

低侵襲医療のための機械学習による耳小骨病変の診断法

工学院大学 工学部 電気電子工学科
准教授 向井 正和

背景

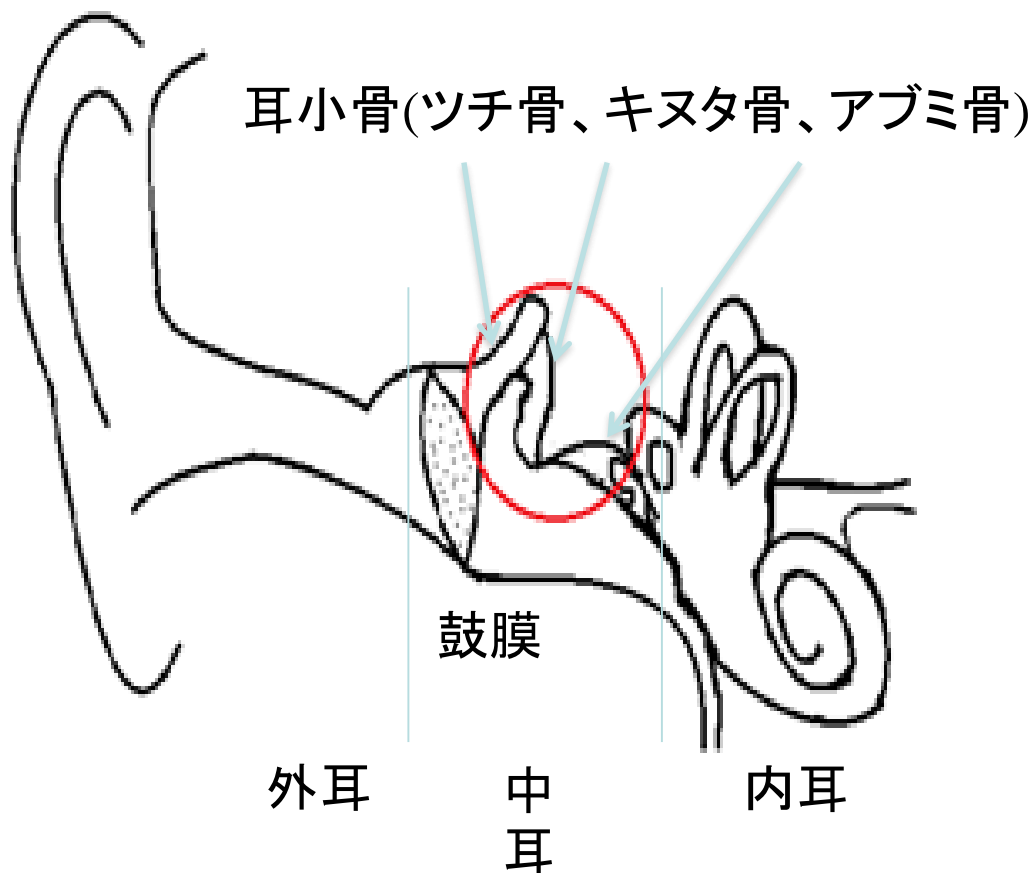


図1 耳の構造

高齢化社会
低侵襲医療の必要性

鼓膜正常での伝音難聴

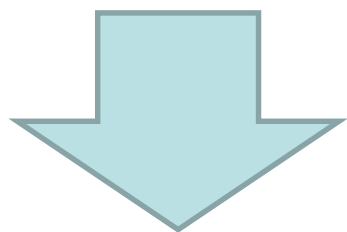
耳小骨の状態を知る必要がある

鼓膜があるため視診は出来ない

背景

連続周波数ティンパメトリー

外耳道を密閉し、圧力をかけ周波数を変化させ
音圧・位相を測定



判別

正常、固着、離断

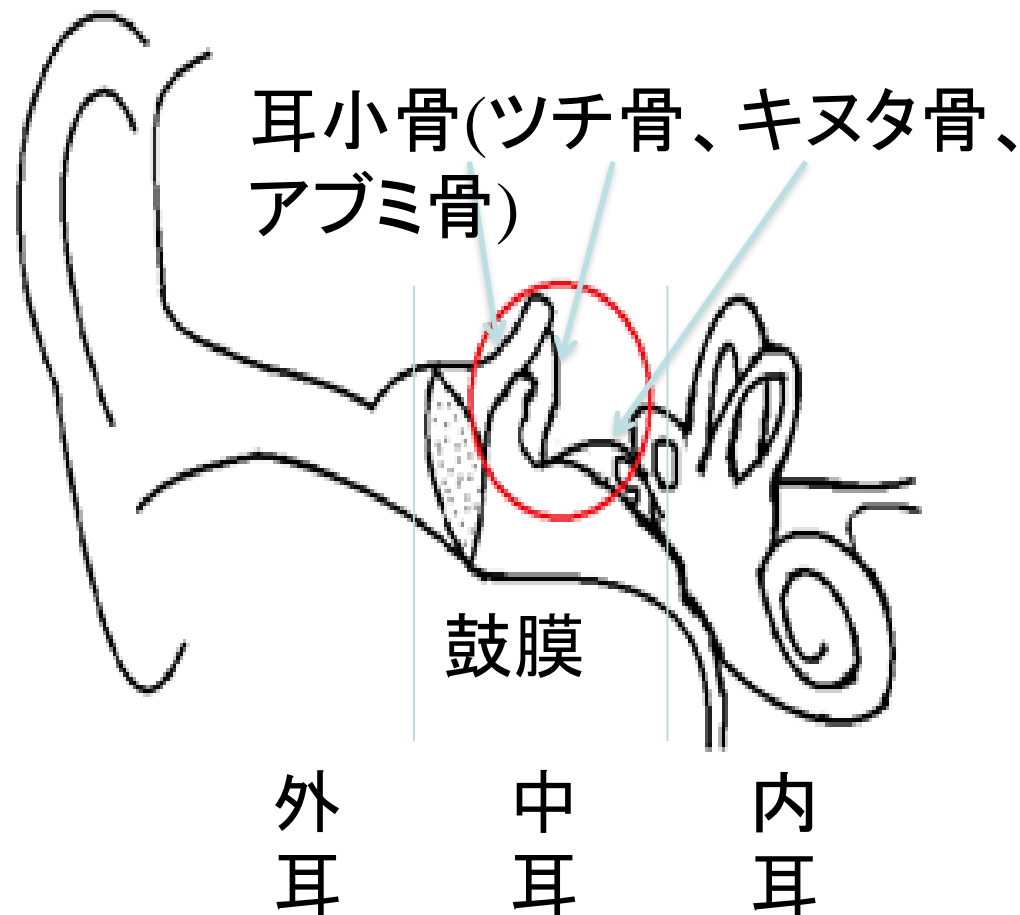


