空間分解能も向上すると考えられるが、配置できる個数には限界が存在する。現状では最大 100 個程度の実装に留まっており [43]、本研究で扱う 3.2 節で述べた軽度な筋断裂検知を行うために必要な空間分解能の確保は困難である。ただし 1 枚の断層画像を取得するための時間に関しては、超音波断層画像法と同様に動画を取得可能であり 0.01 s を下回るシステムも多く存在する。しかし EIT は画像化に大きく寄与しない標本も数多く取得しているため、撮像性能に対して標本取得時間が長い。

3.4.4 血液検査

筋の損傷を定量化する手段として、採血を行いクレアチンキナーゼ (CK) の密度計測を行う手法が挙げられる。CK はエネルギー代謝に関係している酵素であり、骨格筋や心筋に代表される多くのエネルギーを消費する組織の細胞質に分布する。筋細胞が崩壊した際は血中に CK が放出されるため、血中 CK 密度を計測することで崩壊している筋細胞の量を評価できる [44, 45]。密度計測を行う際、CK によるエネルギー生成を誘発する試薬を滴下することで、エネルギー生成反応に伴う副産物が生じる。生成される副産物は 330–350 nm の波長を入射した際に吸光度の極大を有するため、330–350 nm の光で吸光度計測を行う。吸光度計測を通じて血中に存在する CK 密度を推定し、健常状態で取得された正常値と比較することで、筋の損傷が定量化可能である [46]。筋が損傷した 39 人の患者に対して血液検査を行い、CK の酵素密度を計測した結果を図 3.11 に示す。ただし図 3.11 では、酵素密度の大きさが縦軸に対応する (IU/L は酵素密度を表す単位)。図 3.11 中の破線が健常状態における酵素密度の上限値 (Upper limit) を示しており、170 IU/L である。筋が損傷している場合の CK の酵素密度は上限値と比較して一桁以上大きいため、酵素密度が上限値より大きい場合は筋が損傷していると判断できる。

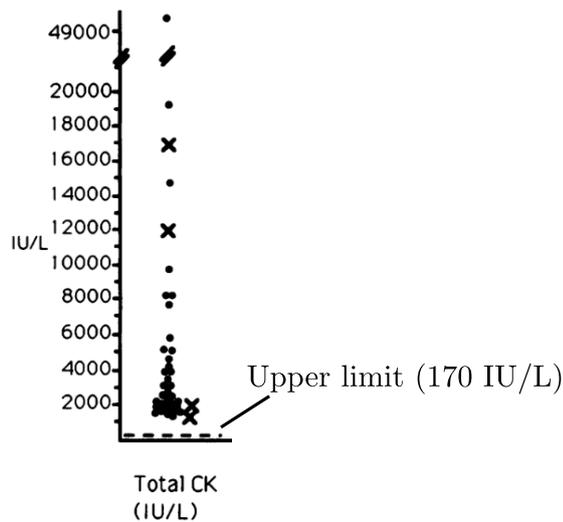


図 3.11: 血液検査で取得されるクレアチンキナーゼの密度 ([44] を改変)

血液検査では MRI や超音波断層画像法や EIT と異なり定量的に筋の損傷を評価できる。また血液検査の機器の大きさは 100–1000 mm 四方程度であるため、MRI のシステムと比較すると小型である。しかし先述したように、採血を伴うため侵襲性が課題として挙げられる。また 1 回の計測時間に関して、通常数十分程度は要する。

3.5 本研究の位置付け

本研究では、計測にはMRIのように強磁場を要することも、超音波断層画像法のように測定者にあらかじめ訓練を要することも、血中マーカを用いた骨格筋の損傷評価のように侵襲的な計測を行うこともなく計測できる点に注目し、電気を用いる。提案手法と同じく電気を用いて簡便な計測が可能であるEITは、画像化のアルゴリズムが原因で空間分解能が筋断裂検知に十分でないため、本研究では画像化を行わずに検知する。また3.4.3節で述べたようにEITは画像取得に大きく寄与しない標本の取得も行っているが、提案手法ではあらかじめ断裂検知に大きく寄与する印加電極の選び方を求めて用いることで断裂検知に適応した計測を行い、2.4節で述べたようなデータ取得時間の短縮を行う削減型の適応計測を行う。計測に用いる印加電極の選び方を算出するためにシミュレーションで得た筋断裂時の電位分布データを用いる。シミュレーションで得たデータを用いる理由としては、筋断裂時の実測データを網羅的に取得することが困難であることが挙げられる。シミュレーションデータを用いて適応計測を行う場合、実測環境とシミュレーション間の差を小さくするため、実測環境で生じ得る雑音をモデル化してシミュレーションモデルに加える。

3.4.1–3.4.4節で述べた骨格筋に関する計測手法を踏まえて、本研究の位置付けを図3.12に示す。三つの軸はそれぞれの節でも述べたように、検知性能、計測の簡便さ、計測時間の短さである。また図3.12中で、提案手法(Proposed system)とMRIに対応した色の矢印は、適応計測を行う前後で比較した際の計測性能の向上を示す。超音波断層画像法(Ultrasound)やEITでは適応計測は行われていないため、図3.12に矢印は描画していない。しかし超音波断層画像法に関しては、走査的な計測でも実時間で動画を取得できる程度に計測時間が短く、仮に適応的な計測を行うと更に計測時間が短縮されると考えられる。またEITに関しては、データ取得方法や計測装置の実装が5章で述べる提案システムと共通しているため、計測時間としては提案手法と同程度であると予想される。さらに血液検査(Blood test)に関しては、あらかじめ判明しているクレアチンキナーゼの吸光スペクトルに基づき入射光の波長を決定しているため削減型適応計測であると見なし、図3.12に矢印は描画していない。図3.12の赤丸で示す本研究で提案するシステムにより、短い計測時間で軽度な筋断裂を簡便に検知可能な電気計測技術を実現する。提案システムの計測時間としては、実時間でも十分使用可能で被測定者への負担も小さい1–10 s程度を要件とする。

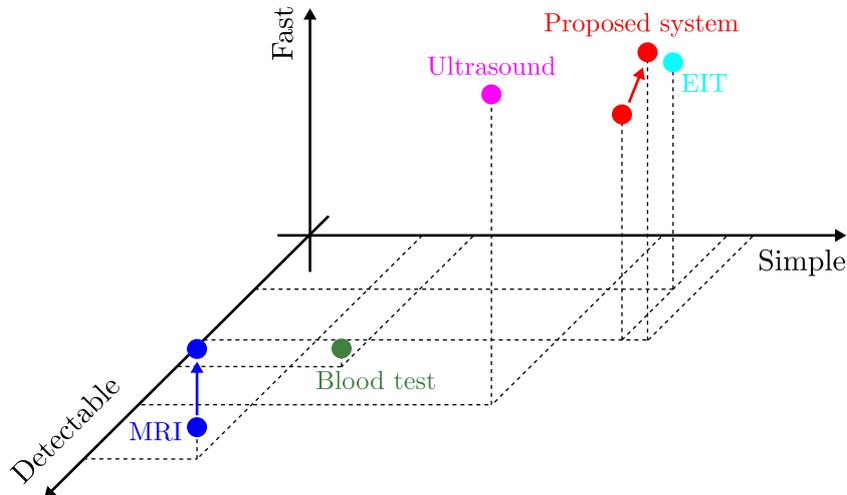


図 3.12: 筋の計測を行う手法と本研究の位置付け

第4章 異方性を考慮した交流電位分布解析

本章では、適応計測を行う際に用いる学習データを生成する電位分布シミュレーションについて述べる。シミュレーションの設定について述べた後、解析領域を要素に分割して支配方程式を離散化する。

4.1 シミュレーションの設定

本研究では、電極を通じて脚部(導電体)の表面に時間 t に依存する電圧 ϕ_b を印加した際の電位分布シミュレーションを行う。導体内の電位分布に関する支配方程式はポアソン方程式で記述される [47, 48]。ただし本シミュレーションにおいて、生体の電気活動は印加する電圧の大きさに対して十分小さいため考慮しておらず、電圧印加・計測中に体組成(電気特性の空間分布)の変化が生じないことを仮定する。シミュレーションの設定と各領域の定義を図4.1に示す。まず、 V を解析領域である脚部、 S_a , S_g を電極から電圧が印加される領域、 V_f を電圧が印加されていない領域と定義する。ただし S_a には電位 ϕ_b を与え、 S_g は接地する。 V , S_a , S_g の定義から V_f は $V \cap \overline{S_a \cup S_g}$ である。次に、 S を脚部 V の表面(体表)、 S における法線ベクトル \mathbf{n} を $(n_x, n_y, n_z)^T$ と定義する。ただし \mathbf{x} を位置ベクトル $(x, y, z)^T$ 、 \mathbf{D}^T を行列 \mathbf{D} の転置と定義する。最後に、 S_f を境界条件が適用されていない脚部 V の表面と定義する。 S , S_a , S_g の定義から S_f は $S \cap V_f$ である。また、電圧が印加されていない体表 S_f から体外に向かう電流成分は0とする。

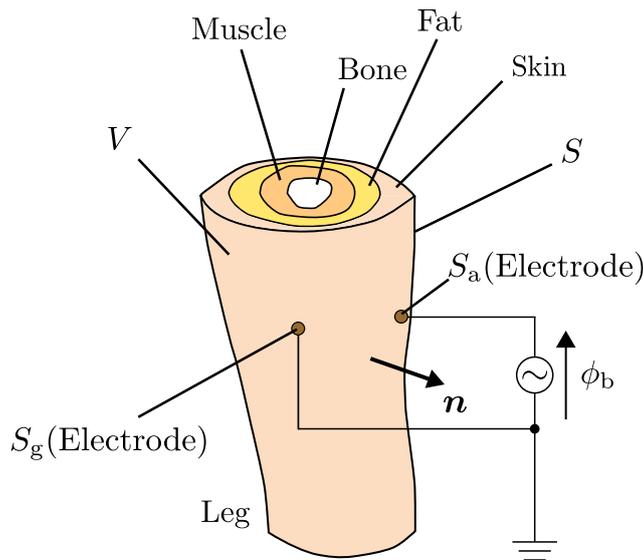


図 4.1: シミュレーションの設定

4.2 有限要素法

物理シミュレーションを行う際、有限要素法が多くの場面で用いられる。図 4.1 に示した解析領域 V を複数の四面体要素と節点に分割して取り扱い、支配方程式を離散化する。解析対象 V の一部を四面体要素で分割した様子を図 4.2 に示す。ただし図 4.2 に表示される節点と要素は、 S に存在する一部である。また有限要素法は分割する際、要素の大きさや節点の位置関係に制約が存在しないため、図 4.2 以外にも無数の分割方法が存在する。本シミュレーションにおいて有限要素法を用いる利点としては、骨格筋が有する電気特性の異方性を要素ごとに容易に定義可能なことが挙げられる [49, 50]。また離散化を行うための式変形として、本章では電位分布シミュレーションを行う際に広く用いられる重み付き残差法と Galerkin 法を用いる [51]。

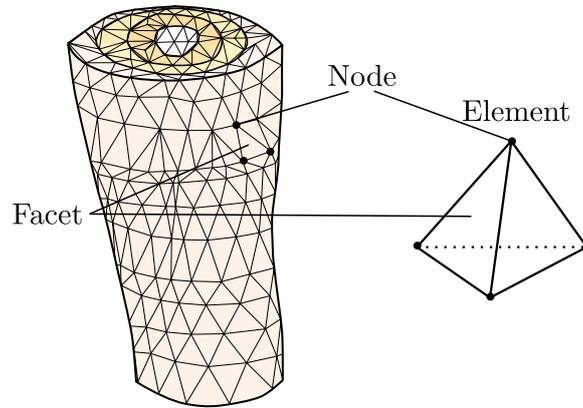


図 4.2: 要素に分割された解析領域

4.3 支配方程式の弱形式化

導体内の電位分布に関する支配方程式は 4.1 節で述べたように、ポアソン方程式 (4.1) で記述される [48]。ただし ∇ は式 (4.2) で定義される微分演算子であり、 ϕ は電位で位置 \mathbf{x} と時間 t の関数である。

$$0 = \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi) \quad (4.1)$$

$$\nabla = \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial z} \right)^T \quad (4.2)$$

また $\boldsymbol{\sigma}^*$ は式 (4.3) で定義される複素導電率テンソルである。ただし $\boldsymbol{\sigma}$ は導電率テンソル、 $\boldsymbol{\epsilon}$ は誘電率テンソルである。テンソル $\boldsymbol{\sigma}^*$, $\boldsymbol{\sigma}$, $\boldsymbol{\epsilon}$ はすべて位置 \mathbf{x} の関数であり、4.1 節で体組成が時間で変化しないことを仮定したため時間に依存しない。また 3.3 節でも述べたように、生体組織の導電率や誘電率を表すテンソルは式展開を行う上では 3×3 の行列として扱うことができるため、 $\boldsymbol{\sigma}^*$ の各成分を式 (4.4) と定義する。ただし σ_{xx}^* , σ_{xy}^* , σ_{xz}^* は x 軸方向に電圧を印加した際の x 軸, y 軸, z 軸に関する導電性を表す。同様に、 σ_{yx}^* , σ_{yy}^* , σ_{yz}^* は y 軸方向に電圧を印加した際の x 軸, y 軸, z 軸に関する導電性を表し、 σ_{zx}^* , σ_{zy}^* , σ_{zz}^* は z 軸方向

に電圧を印加した際の x 軸, y 軸, z 軸に関する導電性を表す.

$$\boldsymbol{\sigma}^* = \boldsymbol{\sigma} + \epsilon \frac{\partial}{\partial t} \quad (4.3)$$

$$= \begin{pmatrix} \sigma_{xx}^* & \sigma_{xy}^* & \sigma_{xz}^* \\ \sigma_{yx}^* & \sigma_{yy}^* & \sigma_{yz}^* \\ \sigma_{zx}^* & \sigma_{zy}^* & \sigma_{zz}^* \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

また境界条件について, S_a の電極に電位 ϕ_b を与えて S_g の電極を接地する. したがって S_a , S_g において, 式 (4.5) が成立する.

$$\phi = \begin{cases} \phi_b & (\mathbf{x} \in S_a) \\ 0 & (\mathbf{x} \in S_g) \end{cases} \quad (4.5)$$

さらに, 電極以外を通じて体外に向かう電流が存在しないため, 式 (4.6) も成立する.

$$\mathbf{n} \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi) = 0 \quad (\mathbf{x} \in S_f) \quad (4.6)$$

従って式 (4.1)(4.5)(4.6) が本シミュレーションで扱う支配方程式である.

4.2 節で述べたように, 有限要素法を用いたシミュレーションを行う際に広く用いられる重み付き残差法に基づき式 (4.1)(4.5)(4.6) の近似解を算出する. 近似解について, 解析領域内の任意の一点 \mathbf{x} における解析解との誤差 E は式 (4.7) で定義される.

$$E = \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi) \quad (4.7)$$

式 (4.7) に基づくと, 領域 V で生じる近似解の誤差は $\int_V E dV$ である. 重み付き残差法では位置 \mathbf{x} に依存する誤差の重み関数 $\delta\phi$ を定義し, 任意の重み関数に対して式 (4.8) を満たす ϕ を近似解として採用する.

$$0 = \int_V \delta\phi E dV \quad (4.8)$$

以降は式 (4.8) の変形を行い, 近似解を導出する. ただし近似解もディリクレ境界条件を満たすため, ディリクレ境界条件が設定されている領域 S_a , S_g における誤差の重み $\delta\phi$ は 0 である. したがって重み関数 $\delta\phi$ は式 (4.9) を満たす.

$$\delta\phi = \begin{cases} 0 & (\mathbf{x} \in S_a \cup S_g) \\ \delta\phi_f & (\mathbf{x} \in S_f) \end{cases} \quad (4.9)$$

式 (4.8) について, 右辺の被積分関数 $\delta\phi E$ について合成関数の微分則を用いると, 式 (4.10) が得られる.

$$\begin{aligned} \delta\phi E &= \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi) \delta\phi \\ &= \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \delta\phi) - \boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \cdot \nabla \delta\phi \end{aligned} \quad (4.10)$$

式 (4.10) を用いて式 (4.8) を変形すると, 式 (4.11) が導出される.

$$\int_V (\nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \delta\phi) - \boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \cdot \nabla \delta\phi) dV = 0 \quad (4.11)$$

式 (4.11) の左辺第一項について、ガウスの発散定理及び $\delta\phi$ の定義である式 (4.9) を用いると式 (4.12) が成立する。

$$\begin{aligned}\int_V \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \delta\phi) dV &= \int_S \mathbf{n} \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \delta\phi) dS \\ &= \int_{S_f} \mathbf{n} \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi) \delta\phi dS\end{aligned}\quad (4.12)$$

式 (4.6) より式 (4.12) の右辺は 0 であるため、式 (4.13) が導出される。

$$\int_V \nabla \cdot (\boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \delta\phi) dV = 0 \quad (4.13)$$

式 (4.11) と式 (4.13) を用いると、支配方程式 (4.1) の弱形式と呼ばれる式 (4.14) が導出される。

$$\int_V \boldsymbol{\sigma}^* \nabla \phi \cdot \nabla \delta\phi dV = 0 \quad (4.14)$$

4.4 離散化

有限要素法では、解析領域 V を M_V 個の四面体要素 V_m ($m = 1, 2, \dots, M_V$) に分割し、各要素内では一様な複素導電率テンソル $\boldsymbol{\sigma}_m^*$ を定める。ただし一つの節点が複数の四面体を構成するため、物体の存在領域 V を構成する節点数は M_N ($\neq 4M_V$) である。要素分割後の電位分布 ϕ の近似解は式 (4.15) を満たす。

$$\sum_{m=1}^{M_V} \int_{V_m} \boldsymbol{\sigma}_m^* \nabla \phi \cdot \nabla \delta\phi dV = 0 \quad (4.15)$$

また 4.2 節で述べたように、本シミュレーションでは離散化を行うためにガラーキン法を用いる。ガラーキン法に基づき、要素 V_m 内の任意の点の電位を $x, y, z, 1$ の線形結合である式 (4.16) で近似する。 a_1, a_2, a_3, a_4 は時間 t の関数である。

$$\phi \approx \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{pmatrix} \quad (4.16)$$

要素 V_m を構成する 4 節点の位置を $(x_{m,1}, y_{m,1}, z_{m,1})$, $(x_{m,2}, y_{m,2}, z_{m,2})$, $(x_{m,3}, y_{m,3}, z_{m,3})$, $(x_{m,4}, y_{m,4}, z_{m,4})$ と定義し、4 節点における電位を $\phi_{m,1}, \phi_{m,2}, \phi_{m,3}, \phi_{m,4}$ と定義する。ただし印加電圧 ϕ_b が時間 t の関数であるため、 $\phi_{m,1}, \phi_{m,2}, \phi_{m,3}, \phi_{m,4}$ も時間 t の関数である。式 (4.16) に、この 4 節点の電位と位置を代入すると、式 (4.17) が成立する。

$$\begin{pmatrix} \phi_{m,1} \\ \phi_{m,2} \\ \phi_{m,3} \\ \phi_{m,4} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{m,1} & y_{m,1} & z_{m,1} & 1 \\ x_{m,2} & y_{m,2} & z_{m,2} & 1 \\ x_{m,3} & y_{m,3} & z_{m,3} & 1 \\ x_{m,4} & y_{m,4} & z_{m,4} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ a_4 \end{pmatrix} \quad (4.17)$$

式 (4.17) を解くことで電位を節点の位置で近似する際の重み a_1, a_2, a_3, a_4 を決定できる。式 (4.16) に式 (4.17) で得られた a_1, a_2, a_3, a_4 を代入すると、 ϕ は式 (4.18) と記述可能である。

$$\begin{aligned}\phi &\approx \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} x_{m,1} & y_{m,1} & z_{m,1} & 1 \\ x_{m,2} & y_{m,2} & z_{m,2} & 1 \\ x_{m,3} & y_{m,3} & z_{m,3} & 1 \\ x_{m,4} & y_{m,4} & z_{m,4} & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \phi_{m,1} \\ \phi_{m,2} \\ \phi_{m,3} \\ \phi_{m,4} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \alpha_{m,1} \\ \alpha_{m,2} \\ \alpha_{m,3} \\ \alpha_{m,4} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \phi_{m,1} \\ \phi_{m,2} \\ \phi_{m,3} \\ \phi_{m,4} \end{pmatrix}\end{aligned}\quad (4.18)$$

ただし $\alpha_{m,1}, \alpha_{m,2}, \alpha_{m,3}, \alpha_{m,4}$ は形状関数と呼ばれる位置 \boldsymbol{x} の関数であり、式 (4.19) で定義される。

$$\begin{pmatrix} \alpha_{m,1} \\ \alpha_{m,2} \\ \alpha_{m,3} \\ \alpha_{m,4} \end{pmatrix} = \left(\begin{pmatrix} x_{m,1} & y_{m,1} & z_{m,1} & 1 \\ x_{m,2} & y_{m,2} & z_{m,2} & 1 \\ x_{m,3} & y_{m,3} & z_{m,3} & 1 \\ x_{m,4} & y_{m,4} & z_{m,4} & 1 \end{pmatrix}^{-1} \right)^T \cdot \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}\quad (4.19)$$