図1 耳の構造

ティンパノメトリによる検査

- ① 外耳道の空気圧を制御
- ② スピーカーから音波を出す
- ③ ②とマイクの位相差を測定
- ④ マイクで拾った音波の音圧を測定
- ⑤ 印刷

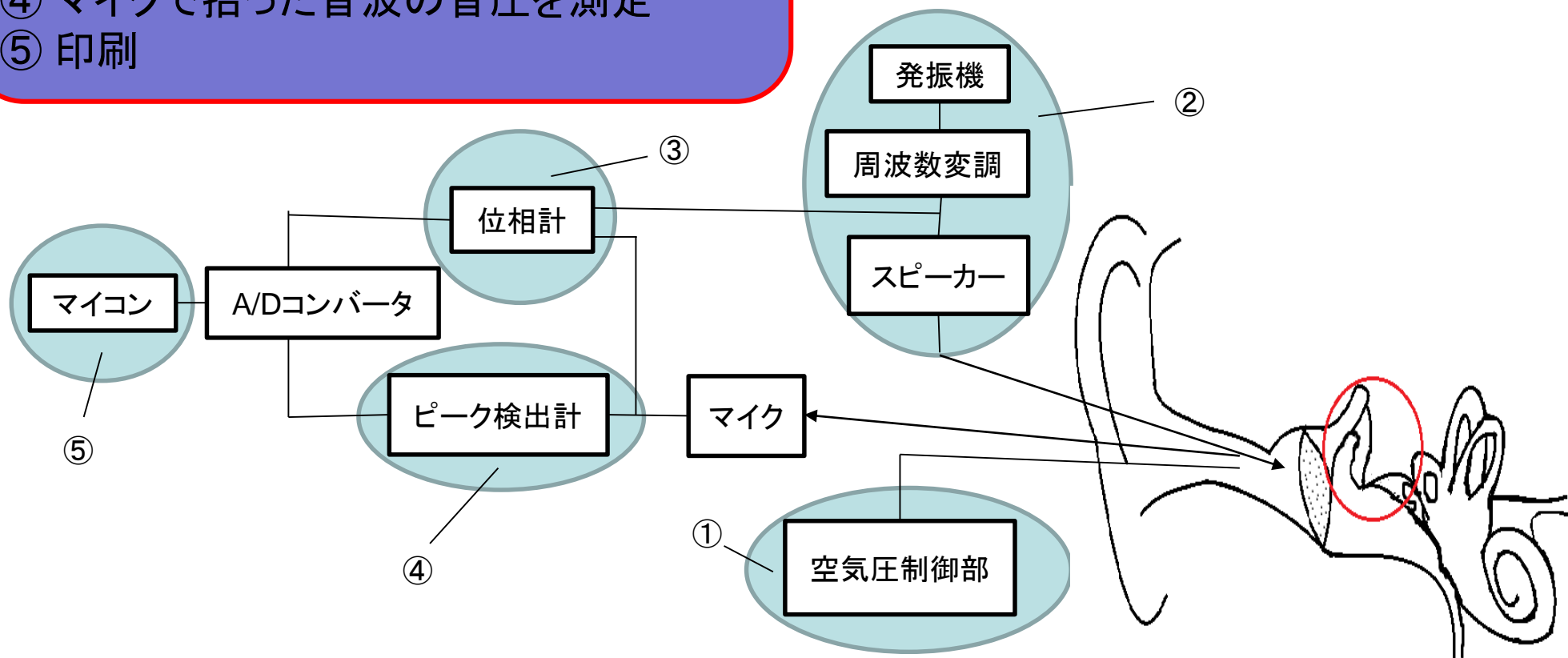


図 連続周波数ティンパノメトリのシステムのブロック線図

ティンパノメトリによる検査

音圧変化, 位相変化

周波数220[Hz]~2200[Hz]の範囲で記録

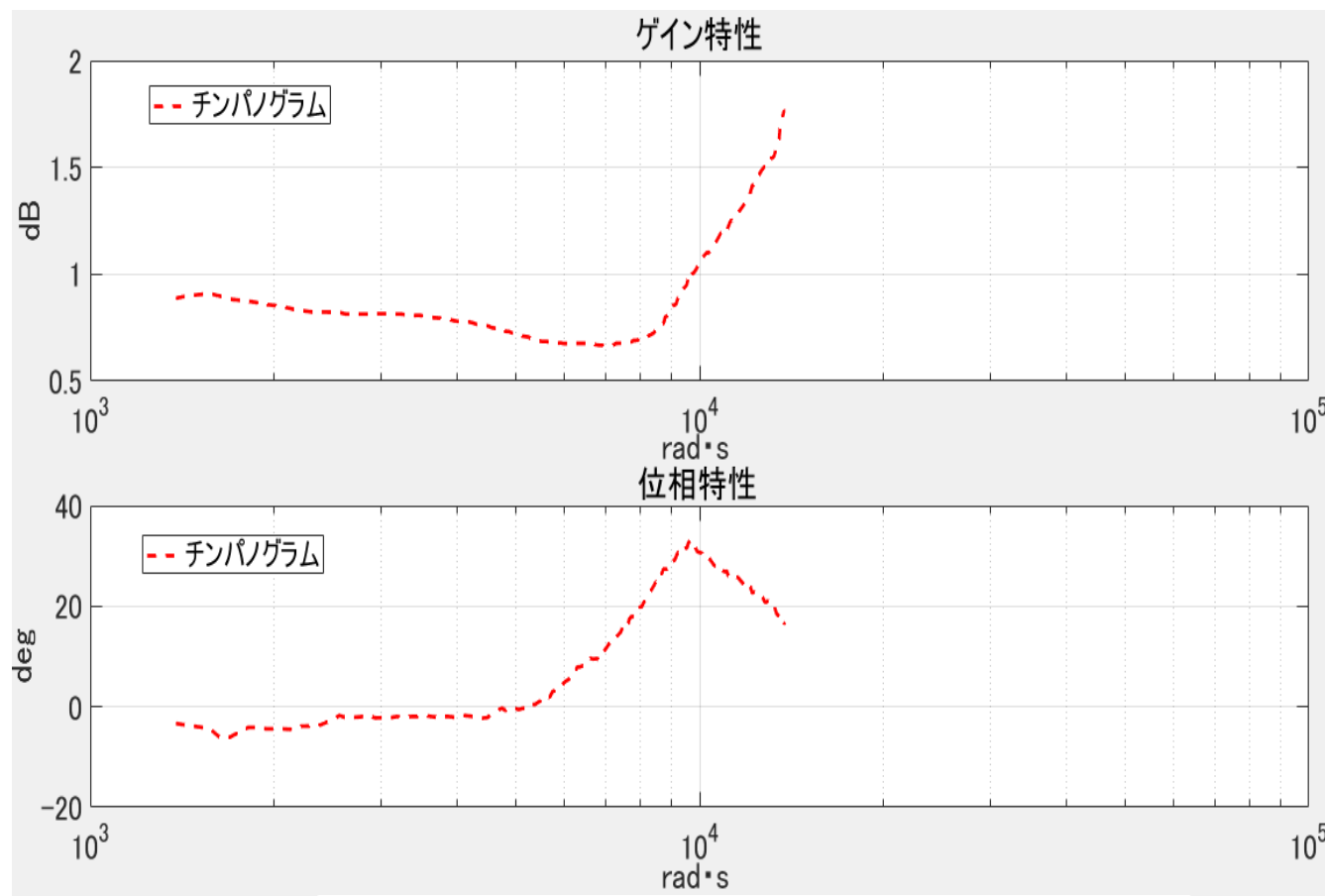
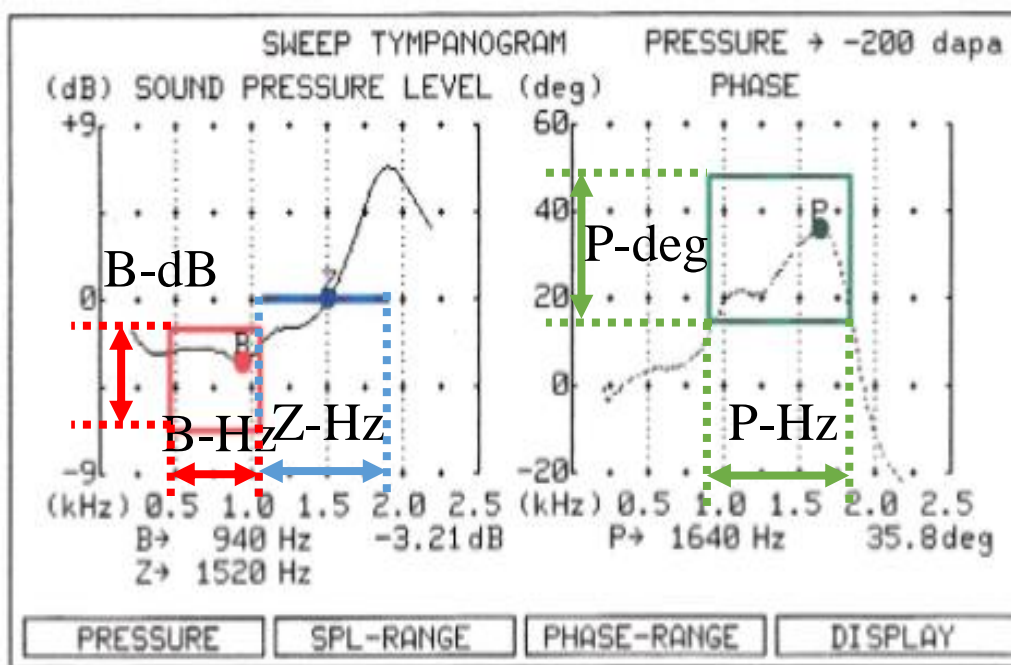


図 ティンパノグラムの例

従来手法

表 正常と判断できる範囲



	正常範囲	平均値
B-Hz ●	480 ~ 1070	780
B-dB ●	-6.0 ~ -1.8	-3.9
Z-Hz ○	1100 ~ 1860	1480
P-Hz ●	910 ~ 1820	1370
P-deg ●	16.3 ~ 47.9	32.1

図 測定例

[1] 船坂宗太郎、耳小骨病変と連続周波数チンパノメトリー、耳鼻臨床、pp.313~320、1988年

従来手法と問題点

- 診断を確定するために手術が必要
- 40例中 離断 83%, 固着 61%^[1]
- 現場^[2] 正常 50%, 離断 88.8%, 固着 60% (全体 63.6%)