形状関数は、要素 V_m の形状 (4 節点の位置関係) を重みとした $x, y, z, 1$ の線形結合であるため、形状関数に対して x, y, z で偏微分を行うと定数が得られる。式 (4.18) より、任意の点 \boldsymbol{x}' において ϕ は、 \boldsymbol{x}' が属する要素を構成する 4 節点上の値を用いて記述可能である。 $\delta\phi$ に関しても同様の近似が可能である。

形状関数を用いて ϕ と $\delta\phi$ を近似し、先述した形状関数の x, y, z に関する一階偏微分が定数であることや、要素内の複素導電率 σ^* や要素の体積 V_m が定数であることに留意して式 (4.15) の左辺を変形すると、式 (4.20) が導出される。

$$\begin{aligned}&\sum_{m=1}^{M_V} \int_{V_m} \sigma_m^* \nabla\phi \cdot \nabla\delta\phi dV \\ &= \sum_{m=1}^{M_V} \sum_{u_1=1}^4 \sum_{u_2=1}^4 \delta\phi_{m,u_1} \left(\left(\sigma_{m,xx}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial x} + \sigma_{m,xy}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial y} + \sigma_{m,xz}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial z} \right) \frac{\partial\alpha_{u_2}}{\partial x} \right. \\ &\quad + \left(\sigma_{m,yx}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial x} + \sigma_{m,yy}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial y} + \sigma_{m,yz}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial z} \right) \frac{\partial\alpha_{u_2}}{\partial y} \\ &\quad \left. + \left(\sigma_{m,zx}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial x} + \sigma_{m,zy}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial y} + \sigma_{m,zz}^* \frac{\partial\alpha_{u_1}}{\partial z} \right) \frac{\partial\alpha_{u_2}}{\partial z} \right) V_m \phi_{m,u_2} \\ &= \sum_{m=1}^{M_V} \sum_{u_1=1}^4 \sum_{u_2=1}^4 \delta\phi_{m,u_1} B_{m,u_1,u_2} \phi_{m,u_2}\end{aligned}\quad (4.20)$$

ただし B_{m,u_1,u_2} は式 (4.21) で定義される定数である.

$$\begin{aligned}
B_{m,u_1,u_2} = & \left(\left(\sigma_{m,xx}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial x} + \sigma_{m,xy}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial y} + \sigma_{m,xz}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial z} \right) \frac{\partial \alpha_{u_2}}{\partial x} \right. \\
& + \left(\sigma_{m,yx}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial x} + \sigma_{m,yy}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial y} + \sigma_{m,yz}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial z} \right) \frac{\partial \alpha_{u_2}}{\partial y} \\
& \left. + \left(\sigma_{m,yx}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial x} + \sigma_{m,yy}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial y} + \sigma_{m,yz}^* \frac{\partial \alpha_{u_1}}{\partial z} \right) \frac{\partial \alpha_{u_2}}{\partial y} \right) V_m
\end{aligned} \tag{4.21}$$

式 (4.15) に式 (4.20) を代入すると, 式 (4.22) が成り立つ.

$$\sum_{m=1}^{M_V} \sum_{u_1=1}^4 \sum_{u_2=1}^4 \delta \phi_{m,u_1} B_{m,u_1,u_2} \phi_{m,u_2} = 0 \tag{4.22}$$

V_m を構成する節点における電位と重み関数の値を式 (4.23)(4.24) で定義するベクトル ϕ_m , $\delta \phi_m$ に格納し, B_{m,u_1,u_2} を式 (4.25) で定義する定数行列 B_m に格納する. 以上の定義のもとで, 式 (4.22) は線型方程式 (4.26) と記述できる.

$$\phi_m = (\phi_{m,1}, \phi_{m,2}, \phi_{m,3}, \phi_{m,4})^T \tag{4.23}$$

$$\delta \phi_m = (\delta \phi_{m,1}, \delta \phi_{m,2}, \delta \phi_{m,3}, \delta \phi_{m,4})^T \tag{4.24}$$

$$B_m = \begin{pmatrix} B_{m,1,1} & B_{m,1,2} & B_{m,1,3} & B_{m,1,4} \\ B_{m,2,1} & B_{m,2,2} & B_{m,2,3} & B_{m,2,4} \\ B_{m,3,1} & B_{m,3,2} & B_{m,3,3} & B_{m,3,4} \\ B_{m,4,1} & B_{m,4,2} & B_{m,4,3} & B_{m,4,4} \end{pmatrix} \tag{4.25}$$

$$\sum_{m=1}^{M_V} \delta \phi_m \cdot B_m \phi_m = 0 \tag{4.26}$$

すべての解析領域 V で近似解を得るためには, すべての m について式 (4.27) を満たす必要がある.

$$\delta \phi_m \cdot B_m \phi_m = 0 \tag{4.27}$$

すべての m_1 について線型方程式 (4.27) を得て連立させると式 (4.28) が得られる. ただし B は $M_N \times M_N$ の行列であり, $\phi, \delta \phi$ は M_N 次元のベクトルである.

$$\delta \phi \cdot B \phi = 0 \tag{4.28}$$

境界条件が適用されている体表 S_a, S_g を構成する節点の個数を M_b , 境界条件が適用されていない領域 V_f を構成する節点の個数を $M_f (= M_N - M_b)$ とする. 脚部 V を構成する M_N 個の節点に関して, デイリクレ境界条件である式 (4.5) が適応されている M_b 個の節点上の ϕ を既知変数 $\phi_{b,1}, \phi_{b,2}, \dots, \phi_{b,M_b}$ と定義し, $\delta \phi$ を, $\delta \phi_{b,1}, \delta \phi_{b,2}, \dots, \delta \phi_{b,M_b}$ と定義する. またデイリクレ境界条件が適用されていない M_f 個の節点上の ϕ を未知変数 $\phi_{f,1}, \phi_{f,2}, \dots, \phi_{f,M_f}$ と定義し, $\delta \phi$ を $\delta \phi_{f,1}, \delta \phi_{f,2}, \dots, \delta \phi_{f,M_f}$ と定義する. M_b 次元ベクトル $\phi_b, \delta \phi_b$ を式 (4.29)(4.30) と定義し, M_f 次元ベクトル $\phi_f, \delta \phi_f$ を式 (4.31)(4.32) で定義すると, $\phi, \delta \phi$ は式 (4.33)(4.34) で記述できる [52]. ただし $\delta \phi_b$ について, $\delta \phi$ の定義である式 (4.9) より零

ベクトルである.

$$\phi_b = (\phi_{b,1}, \phi_{b,2}, \dots, \phi_{b,M_b})^T \quad (4.29)$$

$$\begin{aligned} \delta\phi_b &= (\delta\phi_{b,1}, \delta\phi_{b,2}, \dots, \delta\phi_{b,M_b})^T \\ &= \mathbf{0} \end{aligned} \quad (4.30)$$

$$\phi_f = (\phi_{f,1}, \phi_{f,2}, \dots, \phi_{f,M_f})^T \quad (4.31)$$

$$\delta\phi_f = (\delta\phi_{f,1}, \delta\phi_{f,2}, \dots, \delta\phi_{f,M_f})^T \quad (4.32)$$

$$\phi = \begin{pmatrix} \phi_f \\ \phi_b \end{pmatrix} \quad (4.33)$$

$$\delta\phi = \begin{pmatrix} \delta\phi_f \\ \delta\phi_b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \delta\phi_f \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (4.34)$$

\mathbf{B} を $M_f \times M_f$ 行列 \mathbf{B}_{ff} , $M_f \times M_b$ 行列 \mathbf{B}_{fb} , $M_b \times M_f$ 行列 \mathbf{B}_{bf} , $M_b \times M_b$ 行列 \mathbf{B}_{bb} を用いて式 (4.35) と記述すると, 式 (4.28) は式 (4.36) と記述できる.

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \mathbf{B}_{ff} & \mathbf{B}_{fb} \\ \mathbf{B}_{bf} & \mathbf{B}_{bb} \end{pmatrix} \quad (4.35)$$

$$\begin{aligned} \delta\phi \cdot \mathbf{B}\phi &= \begin{pmatrix} \delta\phi_f \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \mathbf{B}_{ff} & \mathbf{B}_{fb} \\ \mathbf{B}_{bf} & \mathbf{B}_{bb} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_f \\ \phi_b \end{pmatrix} \\ &= \delta\phi_f \cdot (\mathbf{B}_{ff}\phi_f + \mathbf{B}_{fb}\phi_b) \\ &= 0 \end{aligned} \quad (4.36)$$

近似解は重み関数 $\delta\phi$ に依存せず式 (4.36) を満たすため, 未知の節点電位ベクトル ϕ_f は連立方程式 (4.37) で記述できる.

$$\mathbf{B}_{ff}\phi_f = -\mathbf{B}_{fb}\phi_b \quad (4.37)$$

連立方程式 (4.37) について, \mathbf{B}_{ff} , \mathbf{B}_{fb} , ϕ_b が既知であるため, 連立方程式 (4.38) の解であり, 未知の節点電位ベクトル ϕ_f は式 (4.38) で記述できる.

$$\phi_f = -\mathbf{B}_{ff}^{-1}\mathbf{B}_{fb}\phi_b \quad (4.38)$$

節点上に限らず任意の点の電位も, 形状関数に基づく節点電位ベクトル ϕ_b , ϕ_f を用いた近似式 (4.18) に基づき求められる.

4.5 シミュレータで取得される電位分布

図 4.3 に、両辺 20 mm、高さ 0.4 mm の直方体である導電体に対して振幅 1 V、周波数 10 kHz の交流電圧を印加した際に得られる電位分布を、本章で述べたシミュレーションに基づき算出した結果を示す。ただし境界条件として、直方体の 1 辺 (Side 1) に交流電源を接続し、別の 1 辺 (Side 2) を接地した。また、図 4.3 の色は交流電圧の振幅に対応する。図 4.3 は、 x 軸に関する導電性を表す σ_{xx}^* , σ_{yx}^* , σ_{zx}^* を 0, y 軸, z 軸に関する導電性を表す σ_{yy}^* , σ_{zz}^* を 10, その他の複素導電率の非対角成分も 0 に設定した際の電位分布である。 x 軸に関する導電性が 0 であることから、導体内の電流分布はすべて x 軸成分を有さない。したがって x 軸方向に電圧降下が生じず等電位である。

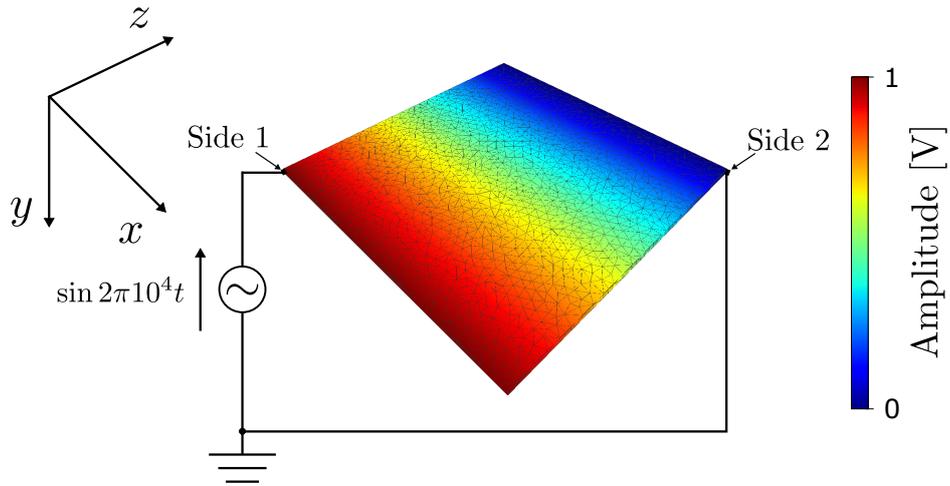


図 4.3: シミュレーションによる電位分布の可視化

第5章 筋断裂検知システム

本章では、本研究で提案する電気を用いた筋断裂の検知手法について述べる。システムを構成する各要素について概説した後、適応計測を行うための取得標本数の削減方式やシステムを構成する各要素について詳細に述べる。

5.1 システムの概要

図 5.1 に提案システムの概要を示す。ただし、図 5.1 の実線の矢印は実時間処理であり、破線の矢印は前処理である。システムは、計測対象である脚部に接触させる電極と、印加電極の選び方及び電位を取得する電極(取得電極と定義する)を切り替える電位計測回路、また計測に用いる印加電極の選び方の決定と断裂の検知を行うコンピュータで構成される。脚部に貼付された K 個の電極から 2 個を印加電極に選択して電圧を印加し、電位計測回路で K 個の電極を逐次取得電極に選択して電位を取得し、得られた電位分布をコンピュータに送信する。ただし検知に有効な印加電極の選び方をあらかじめ電位分布シミュレーションを用いて実験的に決定し、電圧の印加・計測を行う際は決定された選び方のみを用いて行う。一部の印加電極の選び方のみを電圧の印加・取得に用いることで取得標本数の削減、計測時間の短縮が可能である。その後、断裂の検知を行うためにパラメータを最適化した判別器を用いて、取得された電位分布に基づき筋断裂の検知を行う。

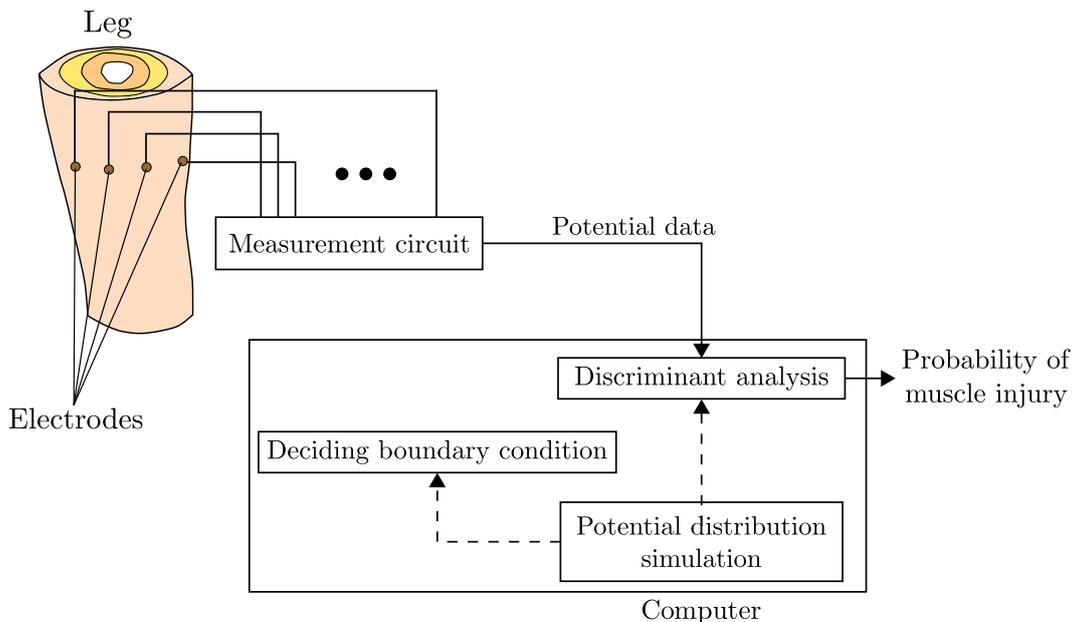


図 5.1: 提案する筋断裂検知システムの概要

提案手法の特徴は以下の三つである。

1. 断裂検知に大きく寄与する印加電極の選び方のみをあらかじめ算出し、計測に用いる。少ない取得標本数で検知を行うことができ、計測時間も短縮できる。
2. 学習データを生成する際、実測で生じる電極貼付位置の誤差を考慮する。実測で生じた電極貼付位置の誤差に対して頑健な検知を行うことができる。
3. 学習データとして、シミュレーションで取得した断裂時の電位分布データを用いる。実測時の電位分布データを学習データのために取得することが困難であるため、シミュレーションを行い取得する。

以下ではシステムを構成する各要素について詳細に述べる。

5.2 印加電極の選び方の決定

本節では、検知に用いる印加電極の選び方の決定を行う手法について述べる。提案システムでは5.3節で述べるような計測装置を用いて、多くの印加電極の組み合わせで電圧を印加する。印加電極の選び方及び体内のインピーダンス分布によって導体の電位分布が決定するため、様々な印加電極の選び方を用いることで取得できる電位分布が増加する。電圧の印加を行うには、 K 個の電極から電圧の印加を行う電極を2個選択するため、理論上最大の印加電極の選び方の数 L は式 (5.1) で定義される。また一つの印加電極の選び方に対して K 個存在する電極電位を取得することができるため、得られる電位分布データの次元は KL である。

$$L = {}_N C_2 \quad (5.1)$$

しかし、 L 個の印加電極の選び方の中でも、取得できる電位分布データが検知に大きく寄与しない選び方も存在する。本手法では図 5.2 に示すすべての印加電極の選び方から、検知に大きく寄与する印加電極の選び方のみを抽出して検知に利用する。図 5.2 について、行は交流電位が与えられる電極、列は接地される電極に対応する。

Grounded electrode

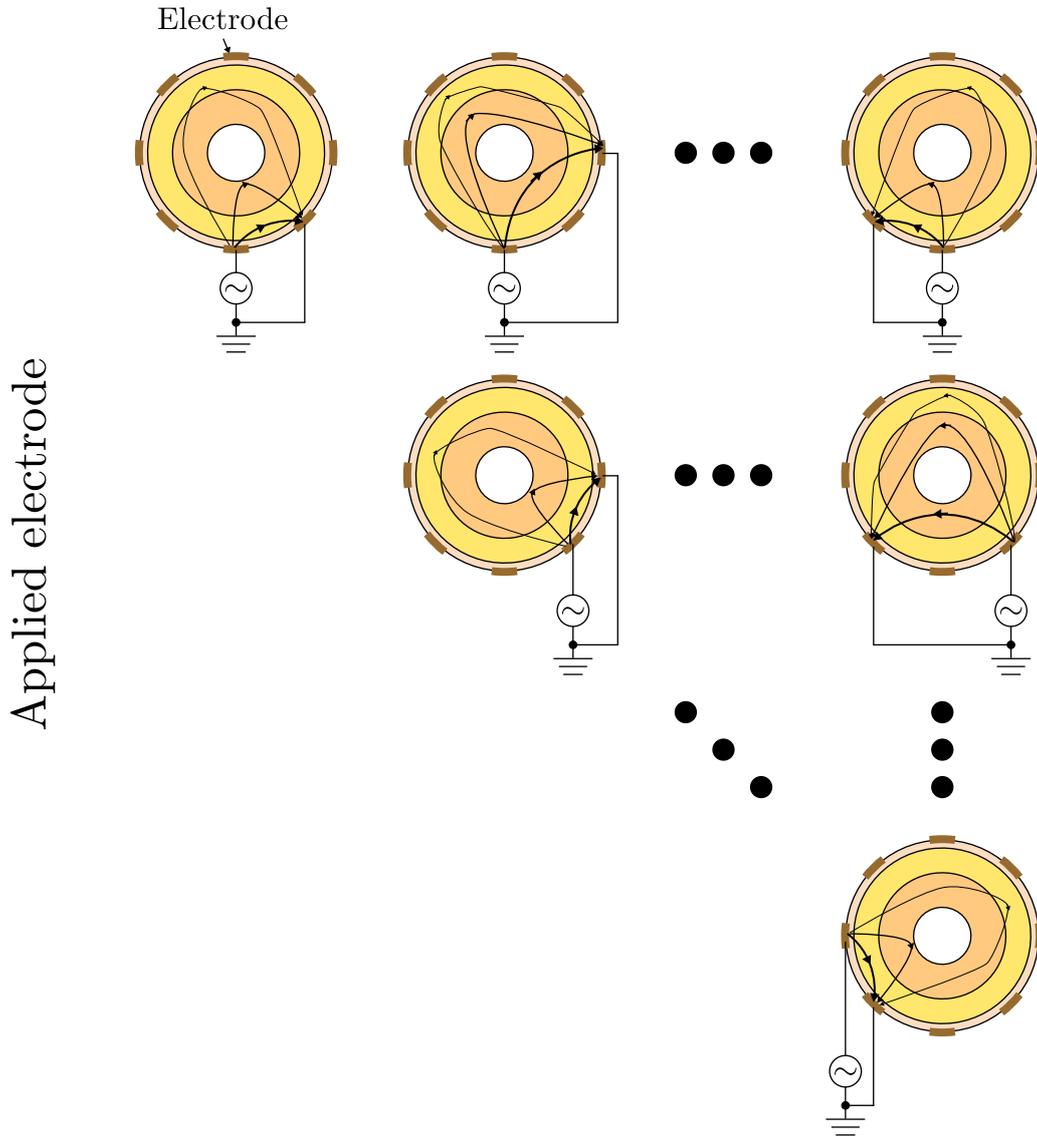


図 5.2: 印加電極の選び方と導体内の電流分布

提案手法では、健全状態と断裂状態で得られる電位分布データ間の相関に基づき、検知に用いる印加電極の選び方を決定する。その際、取得することが困難な断裂時の電位分布データを用いることなく断裂検知を行うことが提案システムの特徴であるため、印加電極の選び方の決定にも 4.2 章や 5.4.3 節で述べるシミュレーションで得た電位分布データを用いる。 L 個の印加電極の選び方を X_1, X_2, \dots, X_L と定義する。一つの印加電極の選び方 X_k から得られる健全時の K 次元電位分布データをベクトル $\phi_{h,k}$ 、本研究で検知を行う軽度 (骨格筋の断面積に対して断裂面積が 5 %以下) な断裂が生じたときの電位分布データを $\phi_{s,k}$ と定義する。提案手法では健全条件と断裂条件間で大きな電位変動が起こる印加電極の選び方を検知に用いるが、用いる基準として同一の印加電極の選び方 X_k における $\phi_{h,k}$ と $\phi_{s,k}$ 間の相関係数を用いる。ただし、 K 次元ベクトル ϕ_h と ϕ_s 間の相関係数 r を式 (5.2) で定義する。また K 次元ベクトル ϕ に関して、要素の平均 $\bar{\phi}$ とベクトルノルム $|\phi|$ を式 (5.3),(5.4) で定