[1] 船坂宗太郎、耳小骨病変と連続周波数チンパノメトリー、耳鼻臨床、pp.313~320、1988年

[2] 東京医科大学との共同研究データ

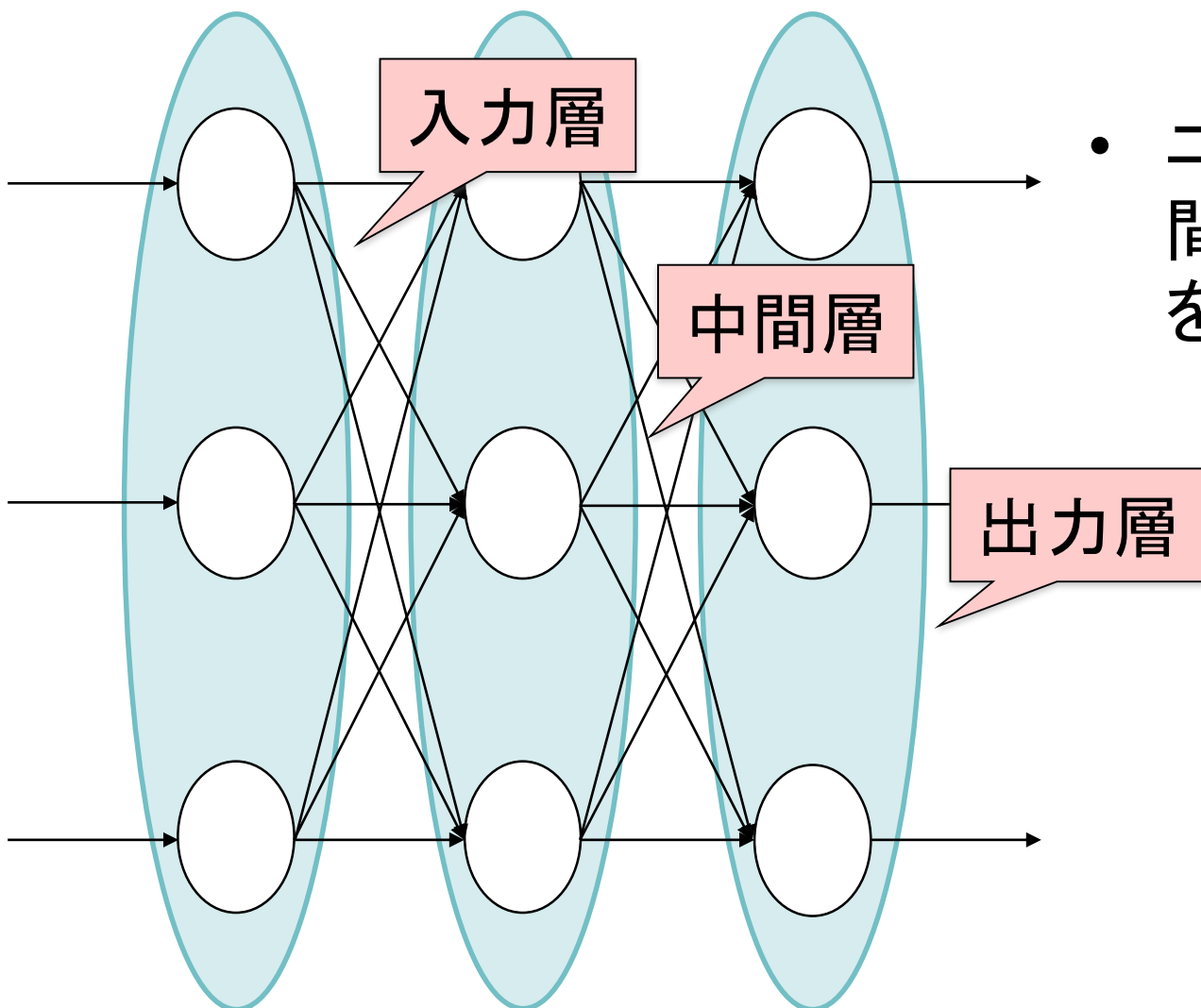
研究目的

耳小骨の状態を正常、固着、離断の3パターンで分類し、従来の診断率を上回る手法を開発

手段:

ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークによる判別



- ニューラルネットワークは人間の脳の神経回路の仕組みを模したモデル

図 ニューラルネットワークの構造

ニューラルネットワークの学習

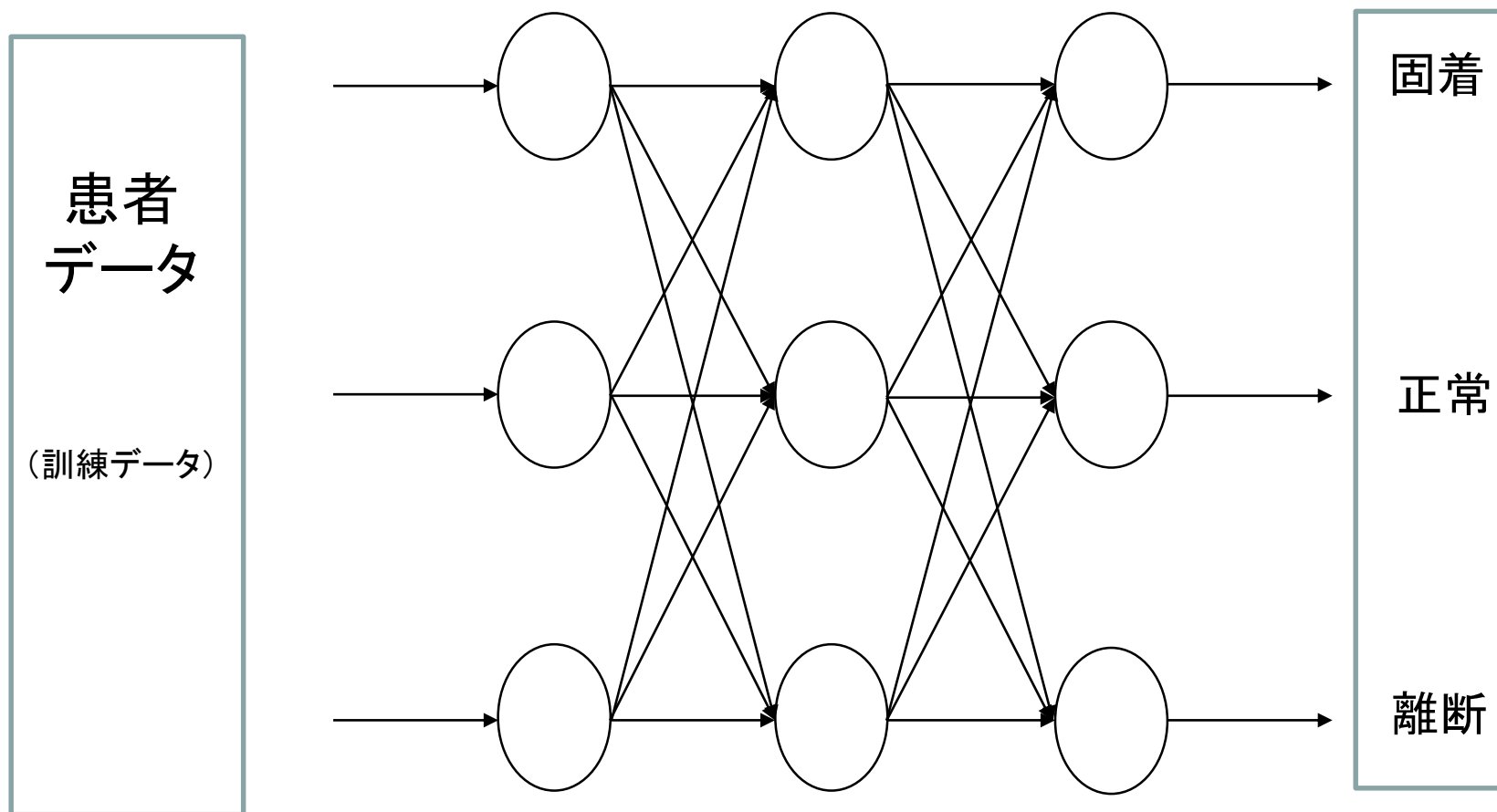


図 ニューラルネットワークの構造

ニューラルネットワークの学習

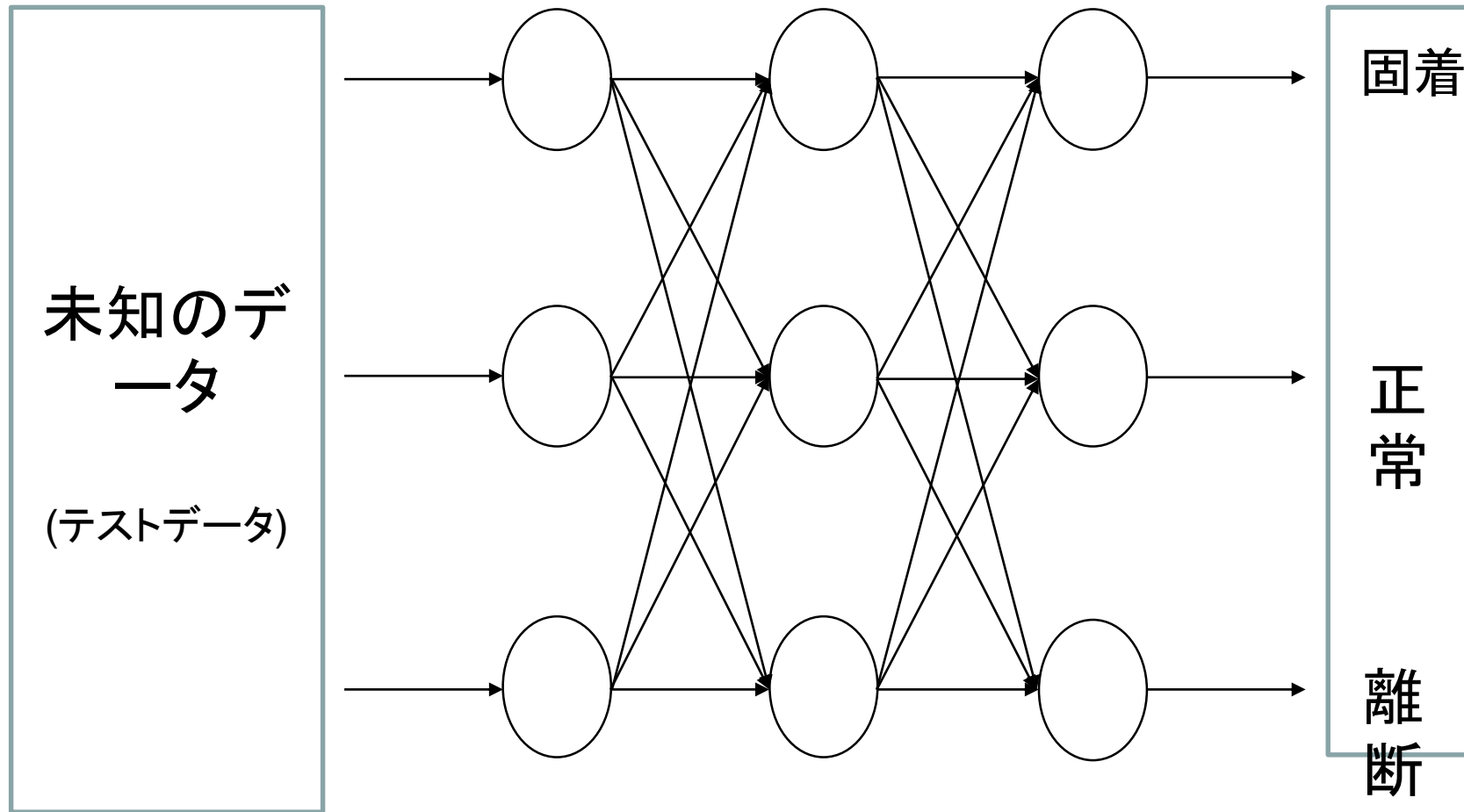
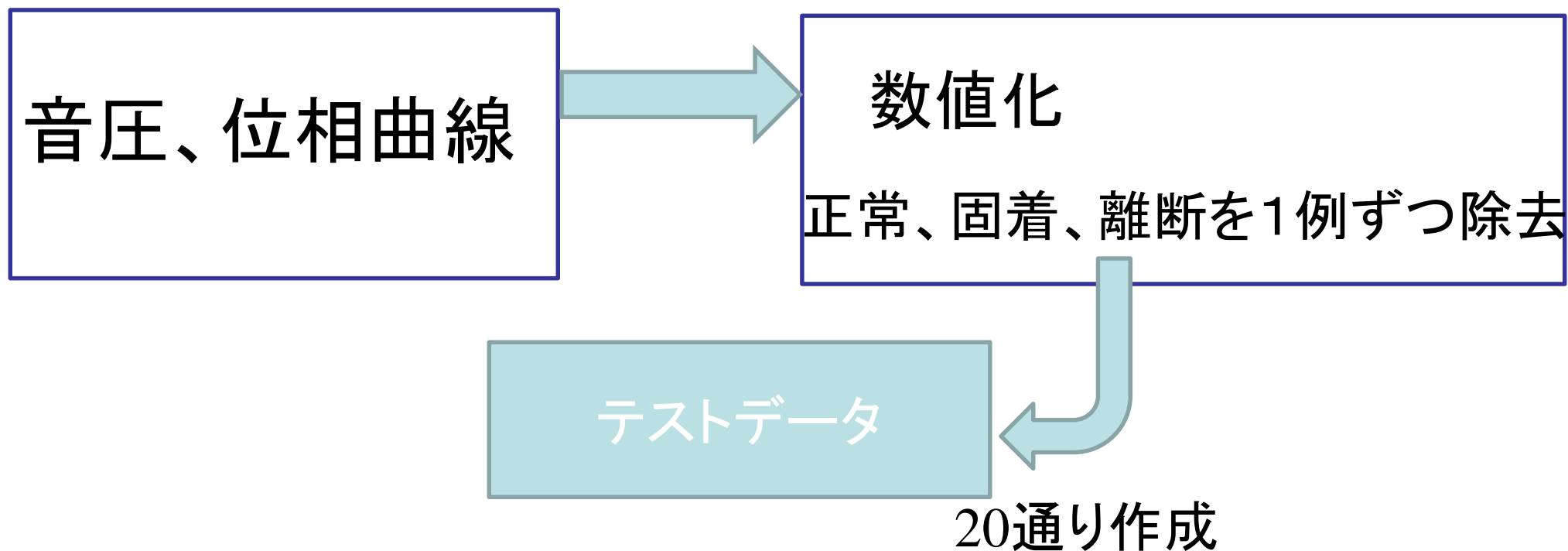