義する．ただしベクトル $\bar{\phi}$ は $\bar{\phi}$ が全ての要素に格納された K 次元ベクトル $(\bar{\phi}, \bar{\phi}, \dots, \bar{\phi})^T$ である．

$$r = \frac{(\phi_h - \bar{\phi}_h) \cdot (\phi_s - \bar{\phi}_s)}{|\phi_h - \bar{\phi}_h| |\phi_s - \bar{\phi}_s|} \quad (5.2)$$

$$\bar{\phi} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \phi_k \quad (5.3)$$

$$|\phi| = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (\phi_k - \bar{\phi})^2} \quad (5.4)$$

式 (5.2) に基づき，すべての k に関して $\phi_{h,k}$, $\phi_{s,k}$ 間の相関係数 r_k を算出する．電位分布データ $\phi_{h,k}$, $\phi_{s,k}$ 間の類似性が高いとき，相関係数 r_k の値は大きくなる．したがって，相関係数 r_1, r_2, \dots, r_L の中で比較的小さな値を与える印加電極の選び方を用いることで，断裂の有無で大きな電位変動が発生する．

相関係数に閾値 r_{th} を設定し， r_{th} 以下の相関係数を与える印加電極の選び方のみを検知に用いる．抽出後の印加電極の選び方の集合を X' と定義すると， X' は式 (5.5) で定義される．ただし， L' は閾値 r_{th} 以下の相関係数を与える印加電極の選び方の個数である．したがって，印加電極の選び方 $X'_{k'}$ ($k' = 1, 2, \dots, L'$) が与える電位分布データの相関係数 $r_{k'}$ は式 (5.6) を満たす．

$$X' = (X'_1, X'_2, \dots, X'_{L'}) \quad (5.5)$$

$$r_{k'} < r_{th} \quad (5.6)$$

以降では， X' の要素である L' 個の印加電極の選び方のみを用いて得られた KL' 次元の電位分布データを健全時は ϕ'_h ，断裂時は ϕ'_s と定義して用いる．

以上の印加電極の選び方の決定を行うことで，検知に用いる電位分布データの次元は $K(L - L')$ 減少する．また，印加電極の選び方の決定に用いる r_{th} は検知に必要な検知性能に基づき定められる．適切な値より小さく設定すると十分学習することができず検知性能が低下し，適切な値より大きく設定すると検知を行うための電位分布データの次元が大きくなり，計測時間も長くなる．

5.3 電位計測回路

5.3.1 電位計測回路の概要

電位計測回路は体表に貼付された電極に対して、5.2節で抽出された L' 個の印加電極の選び方を用いて交流電圧の印加位置と取得位置を逐次変更し、体内の電気インピーダンス分布に応じた電位分布を取得する。電位計測回路の概要を図 5.3 に示す。本回路は K 個の電極とスイッチング回路 (Multiplexer), 振幅検出回路 (Detection part, DP), コントローラから構成される。コントローラによって AD 変換器 (A/D), デジタル信号生成器 (D/O), アナログ信号生成器 (D/A) を使用する。スイッチング回路は 5.2 節で決定された印加電極の選び方に従い、 K 個の電極から 3 個の電極を逐次選択して印加電極や取得電極に用いる。スイッチング回路を用いて、選択された 3 個の電極の内 2 個に振幅 A , 角周波数 ω_0 の交流電圧 ϕ_b をアナログ信号生成器を通じて印加し、選択された残りの 1 個の電極から取得される交流電圧 ϕ_s の振幅を検出して AD 変換器を通じて記録する。ただし ϕ_b, ϕ_s は時間の関数であり、後述するように印加電圧の周波数は 1–1000 kHz である。図 5.3 中の太い矢印はコントローラからデジタル信号生成器、デジタル信号生成器からスイッチング回路に対する信号線を表す。

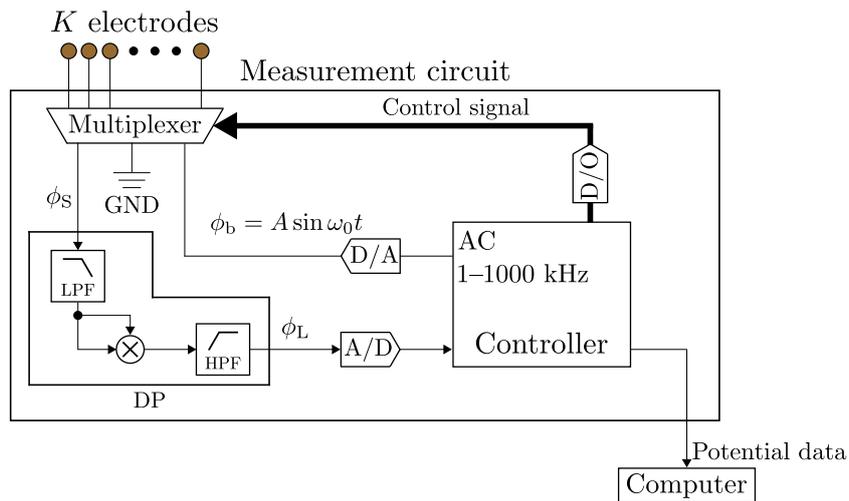


図 5.3: 電位計測回路の概要

印加電圧 ϕ_b の周波数として 1–1000 kHz を用いる。人体の組織の導電率は組織毎に周波数依存性を有していることが知られており、たとえば骨格筋は 20 kHz 以下の周波数では導電率が一定であるが、20 kHz 以上では導電率が増加する [40]。また脂肪の導電率は、1–100 kHz の範囲で最大値が最小値の 3 倍程度である [40]。印加電圧の周波数を変更すると体組成分布に応じてインピーダンス分布も変化する。したがって、同じ電圧印加部位であっても取得できる電位分布が変化する。提案システムでは検知に用いる電位分布の標本数を増加させるために骨格筋と脂肪のインピーダンスが大きく変化する帯域の周波数を使用する。

電極電位取得を行う際、5.3.3節で述べる振幅検出回路を用いて図5.4に示すような交流電圧の検波を行う。縦軸が電位、横軸が時間であり、実線が振幅検出回路の出力電圧 ϕ_L 、破線が取得電極の電位 ϕ_S (振幅検出回路に対する入力電圧) である。 ϕ_L 、 ϕ_S はともに時間の関数である。本回路はスイッチング回路を基板に実装するため、コントローラとしては基板に実装可能でありAD変換器・デジタル信号生成器・アナログ信号生成器の機能を有したマイクロコンピュータであることが望ましい。しかし基板に実装可能なマイクロコンピュータの最高標本化周波数は10 kHz程度であり、本システムで使用する周波数帯域と比較して低い。したがって検波を行い信号の周波数を低下させる必要がある。したがって本回路は図5.4中の破線で示すように、振幅が変化する交流電圧 ϕ_S に対して、実線で示すような検波を行うことで、計測する周波数を低下させる。

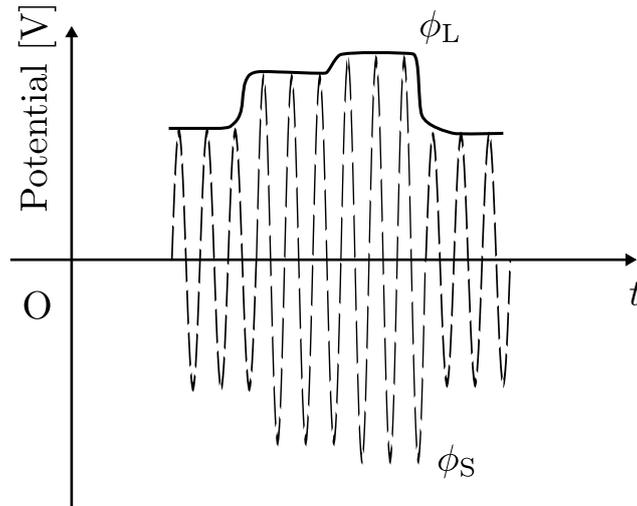


図 5.4: 振幅検出の概要

5.3.2 スイッチング回路

電位測定回路では、 K 個の電極の接続を逐次切り替えて電位分布データを取得する。取得電極 (Measurement electrode) の接続の切替に関するタイミングチャートを図 5.5 に示す。また印加電極の選び方 (Boundary condition) の切替に関するタイミングチャートも併せて図 5.5 に示す。スイッチング回路の切替周波数を f_M とすると、取得電極の接続切替時間は $1/f_M$ 、印加電極の接続切替時間は K/f_M である。5.2 節で選択された L' 個の印加電極の選び方を用いた場合、電位分布データの取得時間は KL'/f_M である。したがって、電極数 K が大きくなると電位分布データの取得時間も比例して長くなる。またスイッチング回路の要件としては、定格電圧が印加電圧 ϕ_b の振幅 A より大きく、印加・取得される交流電圧 ϕ_b, ϕ_s の角周波数 ω_0 が通過可能であることが挙げられる。

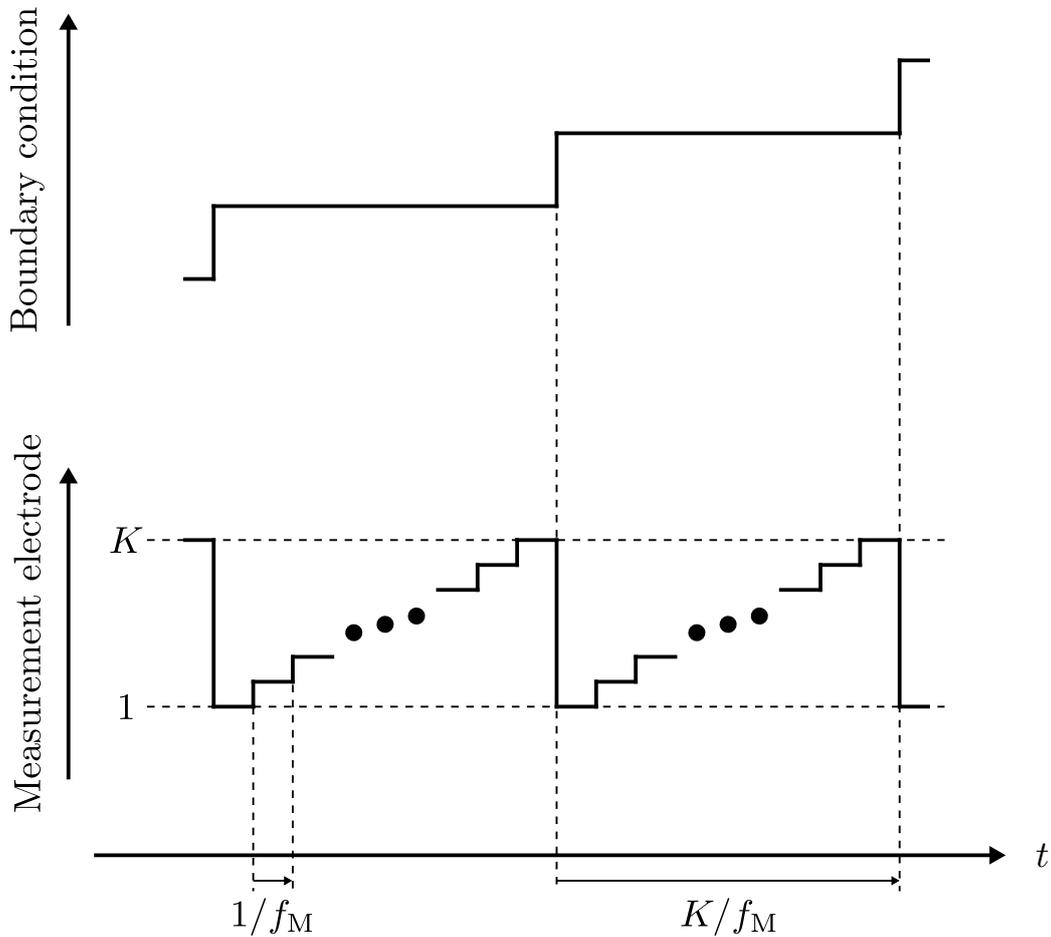


図 5.5: 電極の接続切替に関するタイミングチャート

5.3.3 振幅検出回路

振幅検出回路の構成を図 5.6 に示す．電位 ϕ_1, ϕ_2, ϕ_3 は時間の関数であり，図 5.6 に示すように定義される．

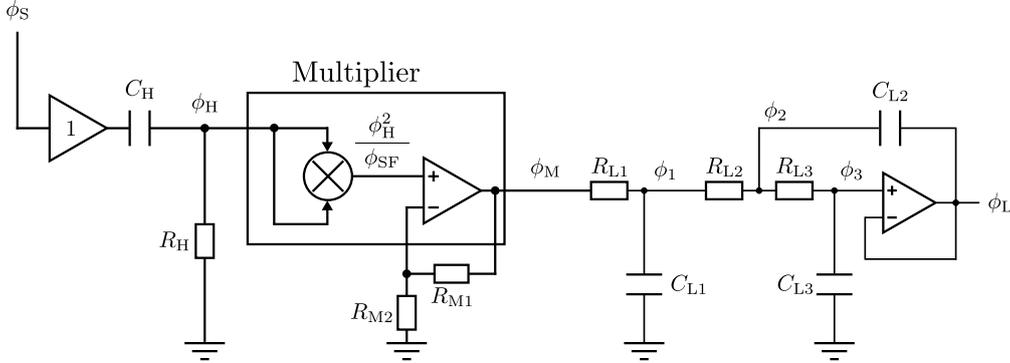


図 5.6: 振幅検出回路

取得電極の電位 ϕ_S は，ボルテージフォロワに入力され，一次の高域通過フィルタに入力される．組織を 3.3 節で述べたような，導電率と誘電率を有する線形システムと仮定すると， ϕ_S は角周波数 ω_0 の交流電圧である．また一般に，電極と皮膚上の汗などに含まれる塩化ナトリウムのような電解質との間にはオフセット電圧が生じることが知られているため [53]， ϕ_S は式 (5.7) で記述できる．

$$\phi_S = A_e \sin(\omega_0 t + \theta_1) + \phi_{\text{off}} \quad (5.7)$$

A_e は取得電極の電位 ϕ_S の振幅， θ_1 はアナログ信号生成器から印加される交流電圧 ϕ_b と取得電極の電位 ϕ_S 間の位相差， ϕ_{off} は電極と電解質間で生じるオフセット電圧 [54] である．本回路の振幅検出原理ではオフセット電圧 ϕ_{off} が誤差の原因となり得るため，高域通過フィルタで遮断する．高域通過フィルタの出力電圧 ϕ_H は時間の関数であり，取得電極の電位 ϕ_S との位相差 θ_2 を用いて式 (5.8) と近似できる．

$$\phi_H \approx A_e \sin(\omega_0 t + \theta_1 + \theta_2) \quad (5.8)$$

高域通過フィルタの出力電圧 ϕ_H は乗算器に入力される．乗算器は第一に高域通過フィルタの出力電圧 ϕ_H を二乗し，一定電圧 ϕ_{SF} によって除算された電圧 $\phi_H^2 / \phi_{\text{SF}}$ を出力する．第二に非反転増幅回路を用いてこの電圧 $\phi_H^2 / \phi_{\text{SF}}$ を任意の値に増幅する．非反転増幅回路の増幅率は AD 変換器で記録可能な電圧範囲に応じて決定される．式 (5.8) に基づくと，乗算器の出力電圧 ϕ_M は時間の関数であり，式 (5.9) が成り立つ．

$$\begin{aligned} \phi_M &= \frac{R_{M1} + R_{M2}}{R_{M2} \phi_{\text{SF}}} \phi_H^2 \\ &\approx \frac{R_{M1} + R_{M2}}{2R_{M2} \phi_{\text{SF}}} A_e^2 (1 - 2 \cos 2(\omega_0 t + \theta_1 + \theta_2)) \end{aligned} \quad (5.9)$$

乗算器の出力電圧 ϕ_M は低域通過フィルタに入力される．本フィルタは抵抗 R_{L1} とコンデンサ C_{L1} から構成される一次の低域通過フィルタと，抵抗 $R_{L2}, R_{L3}, C_{L2}, C_{L3}$ とオペアンプから構成される二次の低域通過フィルタが直列接続された三次フィルタである．本フィル

タの伝達関数を算出するため、時間に依存する電圧 ϕ に式 (5.10) で定義するフーリエ変換を施した結果を、角周波数に依存する Φ と定義する。

$$\Phi = \int_{-\infty}^{\infty} \phi \exp(-j\omega t) dt \quad (5.10)$$

本フィルタは、低域通過フィルタの遮断周波数を適切に選択することで、式 (5.9) で示した ϕ_M に含まれる振動成分を除去する。キルヒホッフの法則、オペアンプの仮想短絡、抵抗 R_{L1}, R_{L2}, R_{L3} とコンデンサ C_{L1}, C_{L2}, C_{L3} に関するオームの法則を用いると、低域通過フィルタの周波数特性を記述する式 (5.11) が得られる。ただし b_1, b_2, b_3 は式 (5.12)–(5.14) で定義される。

$$\frac{\Phi_L}{\Phi_M} = \frac{1}{-jb_1\omega^3 - b_2\omega^2 + jb_3\omega + 1} \quad (5.11)$$

$$b_1 = R_{L1}R_{L2}R_{L3}C_{L1}C_{L2}C_{L3} \quad (5.12)$$

$$b_2 = R_{L1}R_{L2}C_{L1}C_{L3} + R_{L1}R_{L3}C_{L1}C_{L3} \\ + R_{L1}R_{L3}C_{L2}C_{L3} + R_{L2}R_{L3}C_{L2}C_{L3} \quad (5.13)$$

$$b_3 = R_{L1}C_{L1} + R_{L1}C_{L3} + R_{L2}C_{L3} + R_{L3}C_{L3} \quad (5.14)$$

適切に抵抗とコンデンサの値を決定すると、低域通過フィルタへの入力である乗算器の出力電圧 ϕ_M に含まれる角周波数 $2\omega_0$ の成分が遮断される。したがって、電極から取得された交流電圧 ϕ_S の振幅 A_e を式 (5.15) に基づき検出できる。

$$A_e = \sqrt{\frac{2R_{M2}\phi_{SF}}{R_{M1} + R_{M2}}}\phi_L \quad (5.15)$$

低域通過フィルタの理想的な周波数特性を図 5.7 に示す。第一に、本低域通過フィルタの入力である ϕ_M には、式 (5.9) に示したように $2\omega_0$ の角周波数成分が含まれており、検波を行うために $2\omega_0$ の成分を遮断する。電位計測回路で用いる周波数は 1–1000 kHz であるため、2 kHz 以上の成分を遮断する。第二に、5.3.1 節で述べたように、本回路はスイッチング回路を用いて電位取得を行う電極を逐次切り替えるため、式 (5.16) で定義される切替角周波数 ω_M が低域通過フィルタを通過可能であることが必要である。

$$\omega_M = 2\pi f_M \quad (5.16)$$

しかし 5.3.2 節で述べたように、電位分布を取得する際、切替角周波数 ω_M が低いと総計測時間が長くなる。したがって低域通過フィルタによって減衰しない範囲で切替角周波数 ω_M を高くするために、周波数の増加に伴い利得が急峻に減少する三次フィルタを用いる。

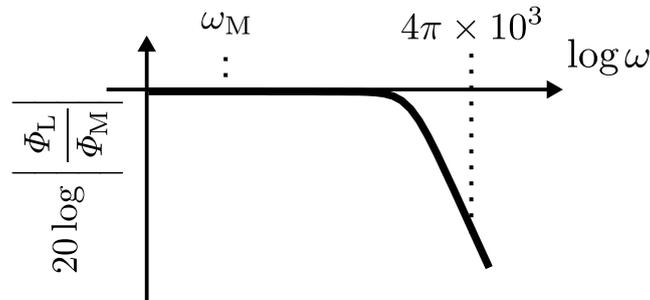


図 5.7: 低域通過フィルタの理想的な周波数特性

5.4 断裂検知

5.4.1 検知の概要

コンピュータ内で行われる断裂検知に関する処理の概要を図 5.8 に示す。図 5.1 と同様に、実線の矢印は実時間処理で破線の矢印は前処理である。あらかじめ電位分布シミュレーションを行い健常時及び断裂時の電位分布データを取得する。このシミュレーションで得た電位分布データを用いて、5.2 節で述べた手法で検知に大きく寄与する印加電極の選び方を求め、実測・検知に用いる。またシミュレーションで得た健常時及び断裂時の電位分布データと、実測で得た健常時の電位分布データを用いて判別器の学習を行い、実測で得た電位分布データを判別器に対する入力として断裂の検知を行う。

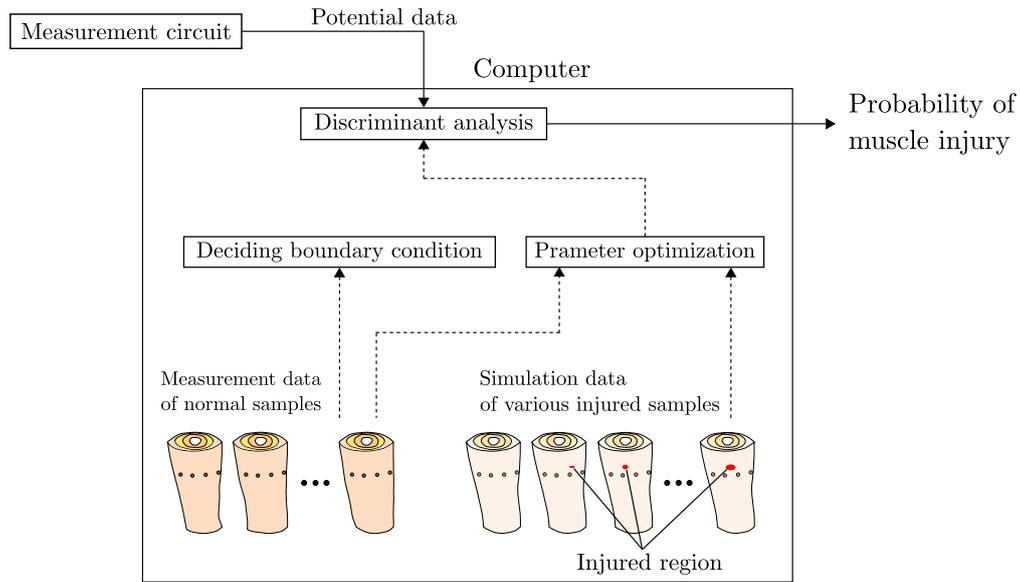


図 5.8: コンピュータにおける処理の概要

5.4.2 検知アルゴリズム

本節では、実測で得た電位分布データに対して適応する、線形判別分析 [55] を用いた断裂検知アルゴリズムについて述べる。シミュレーションで得られた電位分布データと健常時の実測電位分布データを用いて、判別器の学習を行うことで、網羅的に取得することが困難な断裂時の実測電位分布を用いることなく断裂の検知を可能にする。判別器の学習に用いられる印加電極の選び方は、5.2 節の手法で決定された印加電極の選び方の集合 X' である。

判別器の学習は、集合 X' の要素である L' 個の印加電極の選び方から得られた K_h 個の健常時の電位分布データ $\phi'_{h,1}, \phi'_{h,2}, \dots, \phi'_{h,K_h}$ と、 K_s 個の断裂時の電位分布データ $\phi'_{s,1}, \phi'_{s,2}, \dots, \phi'_{s,K_s}$ を用いて行われる。 KL' 次元の電位分布データを一次元に射影する KL' 次元ベクトル \mathbf{w} を定義し、射影先の一次元直線上で健常時と断裂時の電位分布データを最も分類できる \mathbf{w} を求める。ただし \mathbf{w} は射影を行う方向を表すベクトルであり、大きさは 1 とする。 \mathbf{w} を求める際に用いる分類の指標として、射影先における健常時の電位分布データ間の平均と断裂時の電位分布データ間の平均の差の大きさ W'_B と、射影先における健常時の電位分布データ間の分散と断裂時の電位分布データ間の分散の和 W'_w を用いる。 W'_B, W'_w は式 (5.17), (5.18)

で定義される.

$$\begin{aligned} W'_B &= (\mu_s - \mu_h)^2 \\ &= \mathbf{w}^T \mathbf{W}_B \mathbf{w} \end{aligned} \quad (5.17)$$

$$\begin{aligned} W'_w &= v_s + v_h \\ &= \mathbf{w}^T \mathbf{W}_w \mathbf{w} \end{aligned} \quad (5.18)$$

$\mu_h, \mu_s, v_h, v_s, \mathbf{W}_B, \mathbf{W}_w$ は式 (5.19)–(5.24) で定義される.

$$\mu_h = \frac{1}{K_h} \sum_{k_1=1}^{K_h} \phi'_{h,k_1}{}^T \mathbf{w} \quad (5.19)$$

$$\mu_s = \frac{1}{K_s} \sum_{k_2=1}^{K_s} \phi'_{s,k_2}{}^T \mathbf{w} \quad (5.20)$$

$$v_h = \frac{1}{K_h} \sum_{k_1=1}^{K_h} \left(\phi'_{h,k_1}{}^T \mathbf{w} - \mu_h \right)^2 \quad (5.21)$$

$$v_s = \frac{1}{K_s} \sum_{k_2=1}^{K_s} \left(\phi'_{s,k_2}{}^T \mathbf{w} - \mu_s \right)^2 \quad (5.22)$$

$$\mathbf{W}_B = \left(\frac{1}{K_s} \sum_{k_2=1}^{K_s} \phi'_{s,k_2} - \frac{1}{K_h} \sum_{k_1=1}^{K_h} \phi'_{h,k_1} \right) \left(\frac{1}{K_s} \sum_{k_2=1}^{K_s} \phi'_{s,k_2} - \frac{1}{K_h} \sum_{k_1=1}^{K_h} \phi'_{h,k_1} \right)^T \quad (5.23)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_w &= \sum_{k_1=1}^{K_h} \left(\phi'_{h,k_1} - \frac{1}{K_h} \sum_{k_3=1}^{K_h} \phi'_{h,k_3} \right) \left(\phi'_{h,k_1} - \frac{1}{K_h} \sum_{k_3=1}^{K_h} \phi'_{h,k_3} \right)^T \\ &+ \sum_{k_2=1}^{K_s} \left(\phi'_{s,k_2} - \frac{1}{K_s} \sum_{k_4=1}^{K_s} \phi'_{s,k_4} \right) \left(\phi'_{s,k_2} - \frac{1}{K_s} \sum_{k_4=1}^{K_s} \phi'_{s,k_4} \right)^T \end{aligned} \quad (5.24)$$

二つの評価指標 W'_B, W'_w について, W'_B が大きくなり, W'_w が小さくなる \mathbf{w} を用いると, 射影先において健常時の電位分布データと断裂時の電位分布データを分類できる. したがって $\frac{W'_B}{W'_w}$ を最大化するベクトル \mathbf{w} を求める. 式 (5.25) の最適解 \mathbf{w} は式 (5.26) を満たし, 先述したように \mathbf{w} の大きさは 1 であるため, $\phi'_{h,1}, \phi'_{h,2}, \dots, \phi'_{h,K_h}, \phi'_{s,1}, \phi'_{s,2}, \dots, \phi'_{s,K_s}$ を用いて式 (5.26) の右辺を算出し, 大きさ 1 に正規化したベクトルを最適解として採用する.

$$\frac{\partial W'_B}{\partial \mathbf{w} W'_w} = 0 \quad (5.25)$$

$$\mathbf{w} \propto \mathbf{W}_w^{-1} \left(\frac{1}{K_s} \sum_{k_2=1}^{K_s} \phi'_{s,k_2} - \frac{1}{K_h} \sum_{k_1=1}^{K_h} \phi'_{h,k_1} \right) \quad (5.26)$$

電位計測回路を通じて実測の L' 次元の電位分布データ ϕ' を得ると, $\phi'^T \mathbf{w}$ を算出し, その値に応じて断裂を検知する.

5.4.3 印加電極の選び方の決定と学習に用いるデータの取得

本節では印加電極の選び方の決定や、判別器の学習を行い w を算出するために用いる電位分布データの取得について述べる。学習データに用いられる実測の電位分布データは、5.2 節や 5.3 節で述べた電位取得回路や印加電極の選び方を用いて取得する。印加電極の選び方の決定や学習データに用いられるシミュレーションによる健常時や筋断裂時の電位分布データは、4 章で述べたポアソン方程式 (4.1) を有限要素法で解くことで取得する。ポアソン方程式を有限要素法に基づき離散化した連立方程式 (4.38) には、時間微分の項が含まれる。提案システムでは連立方程式 (4.38) の両辺にフーリエ変換を施し、周波数領域での解析を行い、定常状態の振幅を取得する。解析領域としては標準的な脚部の形状を用いる。図 5.9 に提案手法で行う電位分布シミュレーションの概要を示す。実測同様に脚部体表に K 個の電極を配置し、スイッチング回路を用いることで網羅的に印加・接地・取得電極の組み合わせを変更してシミュレーションを行う。

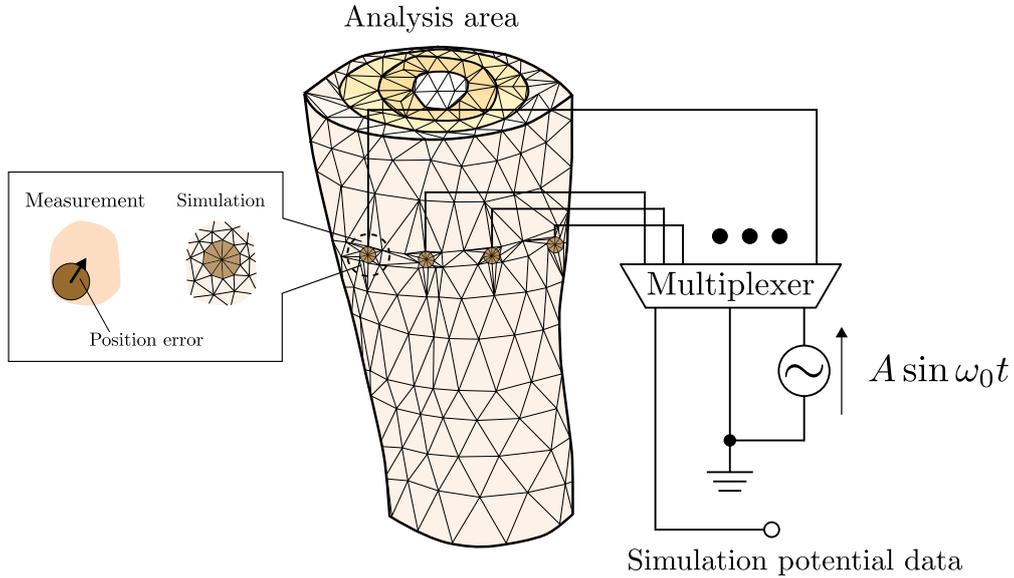


図 5.9: シミュレーションの概要

解析領域を図 5.9 に示すように有限要素法シミュレーションを行う要素に分割し、各要素が対応する体組織の複素導電率を与える。要素に分割した後に、図 5.9 に示すように印加電極間に電圧 $A \sin \omega_0 t$ を境界条件として与えた際の電位分布を計算する。5.3.1 節で述べたように提案システムでは交流電圧を採用するため、境界条件は式 (5.27) で記述される。ただし 4 章で定義したように、 S_a は交流電位が与えられる印加電極を構成する節点の位置ベクトルの集合、 S_g は接地される印加電極を構成する節点の位置ベクトルの集合である。

$$\phi = \begin{cases} A \sin \omega_0 t & (\mathbf{x} \in S_a) \\ 0 & (\mathbf{x} \in S_g) \end{cases} \quad (5.27)$$

筋断裂が頻発する領域内で、発生する部位や大きさなどを変化させた様々なパターンの筋断裂を発生させてシミュレーションを行い、図 5.9 に示すように貼付された電極の位置に対応する領域の電位を得る。ただし 5.1 節で述べたように、筋断裂は骨格筋に対応する領域の導電率・誘電率を血液の値に変化させることで表現する。またシミュレーションの際、実測

環境でのみ生じる現象をモデル化し重畳することによって、実測条件に依存することなく断裂検知が可能な判別器を構築する。電気計測においては、体表に対する電極の相対的な接触位置変化や環境由来の電磁雑音などの外的要因と、シミュレーションモデルと計測対象部位の形状や体組成分布の差、また体動や血液循環に基づく体組成分布の時間変化などの内的要因が挙げられる。本論文では、実験時に内的要因と比較して制御や評価が容易な外的要因を取り扱う。特に、電極の貼付位置変化を取り扱う。図 5.9 に示すような、実測とシミュレーションモデル間で生じる電極の貼付位置の誤差を平均 0、標準偏差 λ のガウス雑音 $N(0, \lambda^2)$ でモデル化し、シミュレーションメッシュ上で電極に相当する節点に重畳することで、シミュレーションでも実測時の電極貼付位置の変化を表現する。

第6章 システム実装と筋断裂検知の評価実験

本章では、5.3節の電位計測回路の実装について述べ、骨格筋ファントムを用いた提案システムの評価実験について述べる。実験では判別率の算出を行うことで、判別性能に対する提案手法の三つの特徴の有効性について評価する。

6.1 電位計測回路の実装

図 6.1 に実装した電位計測回路や実験に用いる骨格筋ファントムを示す。電極が固定された台上に骨格筋ファントム (詳細は 6.2.2 節で述べる) を静置して計測を行う。振幅 2 V で周波数 10 kHz の交流電圧を印加し、図 5.6 に示した振幅検出回路の出力電圧 ϕ_L をコントローラに実装されている AD 変換器に入力する。入力する交流電圧の振幅は後述する多重化装置の定格に従って決定した。また 10 kHz の正弦波を用いた理由としては、100 kHz 以上の交流電圧を本実験で用いる骨格筋ファントムに印加すると表皮効果などの影響で、10 kHz 以下の交流電圧を印加した場合と比較して電位が 50 %程度低くなるためである [56]。AD 変換器に入力された回路の出力電圧 ϕ_L はコンピュータに送信される。

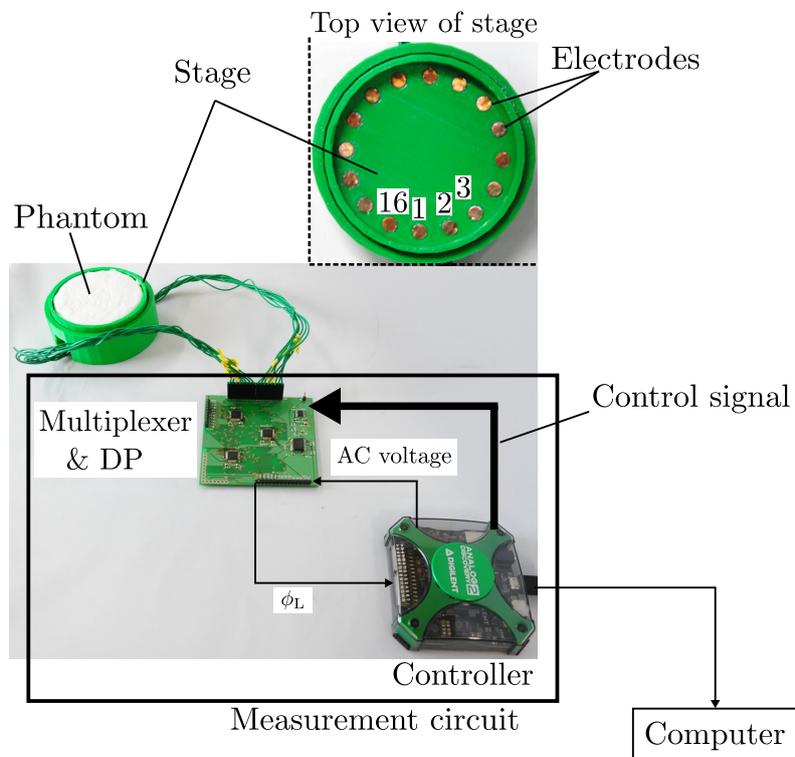


図 6.1: 実装した電位計測回路と信号の流れ

用いた電極は銅製で半径 3 mm の円盤であり，電極の個数 K は装置の簡便性を考慮して 16 である．この 16 個の電極が台上に円を成して固定されている．台の中心からの距離は 30 mm である．電極と多重化装置の接続はコントローラでデジタル信号生成器を操作することで切り替える．電極と AD 変換器，アナログ信号生成器，GND との接続を切り替える三つの 4 bit 入力の多重化装置に対して，12 bit のデジタル信号を入力することで，回路の接続を切り替える．表 6.1 に，4 bit の制御信号と接続される電極番号の対応を示す．ただし 16 個の電極に対して，番号を図 6.1 に示すように定義する．たとえば 4 bit 信号 0001 が多重化装置に入力されている場合，2 番の電極が多重化装置の出力線と接続される．

表 6.1: 制御信号と入力チャネルの関係

| 制御信号 | 接続される電極番号 |
|------|-----------|
| 0000 | 1 |
| 0001 | 2 |
| 0010 | 3 |
| ⋮ | ⋮ |
| ⋮ | ⋮ |
| ⋮ | ⋮ |
| 1111 | 16 |

多重化装置のチャンネル切替周期は 20 ms(切替周波数 f_M は 50 Hz) と設定した．5.3.3 節で述べた理論式に基づくと，電位測定回路の応答には 4 ms の過渡状態が含まれている．また組織の時定数が 3.3 節より最大 1 μ s 程度であることから，20 ms の切替周期は回路の時定数や組織の時定数より十分長く，定常状態の回路の出力を取得することが可能である．この切替周期のもとで，すべての電圧印加・取得パターンを用いた場合，取得される電位分布データの次元は式 (5.1) より 1920 であり，総計測時間は 38.4 s である．

実装した電位計測回路に使用した各素子と実験に用いた装置を表 6.2 に示す．また，振幅検出回路に用いた抵抗・コンデンサの値を図 6.2 に示す．高域通過フィルタを構成する二つの抵抗，コンデンサは，オフセット電圧を遮断し，計測に用いる最小の周波数である 1 kHz の成分が通過するように設定した．乗算器を構成する二つの抵抗は，本実験で扱う最大の振幅である 2 V を乗算器に入力した際に出力電圧が AD 変換器の定格を満たすように決定した．低域通過フィルタを構成する抵抗とコンデンサは 5.3.3 節で述べたように，チャンネル切替周波数 f_M である 50 Hz の成分を通過させ，検波を行うために 2 kHz 以上の成分を遮断するように決定した．

表 6.2: 回路と実験に使用した素子

| 機能 | 型番 |
|----------------------------|--------------------|
| 多重化装置 | ADG732BSUZ |
| 乗算器 | MPY634KU |
| オペアンプ | ADA4610-2ARZ |
| 安定化電源 | PW18-3AD |
| AD 変換器・アナログ信号生成器・デジタル信号発生器 | Analog Discovery 2 |

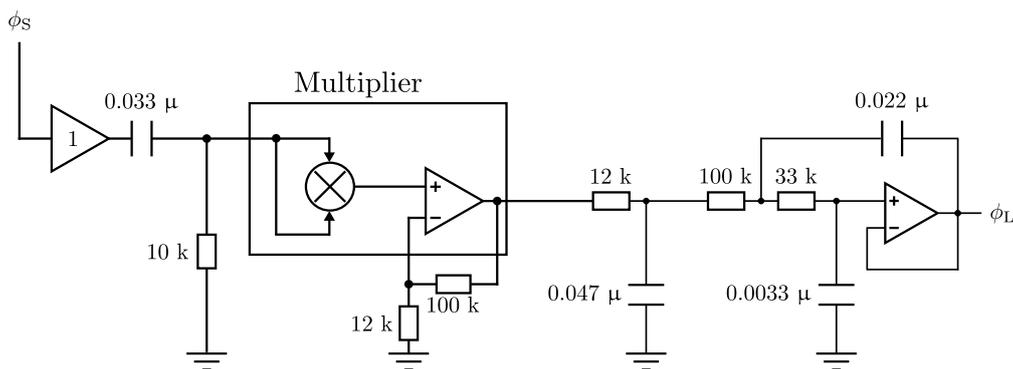


図 6.2: 振幅検出回路に用いた抵抗・コンデンサの値

6.2 骨格筋ファントムを用いた断裂の検知実験

6.2.1 実験の目的

提案システムの特徴は以下の三つである。

特徴 1 あらかじめ判別に有効な印加電極の選び方を求めて少ない標本の取得で判別を行う点、

特徴 2 実測環境で生じ得る雑音をモデル化して重畳することで、実測条件に影響を受けることなく検知を行う点、

特徴 3 判別を行うための学習データとして、取得が困難な断裂時の実測データをシミュレーションに基づき生成する点。

本実験では、これらの三つの特徴が判別性能に与える影響をそれぞれ評価するため以下の二つの実験を行う。

実験 1 検知が十分な性能を有するために必要な印加電極の選び方の数やシミュレーションに重畳する雑音の大きさを求めるために、印加電極の選び方の数や雑音の大きさを変更した際の判別性能を比較する。

実験 2 検知が十分な性能を有するために必要な学習用の実測データの数を求めるために、シミュレーションに用いる実測で得た健常状態の電位分布データを変更した際の判別性能を比較する。

実験 1 を通じて特徴 1, 2 の評価を行い、実験 2 を通じて特徴 3 の評価を行う。実用上検知できることが望ましい軽度な断裂(骨格筋の全断面積と断裂部位の断面積の割合が 5 %未満 [1])に対しても、90 %以上の判別率を達成できることが望ましい。また評価の際には、未学習の断裂状態を検知できるかも評価する。

6.2.2 用いた骨格筋ファントム

本実験では、人体の組織と等価な電気特性を有するファントムを作製する従来研究を参照し、用いられている混合物を骨格筋ファントムとして採用した [57]。実用上では計測部位で

ある脚部には骨格筋に加えて骨や脂肪なども存在し計測結果に影響を与えるが、本実験では骨格筋のみを計測部位とすることで他の組織からの電圧変動がない状態を仮定し、提案手法の有効性を検証する。ファントムに用いた混合物の組成を表 6.3 に示す。表 6.3 の健常部は健常な骨格筋を模擬しており、断裂部は筋断裂に伴う出血を模擬している。また実用上の計測対象には電気特性に異方性を有する骨格筋が含まれるが、本実験で用いる混合物はすべて等方性である。