図2 ニューラルネットワークの構造

データによる検証

患者データ

正常16例、固着20例、離断9例



学習データ

テストデータを除いたデータ

10倍

訓練データ

入力データの次元

- 音圧曲線を160次元にしたデータ
- 位相曲線を200次元にしたデータ
- 音圧、位相曲線に記載されている以下の数値を5次元データとして扱う。

最低音圧時の周波数

最低音圧

ゲインクロスオーバー周波数

最大位相時の周波数

最大位相

検証に用いるニューラルネットワーク

入力次元を5～365で検証する。

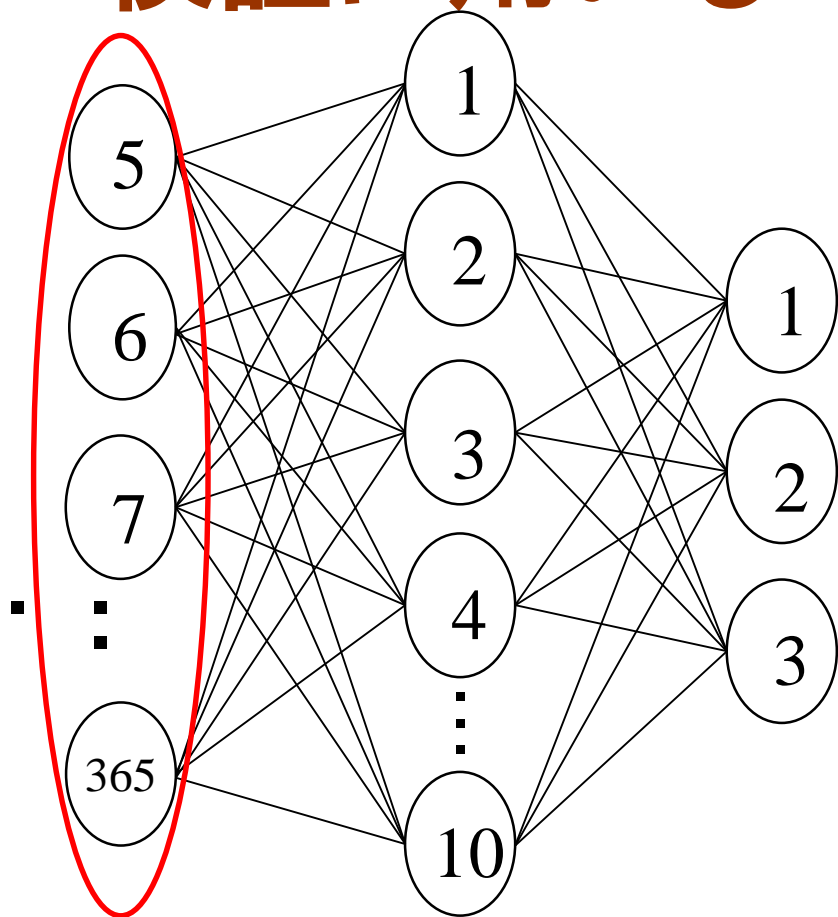


図 ニューラルネットワークの構造

検証に用いるニューラルネットワーク

入力次元を5～365で検証する。
中間層のユニット数を10に設定

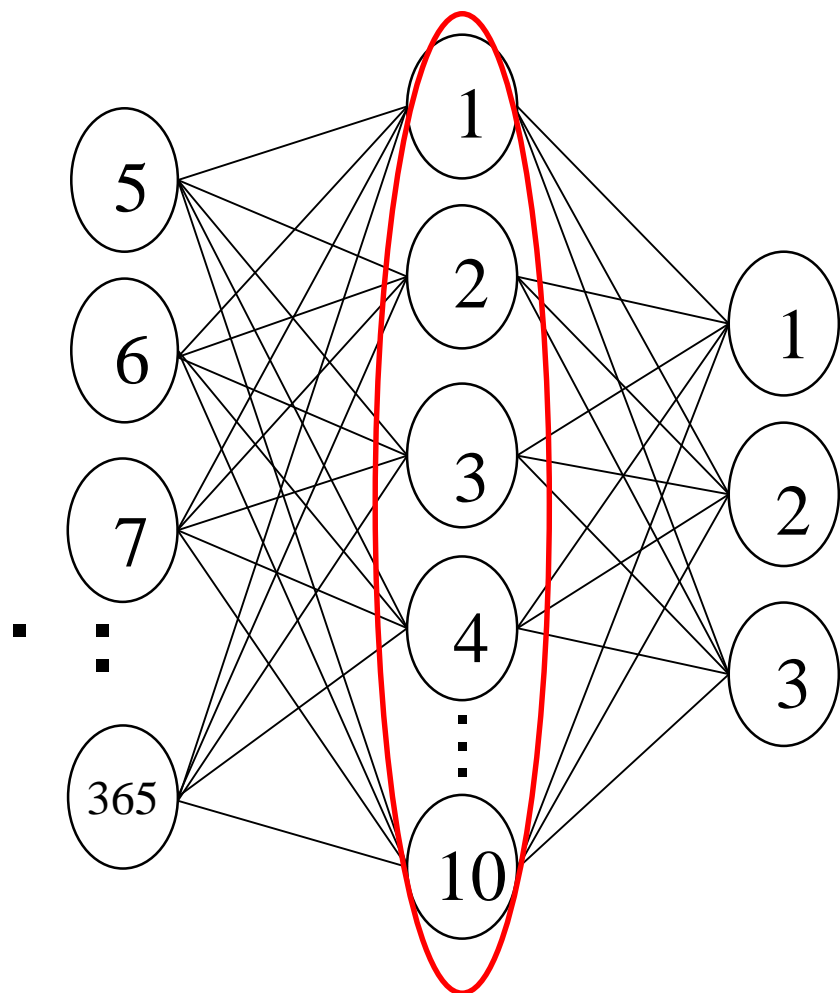
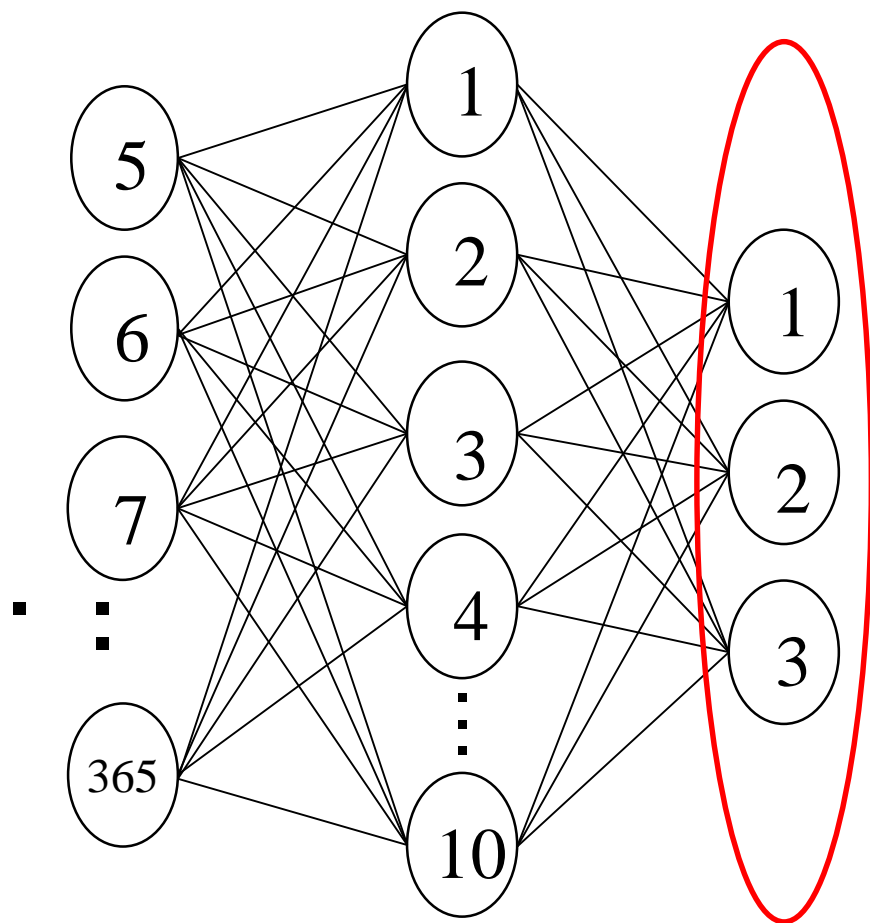