表 6.3: 実物体ファントムの組成

| | 健常部 | 断裂部 |
|---------------|----------|----------|
| | 質量割合 [%] | 質量割合 [%] |
| 純水 | 44.2 | 44.1 |
| グリセリン | 44.2 | 44.1 |
| ポリエチレンパウダ | 8.8 | 8.8 |
| 寒天(主成分ガラクトース) | 2.7 | 2.6 |
| 塩化ナトリウム | 0.1 | 0.4 |

ファントムを直方体に成型し、周波数 10 kHz における抵抗 R と容量 C を LCR メータ (三和, LCR770) で計測した。計測に用いた電極は銅製の平板であり、ファントムとの接触面と同じ面積である。直方体のファントムの抵抗 R と容量 C は、ファントム固有の値である導電率 σ 、誘電率 ϵ 、直方体の底面を構成する 2 辺の長さ d_1, d_2 、直方体の高さ d_3 を用いて、式 (6.1),(6.2) で表される。式 (6.1),(6.2) に基づきファントムの導電率と誘電率を算出すると、健常部の導電率は 3.739×10^{-2} S/m、誘電率は 2.524×10^{-8} F/m であった。また断裂部の導電率は 1.374×10^{-1} S/m、誘電率は 3.982×10^{-8} F/m であった。

$$R = \frac{d_3}{\sigma d_1 d_2} \quad (6.1)$$

$$C = \frac{\epsilon d_1 d_2}{d_3} \quad (6.2)$$

ファントムの形状は骨格筋を模擬して円柱とし、半径は骨格筋と同程度の 35 mm とした。高さについては、軽度な断裂時に出血が生じ、断裂部位から繊維方向に 10 mm 程度の長さで血液が発現することを考慮し、10 mm とした [58]。断裂部位では導電率が増加するため、健常な骨格筋を模擬した円柱状のファントム (健常部) に対して断裂した骨格筋を模擬した円柱状のファントム (断裂部) を埋め込むことで断裂を表現した。埋め込む断裂部の半径に関しては後述する。

実験に用いるために、6 種類のファントム m1-m6 を作製した。6 種類のファントムは、それぞれ断裂の規模や断裂が生じた位置が異なっている。六つのファントムについて、断裂の規模や位置を表 6.4 に示す。ただし、筋断裂の規模は骨格筋の全断面積と断裂部位の断面積の割合で定義され、5 %未満が軽度、5 %以上が重度と分類される [1]。また、断裂距離は円柱の中心と断裂部位の中心との距離で定義される。

表 6.4: ファントム上の断裂の規模や位置

| | m1 | m2 | m3 | m4 | m5 | m6 |
|-----------|----|----|----|-----|------|----|
| 断裂規模 [%] | 0 | 10 | 5 | 2.5 | 5 | 5 |
| 断裂距離 [mm] | 0 | 0 | 0 | 0 | 13.5 | 27 |

m2 のファントムを図 6.3 に示す．白色の領域が健全部で赤色の領域が断裂部である．後述するように，判別器の学習は m1, m2 を模擬したメッシュから得られるシミュレーション結果のみを用いて行う．m3–m6 から得られた実測電位分布データを判別器の評価に用いることで，学習に用いていない電位分布データに対する判別性能を評価する．

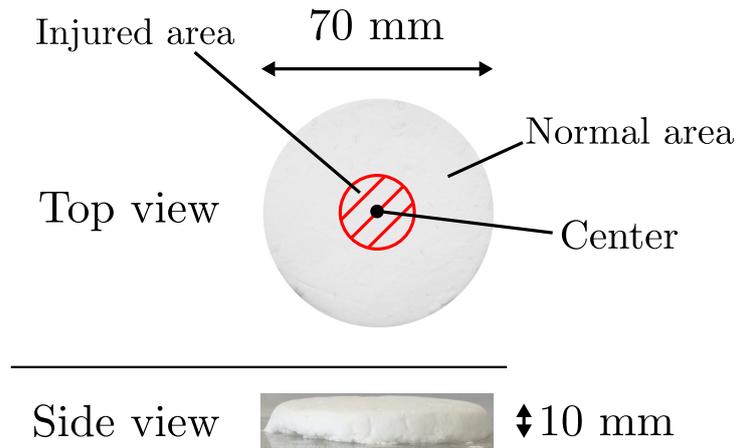


図 6.3: 実物体ファントム (m2)

またシミュレーションで用いるメッシュとして，実物体ファントムと同じ形状を有するサーフェスマッシュをモデリングソフトウェア (Blender) で作成した．サーフェスマッシュをボリュームメッシュに変換するソフトウェア (TetGen [59]) を用いることで 3462 個の節点，14247 個の四面体要素に分割し，シミュレーションに用いた．健全な骨格筋ファントムの体積は $3.8 \times 10^4 \text{ mm}^3$ であり，仮に 14247 個の要素で等しく分割すると要素 1 個あたりの体積は 2.7 mm^3 である．この体積は軽度な断裂部位の体積 $3.8 \times 10^3 \text{ mm}^3$ と比較しても十分小さく，本実験で用いるファントムを表現可能であると考えられる．シミュレーションメッシュとして，健全な骨格筋ファントムを模擬したメッシュ (s1)，中央に断面積に対して 10 % の断裂が生じた骨格筋ファントムを模擬したメッシュ (s2) の 2 種類を作成した．s2 のメッシュを図 6.4 に示す．図 6.3 と同様に，白色の領域が健全部で赤色の領域が断裂部である．メッシュ上で健全部に対応する要素の複素導電率テンソル σ^* には骨格筋ファントムの健全部に関する複素導電率を等方的に与えた．断裂部に関しても同様に，骨格筋ファントムの電気特性を等方的に与えた．

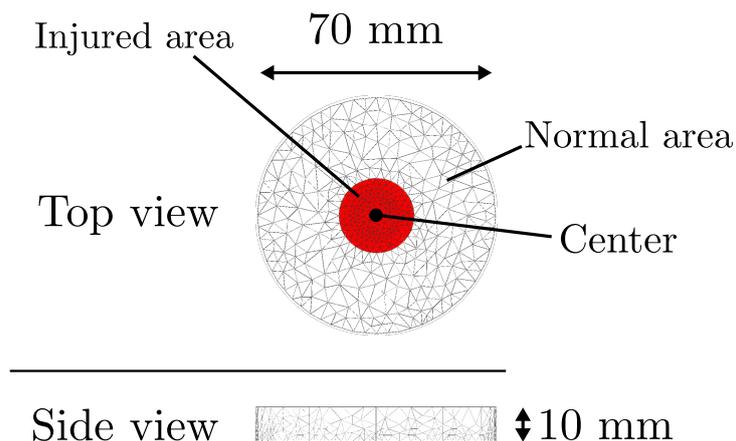


図 6.4: シミュレーションメッシュ (s2)

6.2.3 実測による学習・評価データ生成

ファントムの底面に半径 3 mm の円盤状銅製電極を 16 個配置し、各電極を電位計測回路上に存在する多重化装置の各チャンネルと接続した。提案システムの実用上、電極はファントム底面ではなく側面に存在する。しかし各電極とファントム間の接触状態を電極間で均一に保つために、本実験では底面に電極を配置することでファントムの自重により接触圧を可能な限り統制した。

16 個の電極を用いて、一つのファントムから電位分布データを取得する流れを図 6.5 に示す。ただし、 k_a が交流電位が与えられる印加電極、 k_g が接地される印加電極、 k_s が取得電極に対応している。 K は電極の個数であり本実験では 16、 L は印加電極の組み合わせの数であり本実験では 120 である。また本実験では、検知に用いる印加電極の選び方の数 L' を逐次変更することで検知に有効な相関の閾値 r_{th} を求めるため、すべての印加電極の選び方を用いて電位分布データを取得している。ただし、実用上は 5.2 節の印加電極の選び方の決定を実測電位分布データの取得前に行い、決定された印加電極の選び方のみを用いて電位分布を取得する。

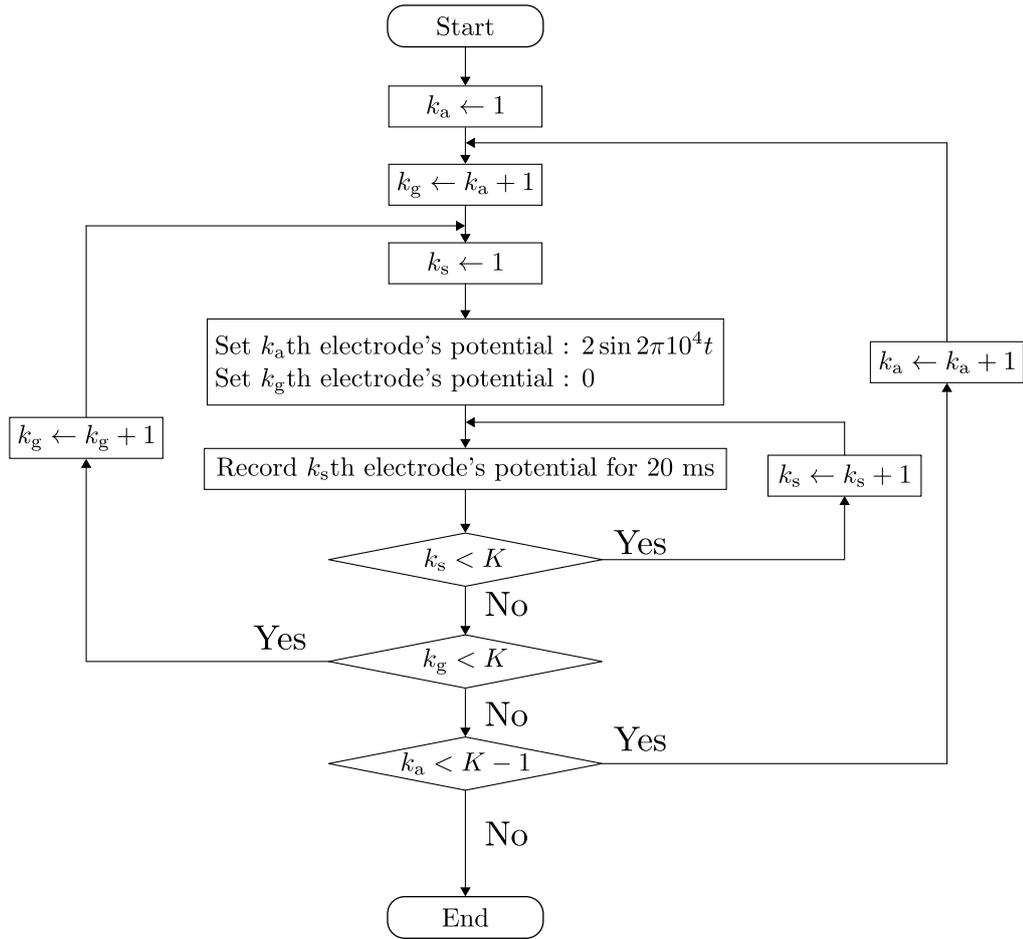


図 6.5: 電位分布取得のフローチャート

実物体ファントムと電極間の接触状態の影響がないことを確認するため、6種類のファントムに対して、各々50回電位分布の取得を行った。ただし、再現性を確認するため、10回ごとに台からファントムを取り外し、再配置することで計測を行った。再配置はファントム底面と電極との位置関係が可能な限り変化しないように行っている。しかし位置関係を統制する機構が存在しないため、再配置のたびにファントムの高さ方向に数十deg程度の回転が生じる可能性がある。1種類のファントムで電位分布の取得を行う手順を以下に示す。

手順1 台上にファントムを静置する。

手順2 図6.5に示した流れで電位分布の取得を10回行う。

手順3 台上からファントムを取り外す。

手順4 手順1-3を5回繰り返す。

6.2.4 シミュレーションによる学習データ生成

シミュレータ上では6.2.3節で述べた、実測と同様の環境を設定した。電極を構成する節点に対して、大きさの平均が0、標準偏差が λ [mm]の正規分布 $N(0, \lambda^2)$ に従うファントム

表面方向の二次元乱数ベクトルを、実測時に生じる電極貼付位置の誤差として加えた。λの値(雑音条件)としては電極半径の1-10%を10分割する0.03 mm, 0.06 mm, ..., 0.3 mmとした。2種類のシミュレーションメッシュを用いて、各々10種類の雑音条件で30回シミュレーションを行った。

6.3 実測との比較に基づくシミュレータの評価

6.3.1 目的と評価指標

本節では、シミュレーションデータを6.2.1節で述べた二つの実験で学習に利用可能であるかを調査するために、作成したシミュレータが実測の結果をどの程度模擬しているかを評価した結果について示す。評価指標としては、s1のメッシュからシミュレーションで取得した電位分布データとm1のファントムから得た実測電位分布データ間の相関係数と平方根平均二乗誤差を用いた。ただしシミュレーションで得られる電位分布データであるKL次元ベクトル $\phi_a = (\phi_{a,1}, \phi_{a,2}, \dots, \phi_{a,KL})^T$ と実測で得られる電位分布データであるKL次元ベクトル $\phi_m = (\phi_{m,1}, \phi_{m,2}, \dots, \phi_{m,KL})^T$ について、平方根平均二乗誤差RMSEを式(6.3)と定義する。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{KL} \sum_{k=1}^{KL} (\phi_{m,k} - \phi_{a,k})^2} \quad (6.3)$$

本実験では先述したようにKは16, Lは120である。

6.3.2 評価結果

s1に対して16番の電極に電圧を印加, 1番の電極を接地した際に得られる電位分布を図6.6に示す。ただし, 電極番号は図6.1の定義に従う。またm1とs1から得られる, 1920次元の電位分布データにおける印加電極の選び方と電極電位の関係を図6.7に示す。図6.6と同様の印加電極の選び方でs2から得られる電位分布を図6.8に示し, m1とs1から得られる1920次元の電位分布データにおける印加電極の選び方と電極電位の関係を図6.9に示す。ただし図6.6-図6.9のシミュレーション結果について, 雑音である電極の位置ずれは重畳されていない。画像の縦軸は120存在する印加電極の選び方, 横軸は電極番号を表す。ピクセルが有する輝度は, ピクセルの位置に対応する電圧印加・取得パターンで取得された交流電圧の振幅を示す。図6.7に示した二つの画像に関して, 相関係数は $r = 0.998$, 平方根平均二乗誤差は $RMSE=25.7$ mVであった。したがって, 判別器の学習を行うためのデータとしてシミュレーションの利用可能性が示された。

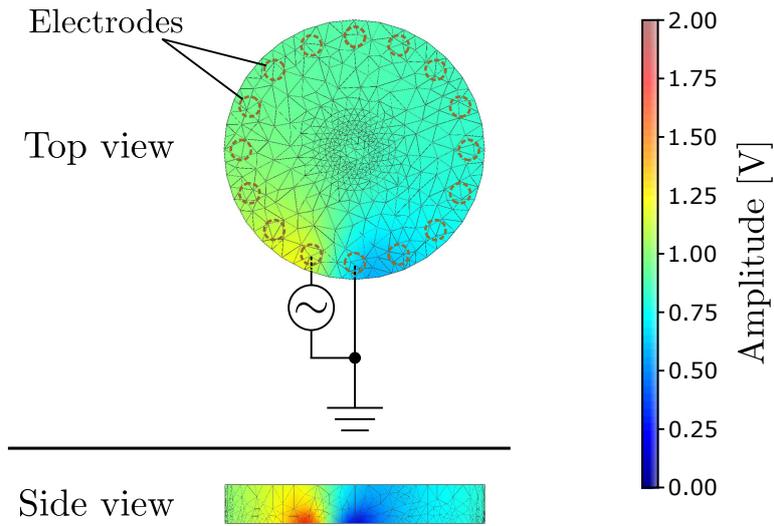


図 6.6: シミュレータの出力 (s1)

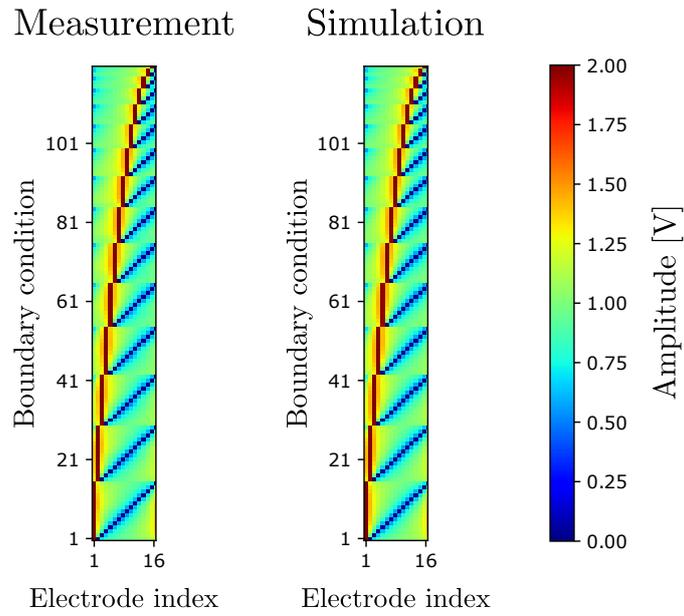


図 6.7: 印加電極の選び方と電極電位との関係 (m1, s1)

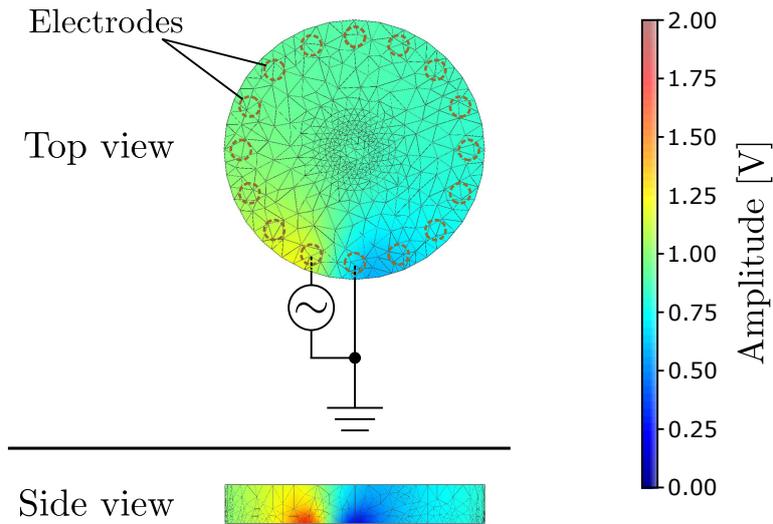


図 6.8: シミュレータの出力 (s2)

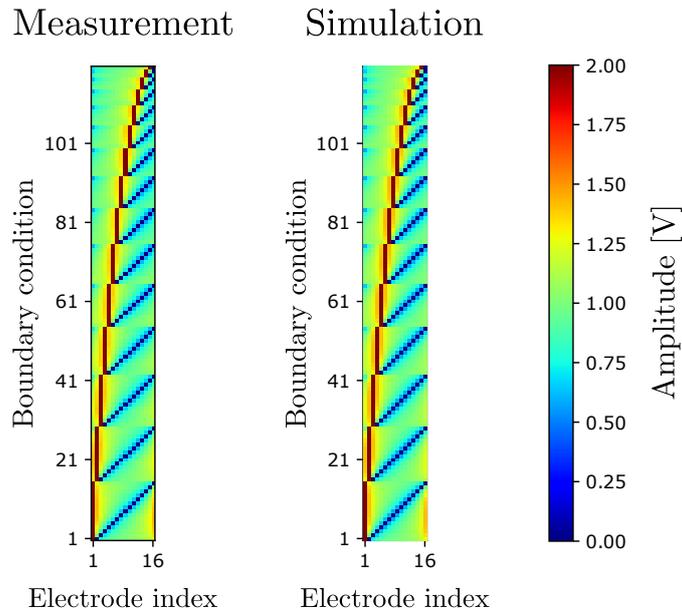


図 6.9: 印加電極の選び方と電極電位との関係 (m2, s2)

また、実測とシミュレーションの両方に関して、骨格筋の状態が健常状態から断裂状態に変化した際に生じる電位変動を図 6.10 に示す。実測は m2 で得られた電位分布データから m1 で得られた電位分布データを減じた結果であり、シミュレーションは s2 で得られた電位分布データから s1 で得られた電位分布データを減じた結果である。シミュレーションで考慮されていないファントムと電極との接触状態によって、電位変動に関しては実測とシミュレーションで大きな差が存在する。しかし、大きな電位変動が生じているピクセル位置や電位変動の符号は概ね対応しており、健常状態の実測電位分布データも判別器の学習に用いていることから、検知への影響は少ないと考えられる。また本実験のように骨格筋ファントムと電極をファントムの自重のみで接触させるのではなく、ファントムの上に絶縁性の重りを乗せ、ファントムと電極の接触圧を大きくすることで改善が見込まれる。

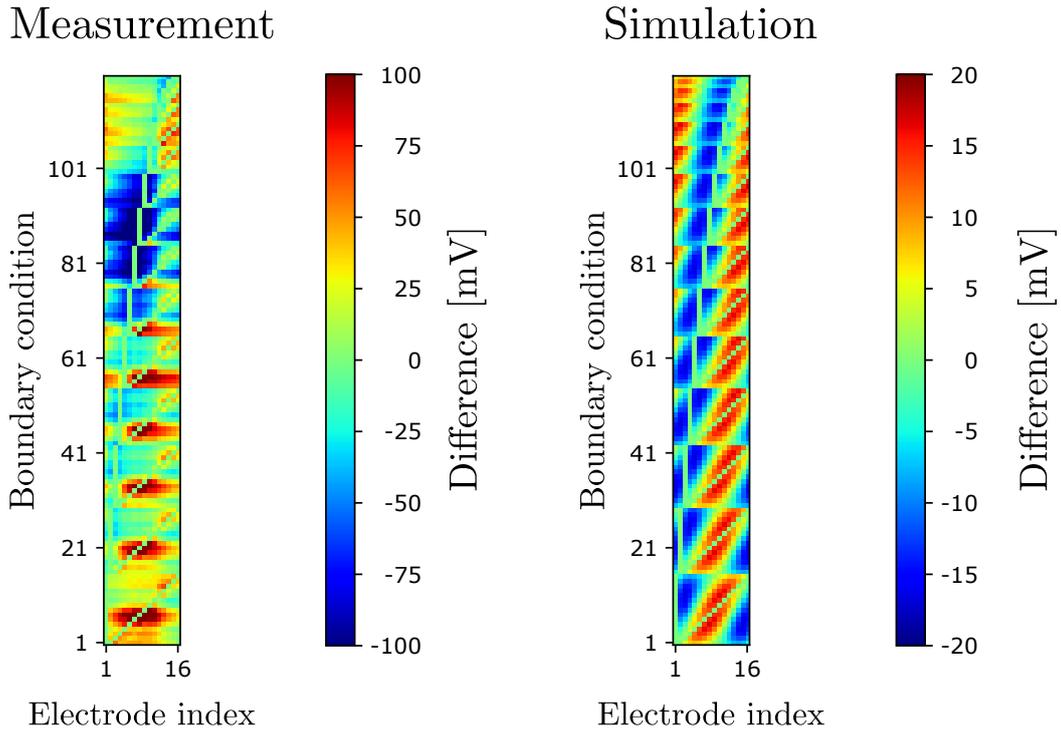


図 6.10: 断裂状態に変化した際の電位変動

以降では、6.1 節と 6.2 節で述べた電位計測回路やファントムやシミュレータを用いて、6.2.1 節で述べた二つの実験を行った結果について述べる。まず 6.2.1 節で述べた、検知に用いる印加電極の選び方の数とシミュレーションに重畳する電極の位置ずれの大きさが、判別性能に対して及ぼす影響を評価する実験 1 の結果と考察について 6.4 節で述べる。次に、学習に用いる実測データの数と判別性能に対して及ぼす影響を評価する実験 2 の結果と考察について 6.5 節で述べる。最後に 4.4 節で提案手法に関する考察を述べる。

6.4 用いる印加電極の選び方と雑音の大きさに関する評価

6.4.1 印加電極の選び方の決定

6.3 節で、作成したシミュレータが実測を十分模擬していることが判明した。本実験では L' の値を 1–120 の間で変化させることで、検知に有効な印加電極の選び方の集合 X' を決定する、健常時と断裂時の電位分布データ間の相関の閾値 r_{th} を変化させる。判別性能と L' との関係の評価することで、検知に有効な印加電極の選び方を抽出可能な r_{th} を決定する。印加電極の選び方について、最大の数である L に対する L' の割合を選択率 β として、式 (6.4) で定義する。ただし本実験では L の値は 120 である。

$$\beta = \frac{L'}{L} \times 100 \quad (6.4)$$

6.4.2 解析手法

本実験における解析の流れを図 6.11 に示す．ただし L は印加電極の選び方に関する最大の数であり，120 である．すべての印加電極の選び方で， $\phi_{h,k}$ と $\phi_{s,k}$ 間の相関係数 r_k を算出する． r_1, r_2, \dots, r_L の中から相関係数が小さい L' 個の印加電極の選び方を抽出し，検知に用いる印加電極の選び方の集合 X' を定義する．定義された X を用いて，6.4.3 節で述べる判別器の学習・評価データセットを作成し，判別性能の評価を行う．ただし判別器の学習・評価を行う際は 6.2.4 節で述べたように，10 種類の雑音条件 λ すべてについて行うことで判別性能を最大化する雑音条件を求める．

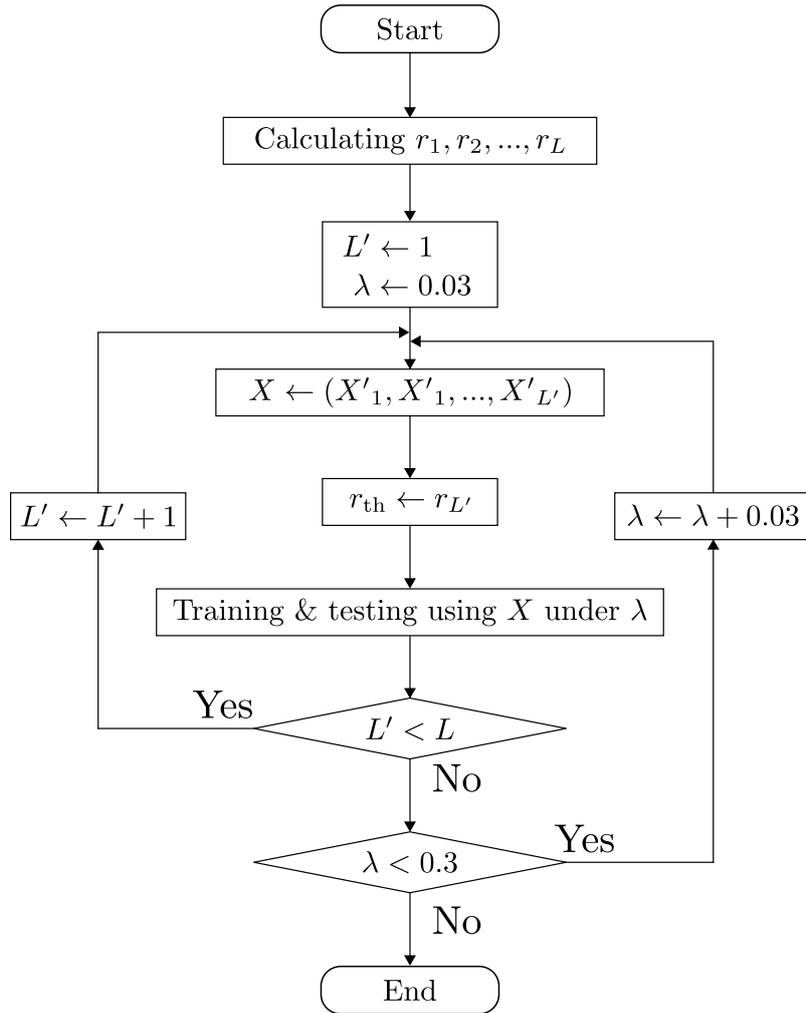


図 6.11: 解析のフローチャート

6.4.3 用いた学習・評価データセット

判別器の学習と評価について述べるために，本実験において取得した電位分布データの個数について述べる．実測で得られた電位分布データの個数は，健全状態を表すファントム (m1) から得た 50 個 (5 種類の接触状態で各 10 個) と，断面積に対して 10, 5, 2.5 % の断裂が生じた骨格筋ファントム (m2-m4) から得た各 50 個 (5 種類の接触状態で各 10 個) と，中心

から 13.5 mm, 27 mm 離れた位置に断面積に対して 5 %の断裂が生じた骨格筋ファントム (m5, m6) から得た各 50 個 (5 種類の接触状態で各 10 個) の合計 300 個である。シミュレーションで得られた電位分布データの個数は, m1 を模擬したメッシュ (s1) から得た 300 個 (10 種類の雑音条件で各 30 個) と m2 を模擬したメッシュ (s2) から得た 300 個 (10 種類の雑音条件で各 30 個) の合計 600 個である。以上で挙げた電位分布データは, 5.2 節で述べた手法に基づき抽出された L' 個の印加電極の選び方を用いて取得された KL' 次元データである。判別器の学習を行うために用いた電位分布データセットを学習データセット, 判別器の評価を行うために用いた電位分布データセットを評価データセットと定義し, その内訳を表 6.5 に示す。ただし未学習の断裂条件に対する検知性能も評価するため, 評価データセットは学習を行った断裂状態とは規模が異なる断裂状態の電位分布データを含むデータセット (評価データセット 1) と, 学習を行った断裂状態とは位置が異なる断裂状態の電位分布データを含むデータセット (評価データセット 2) の 2 種類が存在する。

表 6.5: 学習・評価データセットを構成する電位分布データの内訳と個数

| | s1 | s2 | m1 | m2 | m3 | m4 | m5 | m6 |
|------------|----|----|--------------|--------------|--------------|----|----|----|
| 学習データセット | 10 | 30 | 20 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 評価データセット 1 | 0 | 0 | 30 | 10 | 10 | 10 | 0 | 0 |
| 評価データセット 2 | 0 | 0 | 30 | 0 | 10 | 0 | 10 | 10 |
| 位置付け | 学習 | | 学習用の 健全条件 | 学習用の 断裂条件 | 未学習の 断裂条件 | | | |

第一に, 学習データセットについて述べる。学習データセットは 60 個の電位分布データから構成される。提案システムではシミュレーションで得た健全な場合と様々な断裂が生じた場合の電位分布データと, 健全時の実測で得た電位分布データを用いるため, 本実験でも s1, s2 から得た電位分布データと m1 から得た電位分布データを用いた。第二に, 評価データセットについて述べる。2 種類の評価データセットは, どちらも未学習の断裂状態で得られた 20 個を含む 60 個の電位分布データから構成される。ただし, m1 から得た電位分布データが 30 個用いられているが, 学習データセットに用いた 20 個とは異なる。

判別器の評価としては, 式 (6.5) で定義される判別率 η を用いた。ただし K_t は判別器が評価データセットを構成する K_e 個の電位分布データに対して, 断裂の有無を正しく判別できた個数であり, 判別率 η はその百分率である。本実験では表 6.5 で述べたように, K_e は 60 である。

$$\eta = \frac{K_t}{K_e} \times 100 \quad (6.5)$$

また判別器のパラメータ学習・評価に用いる m1–m6 の電位分布データはそれぞれ実測で得た 50 個から無作為に選択し, 判別器の学習・評価を 10 種類の雑音条件 λ についてそれぞれ 10 回繰り返すことで, 判別率の平均と標準偏差を算出した。

6.4.4 評価結果と考察

印加電極の選び方の決定に関する評価

120 存在する印加電極の選び方について、断裂時に大きな電位変動が生じる順に 1 個ずつ抽出し、それぞれ相関係数 r_1, r_2, \dots, r_{120} を算出した結果、相関係数の範囲は 0.999749–0.999891 であった。図 6.10 にも示したように、健全状態から断裂状態に変化した際の電位変動は最大で 20 mV 程度であり印加電圧の振幅 2 V と比較して非常に小さい。したがって、健全状態と断裂状態における電位分布データ間の相関も非常に大きな値を有している。図 6.12 に検知に用いる印加電極の選び方を決定するための閾値 r_{th} と選択率 β との関係を示す。ファントムや電極配置には対称性が存在しており、異なる印加電極の選び方であっても取得される電位分布データの相関が等しい場合も数多く存在するため、閾値 r_{th} が階段状の変化することは妥当であると考えられる。

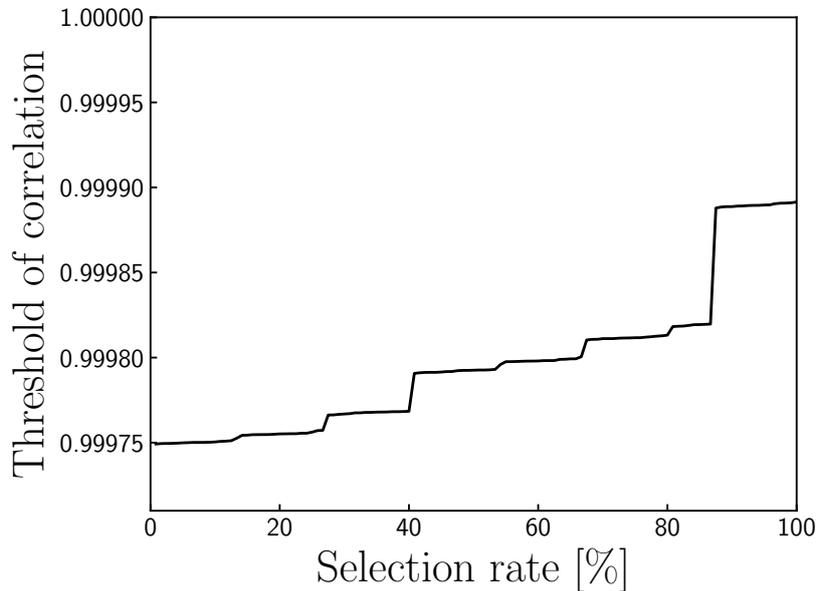


図 6.12: 印加電極の選び方の決定に用いる相関の閾値と選択率の関係

判別率の評価

判別率 η の平均と用いた印加電極の選び方の数 L' 及び雑音条件 λ の関係を表 6.6 及び表 6.7 に示す。ただし雑音が判別性能に及ぼす影響を、用いた印加電極の選び方の数ごとに評価するために、判別率はすべて行方向に最大値が 100、最小値が 0 になるように正規化されている。正規化の定義を式 (6.6) に示す。ただし η_{k_b, k_n} ($k_b = 1, 2, \dots, L, k_n = 1, 2, \dots, 10$) は L' が k_b 、 λ が $k_n \times 30$ [mm] のときの判別率、 $\boldsymbol{\eta}_{k_b}$ は L' が k_b のときに 10 種類の雑音条件で算出された判別率を格納した 10 次元ベクトル、 η'_{k_b, k_n} は η_{k_b, k_n} を正規化した値である。また関数 $\max(\boldsymbol{\eta}_{k_b})$ は、ベクトル $\max(\boldsymbol{\eta}_{k_b})$ が有する 10 個の要素の最大値を返す関数であり、関数 $\min(\boldsymbol{\eta}_{k_b})$ は、ベクトル $\max(\boldsymbol{\eta}_{k_b})$ が有する 10 個の要素の最小値を返す関数である。判別率がすべて 100 % の行は雑音条件間の比較に寄与せず、また後述する正規化を施さないため、表 6.6 及び表 6.7 では間引いている。

$$\eta'_{k_b, k_n} = \frac{\eta_{k_b, k_n} - \min(\boldsymbol{\eta}_{k_b})}{\max(\boldsymbol{\eta}_{k_b}) - \min(\boldsymbol{\eta}_{k_b})} \times 100 \quad (6.6)$$

表 6.6: 評価データセット 1 から得られた正規化後の判別率

| 印加電極の 選び方の数 L' | 雑音条件 λ [mm] | | | | | | | | | |
|---------------------|---------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 0.03 | 0.06 | 0.09 | 0.12 | 0.15 | 0.18 | 0.21 | 0.24 | 0.27 | 0.3 |
| 1 | 0 | 0 | 41.7 | 100 | 58.3 | 100 | 66.7 | 100 | 100 | 100 |
| 2 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 3 | 25.0 | 75.0 | 8.3 | 0 | 45.8 | 100 | 50.0 | 66.7 | 75.0 | 58.3 |
| 4 | 53.7 | 57.3 | 46.3 | 97.6 | 68.3 | 0 | 19.5 | 100 | 8.5 | 84.1 |
| 5 | 81.1 | 60.4 | 100 | 94.6 | 76.6 | 97.3 | 0 | 91.0 | 66.7 | 98.2 |
| 6 | 100 | 0 | 66.7 | 100 | 33.3 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 7 | 100 | 94.1 | 100 | 94.1 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 8 | 100 | 91.5 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 87.2 | 85.1 |
| 9 | 62.5 | 75.0 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 10 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 12 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 50.0 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 13 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 14 | 100 | 100 | 0 | 50.0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 15 | 100 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 24, 25 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 44, 46–50, 62–64 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |

表 6.7: 評価データセット 2 から得られた正規化後の判別率

| 印加電極の 選び方の数 L' | 雑音条件 λ [mm] | | | | | | | | | |
|---------------------|---------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 0.03 | 0.06 | 0.09 | 0.12 | 0.15 | 0.18 | 0.21 | 0.24 | 0.27 | 0.3 |
| 1 | 9.1 | 0 | 9.1 | 72.7 | 18.2 | 100 | 31.8 | 100 | 100 | 100 |
| 2 | 62.5 | 100 | 50.0 | 100 | 62.5 | 100 | 100 | 56.2 | 0 | 100 |
| 3 | 53.3 | 30.0 | 10.0 | 0 | 63.3 | 50.0 | 53.3 | 93.3 | 43.3 | 100 |
| 4 | 38.8 | 49.5 | 34.0 | 100 | 77.7 | 0 | 8.7 | 81.6 | 1.0 | 57.3 |
| 5 | 89.3 | 66.0 | 100 | 94.7 | 82.0 | 98.0 | 0 | 100 | 90.7 | 99.3 |
| 6 | 100 | 0 | 50.0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 7 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 8 | 100 | 100 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 83.3 | 54.2 |
| 9 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 100 | 0 |
| 10 | 100 | 100 | 46.2 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 |
| 11 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 0 | 100 | 100 | 100 | 100 |

表 6.6 及び表 6.7 より、断裂の規模と位置に関して、未学習のデータの判別も可能であった。したがって学習データとは異なる断裂の規模や部位に対しても頑健な検知が可能であることが判明した。また 0.24 mm の雑音条件のとき、最も多くの L' で判別率の平均値に最大

を与えた。更に、10種類の雑音条件で唯一すべての L' について判別率の平均値に最小を与えなかった。この0.24 mmの雑音条件について、正規化を行う前の判別率 η と選択率 β との関係を図6.13及び図6.14に示す。ただし縦軸が判別率の平均、横軸が選択率であり、判別率100%が続く領域は点を間引いて描画している。また誤差棒は判別率の標準偏差である。

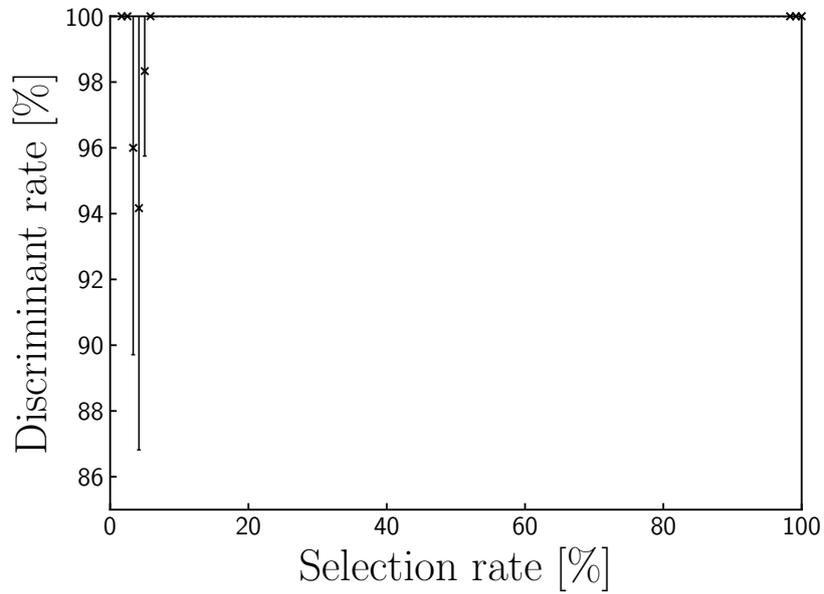


図 6.13: 0.24 mm の雑音条件における判別率と選択率の関係 (評価データセット 1)

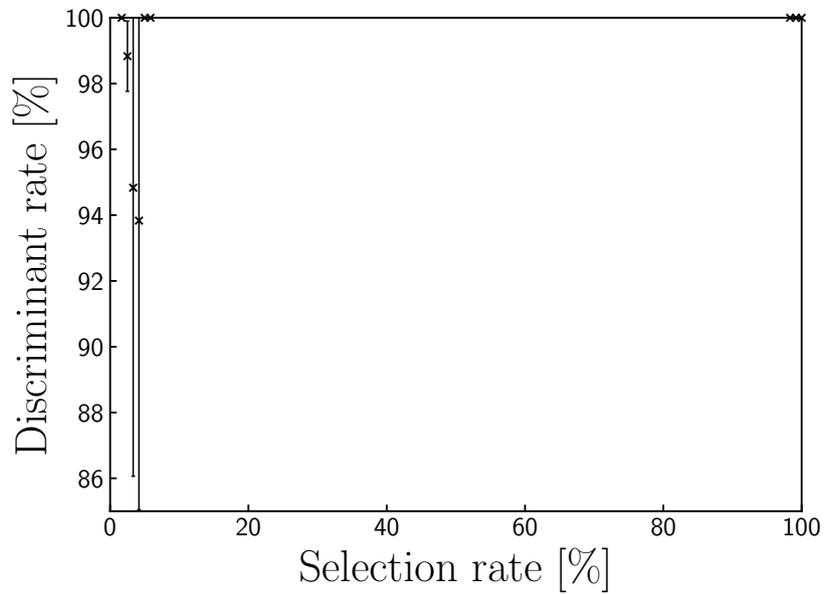


図 6.14: 0.24 mm の雑音条件における判別率と選択率の関係 (評価データセット 2)

選択率 β が小さくなり、検知に用いる電位分布データの印加電極の選び方の数 L' が少な

くなると、判別率の平均値が小さくなる、あるいは判別率の標準偏差が大きくなるという妥当な結果が得られた。また雑音条件 λ については、 L' が 6 より大きいときには判別性能に影響を及ぼさないが、 L' が 6 より小さくなったときに判別性能に影響を及ぼすことが判明した。 L' が 6 より大きいときは、雑音による電位分布の変動よりも電位分布データの次元数の方が学習に大きな影響を及ぼすと考えられる。

特に λ が 0.24 mm 未満のときと比較して、0.24 mm 以上のときは判別性能が向上している。最も多くの L' で判別率の平均値に最大を与え、すべての L' で判別率の平均値に最小を与えなかったことを考慮し、判別性能を最大化する雑音条件 λ は 0.24 mm であるとする。本実験で、0.24 mm の雑音条件で判別率の平均値が最大になった理由としては、0.24 mm 未満の雑音では、断裂による電位データの変動と比較して実際の測定誤差による電位データの変動が大きくなり、判別が十分に行えなかった可能性が考えられる。一方、0.24 mm より大きな雑音を重畳すると、断裂で生じる電位データの変動と比較して雑音による変動が大きくなり、適切に判別器を設定できなくなる可能性がある。

また判別率に 100 % を与える最小の選択率は 5 % であり、このときに用いた印加電極の選び方の数は 6、 r_{th} の値は 0.99975 であった。多重化装置のチャンネル切替時間が 20 ms であることを考慮すると、総計測時間を 38.4 s から 1.92 s まで短縮することができる。表 6.8 に、図 6.13 及び図 6.14 において β に 0.05 を与えた印加電極の選び方の一覧を示す。表 6.8 のすべての印加電極の選び方で印加電極間に 3 個電極が存在する。したがって断裂によって大きな電位変動が生じる印加電極の選び方が判明した。また図 6.15 に、表 6.8 で与えられた印加電極の選び方を用いて断裂前後の電位変動を算出した結果を示す。

表 6.8: 選択率 5 % を与えた印加電極の選び方一覧

| 印加電極の番号 | |
|---------|----|
| 1 | 5 |
| 3 | 15 |
| 4 | 8 |
| 4 | 16 |
| 9 | 13 |
| 11 | 15 |

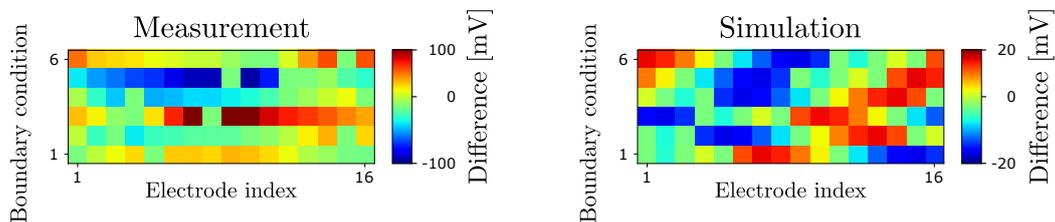


図 6.15: 断裂状態に変化した際の電位変動 (L' が 6 のとき)

全 120 存在する印加電極の選び方を、健全状態と断裂状態間の電位変動が大きい順 (電位分布データの相関が低い順) に抽出すると、印加電極間に電極が 3 個存在している場合に最も低い相関を与えることが明らかになった。この印加電極の選び方を用いるとき、印加電極間の距離は 42.4 mm でありファントムの半径に対して 121 % である。EIT においても、このような印加電極間に電極が存在している印加電極の選び方を用いると、他の選び方を用

いた場合と比較して良好な画像再構成結果が得られており [60], 先行研究の知見とも対応する. ただし電極付近での電流密度も大きくなるため, 隣接する 2 電極間に電圧を印加した際と比較すると, 電極と計測対象間の接触抵抗によって大きな計測誤差が生じることも報告されている [61]. 本実験では図 6.10 でも示したように, 実測とシミュレーション間で得られる電位分布データに関して, 接触抵抗由来と考えられる大きな差異が生じている. したがって, 6.3 節で述べたような接触状態の改善を行うことで判別率をより向上させることができると考えられる.

最も大きな電位変動が生じる印加電極の選び方は 120 個のうち 16 個存在する. この 16 個の印加電極の選び方をすべて用いて検知を行った場合 (選択率 13 %), r_{th} は 0.999753 であり, 判別率は 100 %であった. ファントムの対称性を考慮すると, 理想的には 16 個の印加電極の選び方の間で相関係数に差は生じないが, ボリュームメッシュを作成した際の誤差によって L' が 6 のときに表 6.8 に示した印加電極の選び方が抽出されたと考えられる. また電位分布データの次元は 256 であるため, 総計測時間は 5.12 s である.

また図 6.13 及び図 6.14 より, 本実験で 100 %の判別率を得るために最低限必要な印加電極の選び方の数 L' は 6 であった. 先述した 16 個の印加電極の選び方から 6 個を選択した際の組み合わせは 8008 存在する. 8008 通りの組み合わせでそれぞれ判別率を算出した際の平均は 96.7 ± 8.1 % であり, 十分高い判別性能を有することが判明した. したがって表 6.8 に限らず, 先述した 16 個の印加電極の選び方から 6 個選択して判別に用いると十分高い判別性能が実現可能であると考えられる.

6.5 学習データに用いる実測データ数に関する評価

6.5.1 実験条件と学習データセット

本実験では 6.4 節で述べた実験 1 に基づき, 検知に用いる印加電極の選び方の数 L' としては, 検知に特に有効な選び方をすべて用いた 16 と, 判別性能を最大化した 0.24 mm の雑音条件のもとで 100 %の判別率を与えた 6 に設定した. また雑音条件 λ は実験 1 に基づき, 判別性能を最大化する 0.24 mm である. 以降は, 本実験と実験 1 における実験条件とを比較した際の相違点である学習データセットについて述べる.

学習データセットは実験 1 同様に, 60 個の電位分布データから構成されており, その内訳と個数を表 6.9 に示す. ただし, 本実験では判別性能に対する実測の電位分布データの個数の影響を評価するため, $m1$ から取得した電位分布データの数 K_m を 0 個から実験 1 で用いた 20 個まで変化させて判別性能を評価する. 解析の流れを図 6.16 に示す. また判別器の評価に関しては表 6.5 で示した評価データセット 1 を用いる.

表 6.9: 学習データセットを構成する電位分布データの内訳と個数

| | s1 | s2 | m1 |
|-------|------------|----|-------|
| 用いた個数 | $30 - K_m$ | 30 | K_m |

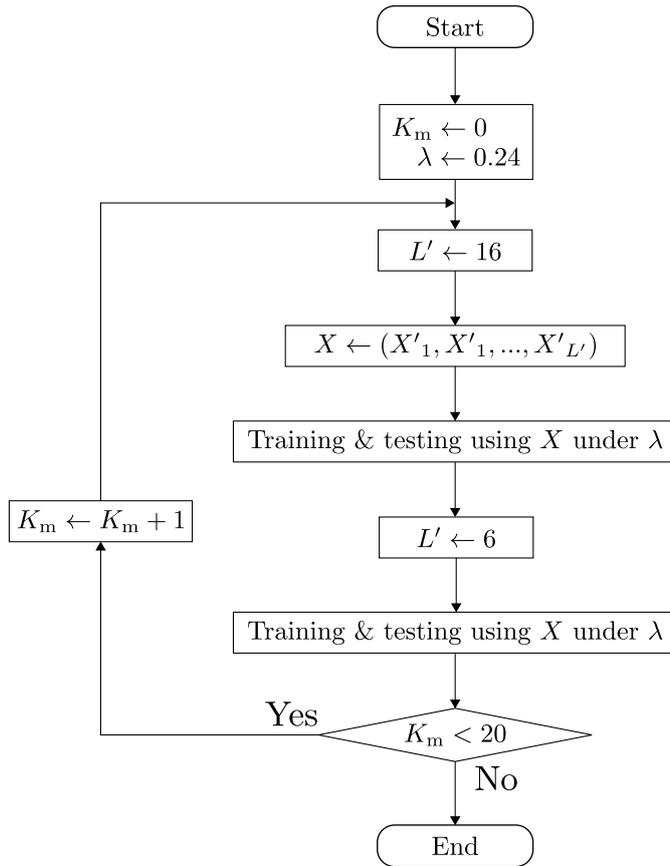


図 6.16: 解析のフローチャート

6.5.2 評価結果と考察

判別率 η の平均と式 (6.7) で定義する実測データの配合比率 γ との関係を図 6.17 及び図 6.18 に示す.

$$\gamma = \frac{K_m}{K_1} \times 100 \quad (6.7)$$

縦軸は判別率 η の平均であり, 横軸は式 (6.7) で定義する実測データの配合比率 γ であり, 誤差棒は標準偏差である. ただし配合比率 γ は, 学習データセットに用いた電位分布データの個数 K_1 に対する実測電位分布データの個数 K_m の割合である. K_1 は本実験では 60 である.

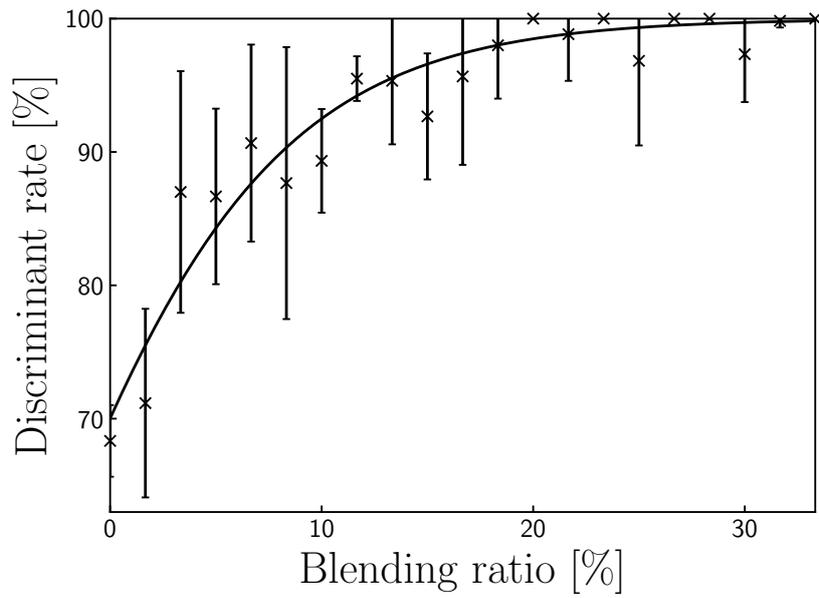


図 6.17: 判別率と配合比率との関係 (L' が 16 のとき)

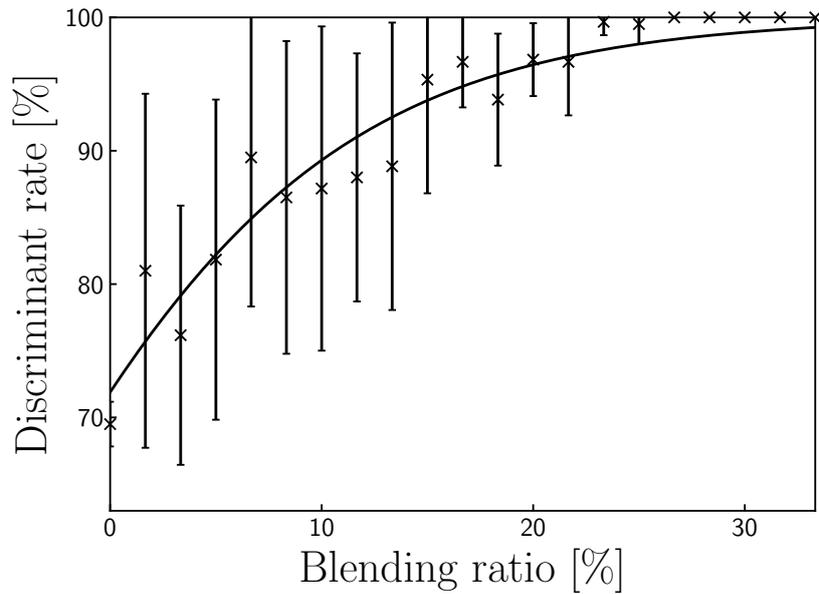


図 6.18: 判別率と配合比率との関係 (L' が 6 のとき)

また判別率 η の平均と配合比率 γ との関係について、式 (6.8) で定義する ξ_1, ξ_2 をパラメータとしたシグモイド関数 $\zeta(\gamma)$ に当てはまる傾向が確認された。

$$\zeta(\gamma) = \frac{100}{1 + \exp(-\xi_1(\gamma + \xi_2))} \quad (6.8)$$

シグモイド関数は 0-100 の値を有し、 γ に関して単調増加して 100 に飽和するため、判別性

能を記述するには妥当な関数である。したがって、図 6.17 及び図 6.18 には最小二乗法を用いて ξ_1, ξ_2 を推定したシグモイド関数も描画している。推定された ξ_1, ξ_2 の値を表 6.10 に示す。

表 6.10: シグモイド関数のパラメータ ξ_1, ξ_2 の推定結果

| | $L' = 16$ | $L' = 6$ |
|---------|-----------|----------|
| ξ_1 | 0.166 | 0.118 |
| ξ_2 | 5.10 | 7.95 |

式 (6.8) で定義されるシグモイド関数の逆関数 $\zeta^{-1}(\gamma)$ は式 (6.9) で記述される。

$$\zeta^{-1}(\gamma) = -\xi_2 - \frac{1}{\xi_1} \log \left(\frac{100}{\gamma} - 1 \right) \quad (6.9)$$

この逆関数を用いて良好な判別性能 90 % を達成するために必要な、配合比率 γ を算出すると、 L' が 16 のときは 8.1 % であり L' が 6 のときは 10.6 % であった。 L' が減少すると電位分布データの次元数も減少するため十分な学習を行うことができず、判別性能が低下することを考慮すると、配合比率の値が増加するのは妥当な結果であるといえる。シミュレーションで得た電位分布データのみを用いて学習を行った場合 (γ が 0 のとき) も 70 % 程度の判別率を達成可能であり、実測電位分布データを学習に用いることなく検知を行うことも可能であることが示唆された。

6.6 提案手法に関する課題と考察

本章で明らかになったことを以下に示す。

1. 検知に用いる印加電極の選び方の数を 120 個から 6 にまで削減しても判別率は同程度であり、データ取得時間を 38.4 s から 1.92 s まで削減可能なこと。
2. 大きさ 0.24 mm のガウス雑音を実測とシミュレーション間の電極の位置ずれとして重畳することで、判別率を最大化できること。
3. 90 % の判別率には学習に用いるデータとして 11 % 程度の実測電位分布データを用いれば十分であること。
4. 未学習の断裂条件に対する検知も可能であること。

しかし現在はファントムを用いた断裂検知の評価実験に留まっている。したがって将来の課題としては、生体適用を目指して現在より詳細な検証やモデル作成を行うことが挙げられる。このときに生じ得る課題としては、

1. 皮膚、脂肪、骨格筋、骨などの体組成分布には個人差が存在する点、
2. 実用上の計測系 (計測対象、学習に用いる断裂条件、電極配置) は本実験のような対称性を有していない点

などが挙げられる。

体組成分布の個人差に関しては、EITにおいて計測対象とシミュレーションファントム間の表面形状誤差が計測結果に影響を与えることが知られているため [62]、本研究でもこの表面形状誤差が計測精度に影響すると考えられる。個人差に厳密に対応して高い検知精度を実現するためには、被測定者の脚部形状や内部組成をMRIやX線CTなどであらかじめ取得することが望ましい。しかし、EITにおける計測精度と表面形状誤差との関係を詳細に調べた文献 [63] では、楕円柱の計測対象に対してシミュレーションファントムの短軸の長さを0-20%程度短くしても、推定した導電率分布の真値に対する相対誤差は5%以下であることが判明している。したがって、より高い検知性能を達成するためには被測定者の脚部形状や内部組成を用いることが望ましいが、Embodi3d [64] のような医用CT画像データベースから取得できる一般的な脚部の構造データをシミュレーションファントムとして用いても、一定の検知性能は達成可能であると考えられる。

実験で仮定した計測系の対称性に関しては、実用上の計測対象や断裂条件に対称性が存在するとは限らず、非対称な計測系に対しても検知ができるように手法を一部拡張する必要がある。実用上で印加電極の選び方を決定する際は、提案手法で用いた1種類の断裂条件に対して断裂前後の相関に基づき決定する手法ではなく、多様な断裂条件でシミュレーションを行い、すべての断裂状態に対して断裂前後で大きな電位変動が生じるように印加電極の選び方を複数組み合わせる必要がある。シミュレーションを行う際に用いる断裂条件は無数に存在するが、実用上は脚部には骨格筋に加えて脂肪や骨も分布しており、断裂が生じ得る位置は限定的である。また、筋断裂が生じる位置を調査した研究も行われており、ハムストリングや大腿四頭筋で頻発することが知られている [65,66]。図 6.19 に、ハムストリングで生じた筋断裂 (図 6.19 中の矢印) のMRIを示す。これらの情報を用いることで発生する筋断裂の位置が限定されるため、断裂時に生じる電位分布の変動パターンも限定される。したがって、筋断裂検知に適応した印加電極の選び方や学習に用いる断裂条件の決定も可能であると考えられる。

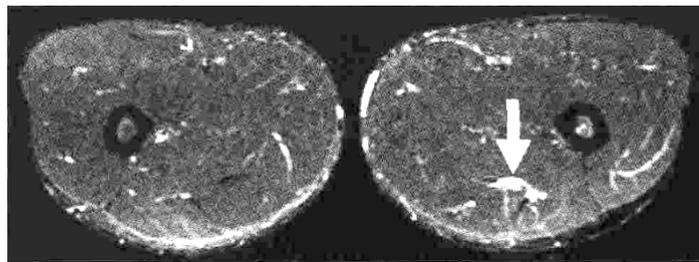


図 6.19: ハムストリングで生じた筋断裂 ([66] を改変)

したがって、実用時にのみ生じ得る現象に対しても提案システムを一部拡張することで対応可能であると考えられ、本論文で提案した検知に有効な電圧印加位置の決定を行い、少ない標本数で筋断裂検知を行う手法が有効であることが示唆された。また本実験では、図 6.20(a)(d) で示すような印加電極の間に電極が3個存在する選び方で断裂前後の電位分布変動が大きくなり、断裂検知に有効であることが判明した。図 6.20(b)(e) に、隣接する2個の電極を印加電極とした際にファントム内部で生じる電流密度を示す。図 6.20(b) が断裂前、図 6.20(e) が断裂後に対応する。ただし電流密度は矢印で示されており、ファントム内部で比較的大きな電流密度が生じている部分のみ描画している。断裂前後の電位分布変動は、主に断裂部位における電流密度の変化によって記述されるため、断裂の有無に依存せず断裂部位に比較

的小さな電流密度しか生じない図 6.20(b)(e) の例では，断裂前後の電位分布変動も小さい．図 6.20(c)(f) に，ファントムの中心に関して対称な位置に存在する 2 個の電極を印加電極とした際に，ファントム内部で生じる電流密度を示す．図 6.20(c) が断裂前，図 6.20(f) が断裂後に対応する．ただし図 6.20(b)(e) と同様に，電流密度は矢印で示されており，ファントム内部で比較的大きな電流密度が生じている部分のみ描画している．断裂の有無に依存せず断裂部位に比較的大きな電流密度が生じるため，断裂部位における電流密度の変化は小さい．したがって，図 6.20(c)(f) に示すような場合であっても，断裂前後の電位分布変動は小さい．図 6.20(a)(d) に，本実験で得られた断裂検知に有効な印加電極の選び方と，そのときにファントム内部で生じる電流密度を示す．図 6.20(a) が断裂前，図 6.20(d) が断裂後に対応する．ただし図 6.20(b)(e) と同様に，電流密度は矢印で示されており，ファントム内部で比較的大きな電流密度が生じている部分のみ描画している．断裂前(図 6.20(a)) では断裂部位に比較的小さな電流密度が生じるが，断裂後(図 6.20(d)) では断裂部位に比較的大きな電流密度が生じる．したがって，図 6.20(a)(d) で示す場合に電位分布変動が大きくなったと考えられる．

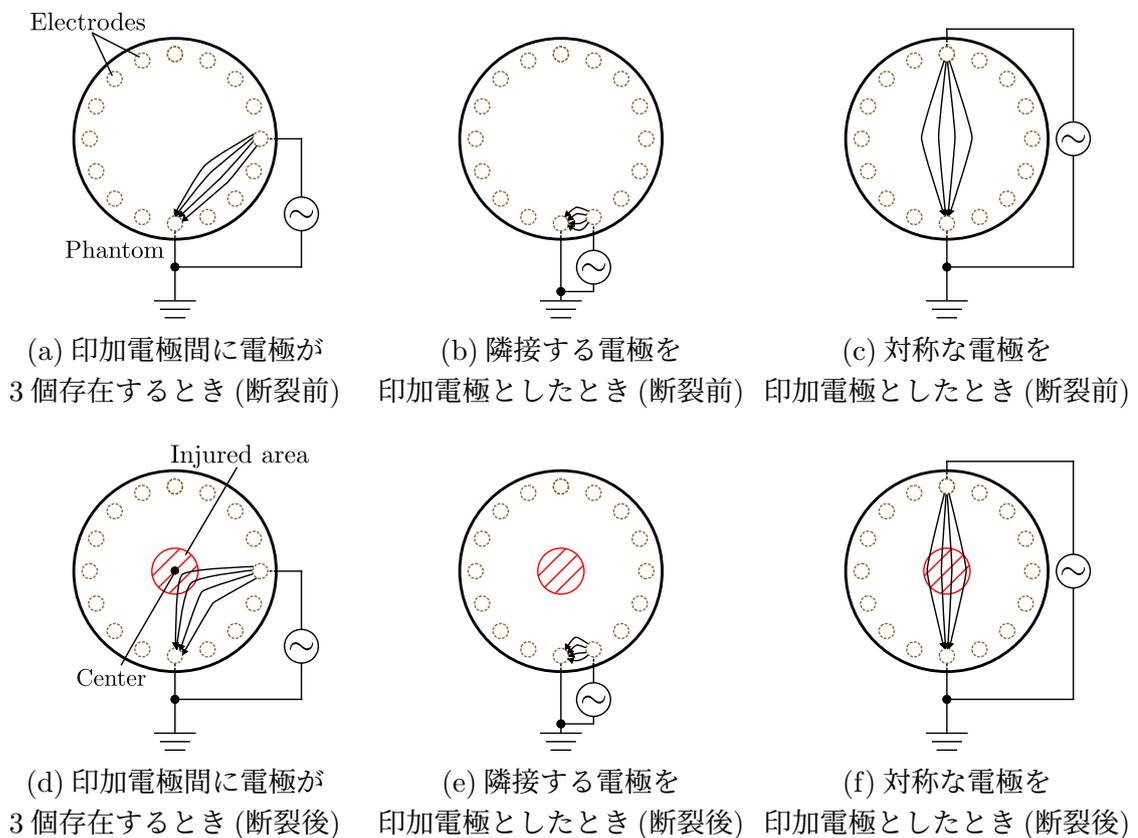


図 6.20: 印加電極の選び方

また提案手法は物体内部の電気特性変化を通じて断裂の検知を行うため，原理上は筋断裂に限らず電気特性の変化を伴うような物体内部の組成変化(たとえば建築材に生じる亀裂など)であれば，対象に適したモデル作成を行い，簡便な実装かつ短いデータ取得時間で検知可能であると考えられる．

第7章 おわりに

本論文では、シミュレーションなどを行い過去に様々な状態で取得した筋断裂に関するデータをあらかじめシステムに与えることで、短いデータ取得時間で軽度な筋断裂の検知に有効な適応計測手法を明らかにした。検知のために、骨格筋の電気インピーダンス分布に応じた電位分布を用いる。本手法の特徴は三つ挙げられる。一つ目は、あらかじめ電位分布シミュレーションを行って印加電極の選び方ごとに断裂前後の電位分布データ間の相関を算出することで、検知に有効な印加電極の選び方のみを決定・使用し、電位分布の取得を行ったことである。断裂によって電位分布データ間に大きな変動が生じる場合は、断裂前後の電位分布データ間の相関が低くなる。したがって相関に閾値を設定し、その閾値以下の相関を与える選び方のみを検知に用いた。二つ目は、シミュレーションを行う際に実測環境で生じる電極貼付位置の誤差をモデルに加え、実測環境に依存しない頑健な検知を行ったことである。三つ目は、判別器のパラメータを最適化する電位分布データの一部にもシミュレーションを用い、取得が困難な断裂時の実測電位分布データを用いず検知を行ったことである。

骨格筋ファントムを作製し、筋断裂検知の評価実験を行うことで、提案手法の三つの特徴を評価した。第一に、断裂前後の相関に基づき検知に有効な印加電極の選び方を決定し、断裂検知を行い判別率を評価した。120種類の印加電極の選び方のうち16種類存在する、印加電極の間に3個電極が存在するような選び方が断裂前後の電位分布シミュレーションについて特に低い相関(大きな電位分布変動)を与えたため、本実験ではこの選び方を検知に用いた。この印加電極の選び方をしたときに、断裂前後でファントム内に生じる電流分布の変化が最大化したと考えられる。16種類存在する特に低い相関を与える印加電極の選び方のうちの6種類のみを検知に用いた場合でも、 $100 \pm 0\%$ の判別率を達成可能であり、総データ取得時間を38.4 sから1.92 sにまで短縮できた。またこの評価を行ったとき、電極の位置ずれを標準偏差0.24 mmのガウス雑音でモデル化し、実測環境で生じる雑音としてシミュレーションに重畳することで、判別率が最大化された。第二に、学習データに用いる実測電位分布データの個数を変更して断裂検知を行い、良好な判別率には実測電位分布データがどの程度必要かを評価した。90%の良好な判別性能を得るためには、学習データ数に対して11%程度の実測電位分布データを用いると十分であることが判明した。また二つの実験について、検知した断裂条件には学習とは異なる断裂条件も含まれており、提案手法で未学習の断裂に対する検知も可能であることが明らかになった。

本論文を通じて提案した、検知に有効な電圧印加位置の決定を行い、少ない標本数で筋断裂検知を行う手法が有効であることを述べた。今後、筋断裂の簡便かつ軽度な段階での検知が可能になり、スポーツ障害の予防に貢献することが期待される。また提案手法は適切なモデル作成を行うことで筋断裂に限らず、物体内で生じる様々な電気特性変化に対する検知可能性もあり、応用が期待される。

謝 辞

本研究は大阪大学 大学院基礎工学研究科で行った。

著者が大城研究室に配属されてから3年間、配属前からお世話になっていた期間も含めると4年半が経過しました。プログラミングの基礎的な実習から始まり、最終的には自身の研究で論文投稿も行うことができました。非常に充実した学生生活を送ることができたと感じています。その期間、研究室のスタッフの皆様や学生の皆様には数々のご指導やご協力をいただき、深く感謝します。

学習・研究環境を提供していただきました、大阪大学 大学院基礎工学研究科 大城理 教授に篤く御礼申し上げます。研究やゼミなどにおいても多大なご指導をいただきました、重ねて御礼申し上げます。本論文の副査としてご指導いただきました、大阪大学 大学院基礎工学研究科 西川敦 教授、大阪大学 大学院基礎工学研究科 平井宏明 准教授に心より感謝いたします。ご栄転後も変わらず著者の研究に関心を抱いていただき、研究室や学会でお目にかかった際に議論もしていただいた、筑波大学 システム情報系 黒田嘉宏 教授に深く感謝致します。進捗報告の際に適切な助言をいただきました大阪大学 大学院基礎工学研究科 池田聖 准教授に深く感謝致します。著者の指導教員として研究や論文・レポート執筆など数多くのご指導をいただきました、東京大学 大学院工学系研究科 吉元俊輔 講師に心よりお礼申し上げます。進捗報告でのご助言と処理が煩雑な物品購入を行っていただきました、大阪大学 大学院基礎工学研究科 石塚裕己 助教に深く感謝致します。学会参加や物品購入、論文投稿などに伴う煩雑な事務処理を行っていただきました、秘書の杉浦延予 氏にお礼申し上げます。

研究室の同期として数多くの議論を交わした、大森隆哉 氏、許佳祜 氏、坂口真央 氏、澤井智紀 氏、田畑亮 氏に感謝致します。研究や講義に関する議論を数多く交わした、後輩である内川亮介 氏、大森崇史 氏に感謝致します。日頃の会話を通じて著者の英語能力の構造に貢献していただいた、Karim Andi Annisa Salsabila IMRAN 氏に感謝いたします。

参考文献

- [1] A. Guermazi, F. Roemer, P. Robinson, J. Tol, R. Regatte, and M. Crema. Imaging of Muscle Injuries in Sports Medicine: Sports Imaging Series. *Radiology*, Vol. 282, No. 3, pp. 646–663, 2017.
- [2] R. Buendia, S. Candefjord, B. Sanchez, H. Granhed, B. Sjöqvist, P. Örténwall, and E. Caragounis. Bioimpedance technology for detection of thoracic injury. *Physiological Measurement*, Vol. 38, No. 11, pp. 2000–2014, 2017.
- [3] X. Yu, B. Fernando, R. Hartley, and F. Porikli. Super-resolving very low-resolution face images with supplementary attributes. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 908–917, 2018.
- [4] D. Ma, V. Gulani, N. Seiberlich, K. Liu, J. L. Sunshine, J. L. Duerk, and M. A. Griswold. Magnetic resonance fingerprinting. *Nature*, Vol. 495, No. 7440, p. 187, 2013.
- [5] W. T. Freeman, E. C. Pasztor, and O. T. Carmichael. Learning low-level vision. *International journal of computer vision*, Vol. 40, No. 1, pp. 25–47, 2000.
- [6] 田口安則, 小野利幸, 三田雄志, 井田孝. 画像超解像のための閉ループ学習による代表事例の学習方法. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 92, No. 6, pp. 831–842, 2009.
- [7] 小森秀樹. 超解像技術. 映像情報メディア学会誌, Vol. 63, No. 10, pp. 1400–1402, 2009.
- [8] 松本信幸, 井田孝. 画像のエッジ部の自己合同性を利用した再構成型超解像. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 93, No. 2, pp. 118–126, 2010.
- [9] 田中正行, 奥富正敏. 再構成型超解像処理の高速化アルゴリズムとその精度評価. 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 88, No. 11, pp. 2200–2209, 2005.
- [10] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani. Super-resolution from a single image. In *2009 IEEE 12th international conference on computer vision*, pp. 349–356, 2009.
- [11] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang. Image super-resolution using deep convolutional networks. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 38, No. 2, pp. 295–307, 2015.
- [12] G. Liu, F. A. Reda, K. J. Shih, T. Wang, A. Tao, and B. Catanzaro. Image inpainting for irregular holes using partial convolutions. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, pp. 85–100, 2018.

- [13] M. Lustig, D. L. Donoho, J. M. Santos, and J. M. Pauly. Compressed sensing MRI. *IEEE signal processing magazine*, Vol. 25, No. 2, pp. 72–82, 2008.
- [14] J. P. Haldar, D. Hernando, and Z. Liang. Compressed-sensing MRI with random encoding. *IEEE transactions on Medical Imaging*, Vol. 30, No. 4, pp. 893–903, 2010.
- [15] 田中利幸. MRIにおけるスパースさを利用した画像再構成. *Medical Imaging Technology*, Vol. 32, No. 3, pp. 182–187, 2014.
- [16] 町田好男. 最新のMRI撮像技術. 医用画像情報学会雑誌, Vol. 32, No. 4, pp. ii–v, 2015.
- [17] 湯浅景元, 福永哲夫. Bモード超音波法による皮下脂肪厚測定の正確度. 体力科学, Vol. 36, No. 1, pp. 31–35, 1987.
- [18] 越智淳三 (訳). 解剖学アトラス (第3版). 文光堂, 東京, 1990.
- [19] M. Beldjilali-Labro, A. Garcia, F. Farhat, F. Bedoui, J. Grosset, M. Dufresne, and C. Legallais. Biomaterials in Tendon and Skeletal Muscle Tissue Engineering: Current Trends and Challenges. *Materials*, Vol. 11, No. 7, p. 1116, 2018.
- [20] 有田秀穂, 原田玲子. 人体の構造と機能. 朝倉書店, 東京, 2005.
- [21] 高野康夫. 解剖生理学. 化学同人, 京都, 2004.
- [22] A. Baggaley. *HUMAN BODY*. Dorling Kindersley Publishing, London, 2001.
- [23] 毛利博. トコトンやさしい血液の本. 日刊工業新聞社, 東京, 2006.
- [24] 齋藤太朗, 高木建次. 翻訳 人体物理学. エヌ・ティー・エス, 東京, 2009.
- [25] 金井寛. 生体物性 (2). 医用電子と生体工学, Vol. 13, No. 5, pp. 307–315, 1975.
- [26] C. A. Gonzalez, C. Villanueva, C. Vera, O. Flores, R. D. Reyes, and B. Rubinsky. The detection of brain ischaemia in rats by inductive phase shift spectroscopy. *Physiological measurement*, Vol. 30, pp. 809–19, 2009.
- [27] V. Raicu, N. Kitagawa, and A. Irimajiri. A quantitative approach to the dielectric properties of the skin. *Physics in Medicine and Biology*, Vol. 45, No. 2, pp. L1–L4, 1999.
- [28] R. Pethig. Dielectric properties of body tissues. *Clinical Physics and Physiological Measurement*, Vol. 8, No. 4A, p. 5, 1987.
- [29] D. C. Cardinal and R. J. Flower. The electronic aggregometer: a novel device for assessing platelet behavior in blood. *Journal of pharmacological methods*, Vol. 3, No. 2, pp. 135–158, 1980.
- [30] 深町彰, 河野和幸, 若尾哲夫, 田崎健, 小泉英仁, 永関慶重. 外傷性脳内血腫. *Neurologia medico-chirurgica*, Vol. 19, No. 11, pp. 1039–1051, 1979.

- [31] R. Kinugasa, Y. Kawakami, and T. Fukunaga. Mapping activation levels of skeletal muscle in healthy volunteers: an MRI study. *Journal of Magnetic Resonance Imaging: An Official Journal of the International Society for Magnetic Resonance in Medicine*, Vol. 24, No. 6, pp. 1420–1425, 2006.
- [32] M. Froeling, J. Oudeman, G. Strijkers, M. Mass, M. Drost, K. Nicolay, and A. Nederveen. Muscle changes detected with diffusion-tensor imaging after long-distance running. *Radiology*, Vol. 274, No. 2, pp. 548–562, 2014.
- [33] 巨瀬勝美. MRIの最新動向. *Medical Imaging Technology*, Vol. 23, No. 2, p. 77, 2005.
- [34] P. Peetrons. Ultrasound of muscles. *European radiology*, Vol. 12, No. 1, pp. 35–43, 2002.
- [35] J. Lee, A. Mitchell, and J. Healy. Imaging of muscle injury in the elite athlete. *The British journal of radiology*, Vol. 85, No. 1016, pp. 1173–1185, 2012.
- [36] 小川誠二, 上野照剛. 非侵襲・可視化技術ハンドブック. エヌ・ティー・エス, 東京, 2007.
- [37] S. Wang, W. Lee, J. Provost, J. Luo, and E. E. Konofagou. A composite high-frame-rate system for clinical cardiovascular imaging. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, Vol. 55, No. 10, pp. 2221–2233, 2008.
- [38] Y. Zhang and C. Harrison. Tomo: Wearable, low-cost electrical impedance tomography for hand gesture recognition. In *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology*, pp. 167–173, 2015.
- [39] V. Cherepenin, A. Karpov, A. Korjnevsky, V. Kornienko, A. Mazaletskaya, D. Mazourov, and D. Meister. A 3D electrical impedance tomography (EIT) system for breast cancer detection. *Physiological Measurement*, Vol. 22, No. 1, p. 9, 2001.
- [40] 金井寛. 生体電気インピーダンスとその臨床応用. 医用電子と生体工学, Vol. 20, No. 3, pp. 140–146, 1982.
- [41] H. J. Kim, Y. T. Kim, A. S. Minhas, W. C. Jeong, E. J. Woo, J. K. Seo, and O. J. Kwon. In vivo high-resolution conductivity imaging of the human leg using MREIT: the first human experiment. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 28, No. 11, pp. 1681–1687, 2009.
- [42] V. Chitturi and F. Nagi. Spatial resolution in electrical impedance tomography: A topical review. *Journal of Electrical Bioimpedance*, Vol. 8, No. 1, pp. 66–78, 2017.
- [43] S. Hong, K. Lee, U. Ha, H. Kim, Y. Lee, Y. Kim, and H. Yoo. A 4.9 m Ω -sensitivity mobile electrical impedance tomography IC for early breast-cancer detection system. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, Vol. 50, No. 1, pp. 245–257, 2015.
- [44] J. Adams, G. Bodor, V. Davila-Roman, J. Delmez, F. Apple, J. Ladenson, and A. Jaffe. Cardiac troponin I. A marker with high specificity for cardiac injury. *circulation*, Vol. 88, No. 1, pp. 101–106, 1993.

- [45] P. Brancaccio, N. Maffulli, and F. Limongelli. Creatine kinase monitoring in sport medicine. *British medical bulletin*, Vol. 81, No. 1, pp. 209–230, 2007.
- [46] J. Ziegenhorn, M. Senn, and T. Bücher. Molar absorptivities of beta-NADH and beta-NADPH. *Clinical chemistry*, Vol. 22, No. 2, pp. 151–160, 1976.
- [47] S. Garré. *Non-invasive Monitoring of Water and Solute Fluxes in a Cropped Soil*. Forschungszentrum, Jülich, 2010.
- [48] D. S. Holder. *Electrical Impedance Tomography: Methods, History and Applications*. CRC Press, 2004.
- [49] 竹内則雄, 檜山和男, 寺田賢二郎. 計算力学 (第2版). 森北出版, 東京, 2012.
- [50] 土木学会 応用力学委員会計算力学小委員会 (編). いまさら聞けない 計算力学の常識. 丸善出版, 東京, 2012.
- [51] 中田高義, 高橋則雄. 電気工学の有限要素法. 森北出版, 東京, 1982.
- [52] 三好俊郎. 有限要素法入門. 培風館, 東京, 1978.
- [53] 武田朴. 各種生体電気信号計測用電極の最新動向. 医療機器学, Vol. 80, No. 1, pp. 28–37, 2010.
- [54] 松尾正之, 田頭功. 生体用金属電極の電気的特性. 医用電子と生体工学, Vol. 8, No. 2, pp. 151–159, 1970.
- [55] 杉山高一. 多変量データ解析入門. 朝倉書店, 東京, 1999.
- [56] 池本尚生, 吉元俊輔, 黒田嘉宏, 大城理. 電位分布解析に基づく筋断裂可視化手法の検討. 計測自動制御学会 システム・情報部門 学術講演会論文集, pp. SS05–07. 計測自動制御学会, 2018.
- [57] Y. Fukuhara, J. Gómez-Tames, and W. Yu. An experimental study on the effect of fat conductivity on voltage distribution and muscle recruitment using tissue-equivalent phantoms. In *2013 E-Health and Bioengineering Conference (EHB)*, pp. 1–4. IEEE, 2013.
- [58] D. Hayashi, B. Hamilton, A. Guermazi, R. Villiers, M. D. Crema, and F. W. Roemer. Traumatic injuries of thigh and calf muscles in athletes: role and clinical relevance of MR imaging and ultrasound. *Insights into imaging*, Vol. 3, No. 6, pp. 591–601, 2012.
- [59] H. Si. TetGen, a Delaunay-based quality tetrahedral mesh generator. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, Vol. 41, No. 2, p. 11, 2015.
- [60] D. C. Dobson and F. Santosa. Resolution and stability analysis of an inverse problem in electrical impedance tomography: dependence on the input current patterns. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, Vol. 54, No. 6, pp. 1542–1560, 1994.

- [61] V. Kolehmainen, M. Vauhkonen, P. A. Karjalainen, and J. P. Kaipio. Assessment of errors in static electrical impedance tomography with adjacent and trigonometric current patterns. *Physiological measurement*, Vol. 18, No. 4, p. 289, 1997.
- [62] D. Liu, V. Kolehmainen, S. Siltanen, A. M. Laukkanen, and A. Seppänen. Nonlinear difference imaging approach to three-dimensional electrical impedance tomography in the presence of geometric modeling errors. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, Vol. 63, No. 9, pp. 1956–1965, 2015.
- [63] D. Liu, V. Kolehmainen, S. Siltanen, and A. Seppänen. A nonlinear approach to difference imaging in EIT; assessment of the robustness in the presence of modelling errors. *Inverse Problems*, Vol. 31, No. 3, p. 035012, 2015.
- [64] Embodi3D LLC. embodi3d. <https://www.embodi3d.com/>.
- [65] 武田寧, 内山英司, 中里浩一, 中嶋寛之. スポーツ損傷としての肉離れの疫学的調査. 臨床スポーツ医学, Vol. 17, No. 6, pp. 665–669, 2000.
- [66] 奥脇透. トップアスリートにおける肉離れの実態. 日本臨床スポーツ医学会誌, Vol. 17, No. 3, pp. 497–505, 2009.

業績

- 論文

1. 池本尚生, 吉元俊輔, 石塚裕己, 池田聖, 黒田嘉宏, 大城理. 電位の空間走査による筋断裂検知手法の提案. 生体医工学, Vol. 57, No. 6, pp. 215–223, 2019.

- 国内発表

1. 池本尚生, 吉元俊輔, 黒田嘉宏, 大城理. 電位分布解析に基づく筋断裂可視化手法の検討. 計測自動制御学会 システム・情報部門学術講演会, 富山, SS05-07. 計測自動制御学会, 2018年11月.
2. 池本尚生, 吉元俊輔, 黒田嘉宏, 大城理. 電気インピーダンス分布に基づく筋断裂検知システムの開発. 第63回システム制御情報学会研究発表講演会, 大阪, GSc02-2. システム制御情報学会, 2019年5月.
3. 池本尚生, 吉元俊輔, 石塚裕己, 池田聖, 黒田嘉宏, 大城理. 電位の空間走査による筋断裂検知手法の提案. 生体医工学シンポジウム 2019, 徳島, 2A-31. 生体医工学学会, 2019年9月.

- その他

1. N. Ikemoto. Development of a muscle injury detection system based on active electrical potential measurement. *Bioengineering Colloquium*, Toyonaka, 29. July, 2019
2. 池本尚生. 能動電位計測に基づく筋断裂検知システムの開発. ジョイント研究会, 豊中, 2019年11月.