図3 ニューラルネットワークの構造

検証に用いるニューラルネットワーク



入力次元を5～365で検証する。

中間層のユニット数を10に設定

学習データを入力した後に検証データを入力し正常、固着、離断を判別する

図 ニューラルネットワークの構造

ニューラルネットワークの学習

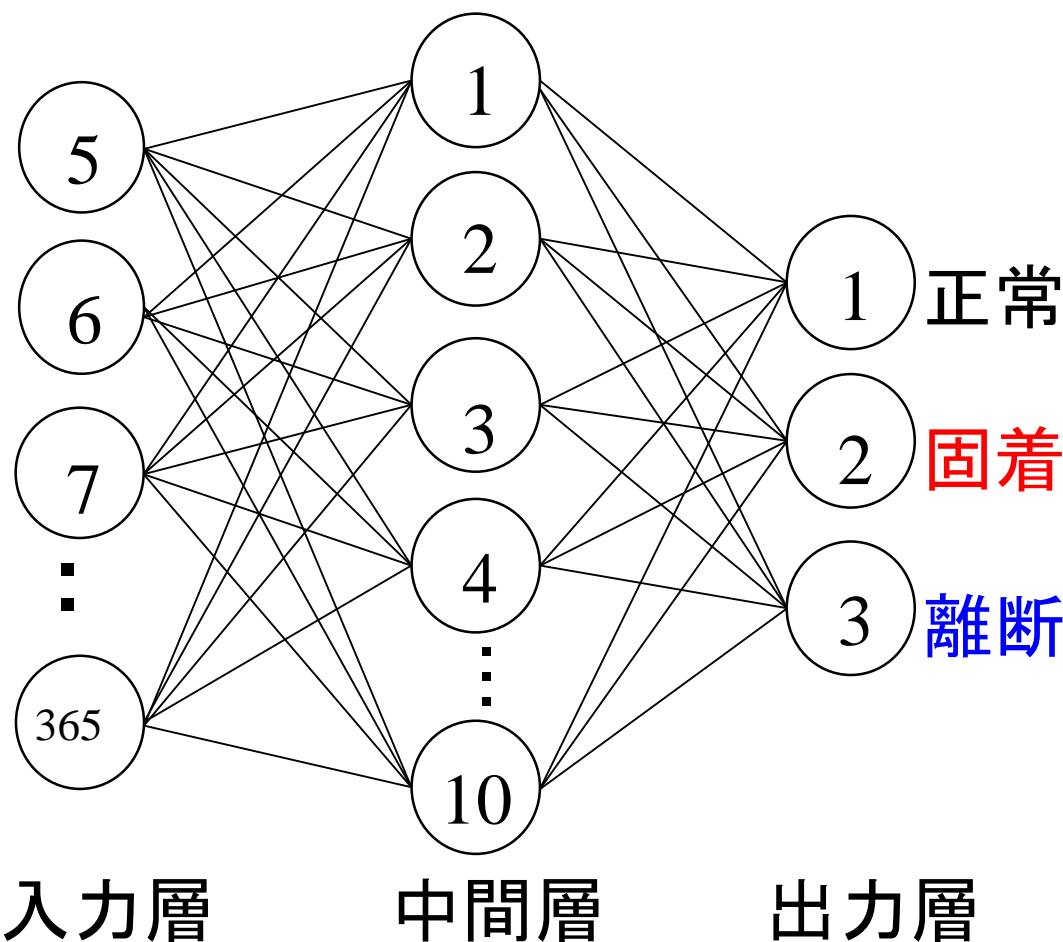


図 ニューラルネットワーク

データ数:

正常16例, 固着20例, 離断9例

• 訓練データ: 学習用, データが少ないため白色雑音を加えデータ数を10倍にした

• テストデータ: 検証用(未知の測定データを想定), 正常・固着・離断をそれぞれ1例ずつ含む20パターン

正常

固着

離断

学習:

訓練データを入力し, ネットワークの重みを自動調整(学習)させ, 出力と正しい診断とが一致するようにする

検証:

訓練されたネットワークに対し, テストデータを入力して正答率を確認

検証結果(テストデータ20例の平均正答率)

入力データ	正答率			
	正常 [%]	固着 [%]	離断 [%]	全体 [%]
5つのパラメータ	56.3	65.5	40.0	56.8
5つのパラメータ + 音圧曲線, 位相曲線	<u>79.0</u>	61.0	45.0	61.3

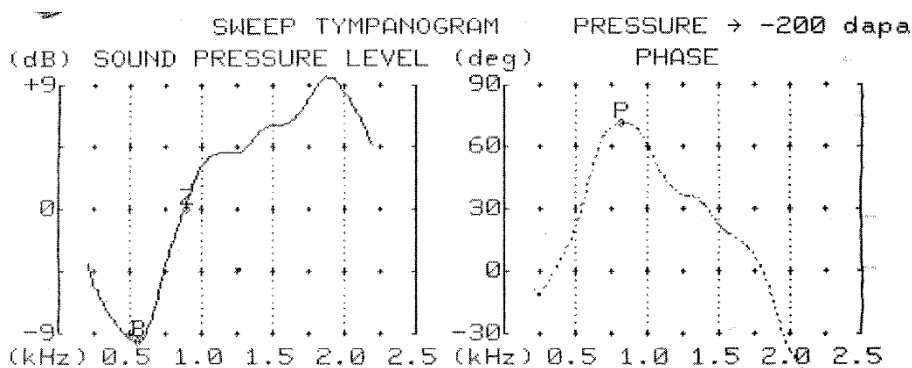
(現場での正答率: 正常50%, 固着60%, 離断88.8% 全体63.6%)

- 全体の正答率は概ね同じレベル
- 離断の正答率が低い
(離断の例が少ないため学習が十分でない可能性)
- 正常の正答率を上げることができた

改良案：周波数伝達関数の解析

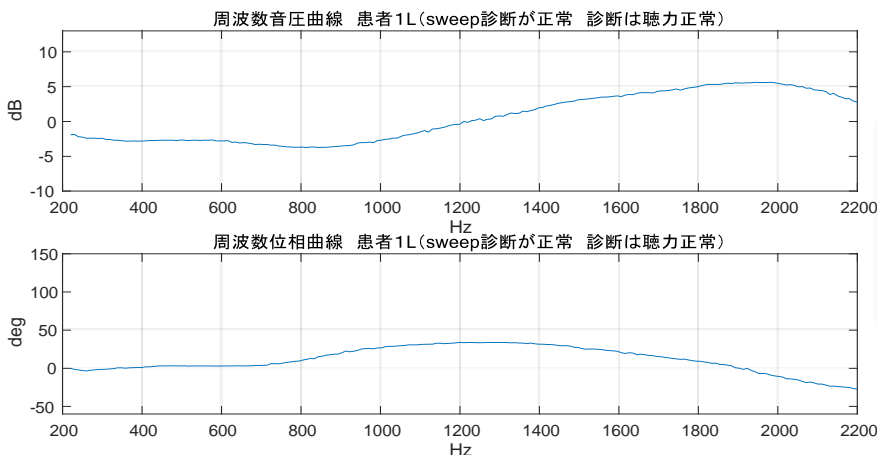
周波数伝達関数

$$G(s) = \frac{b_m s^m + b_{m-1} s^{m-1} + \dots + b_1 s + b_0}{a_n s^n + a_{n-1} s^{n-1} + \dots + a_1 s + a_0}$$



- : 分母多項式の次数
- : 分子多項式の次数
- : 分母多項式の係数
- : 分子多項式の係数

グラフ画像数
値化ソフト
Graphcel



計算ソフト
MATLAB

周波数伝達関数
 $G(s)$ で近似表現

次数 n, m の設定
が問題

改良案：周波数伝達関数の次数の検討

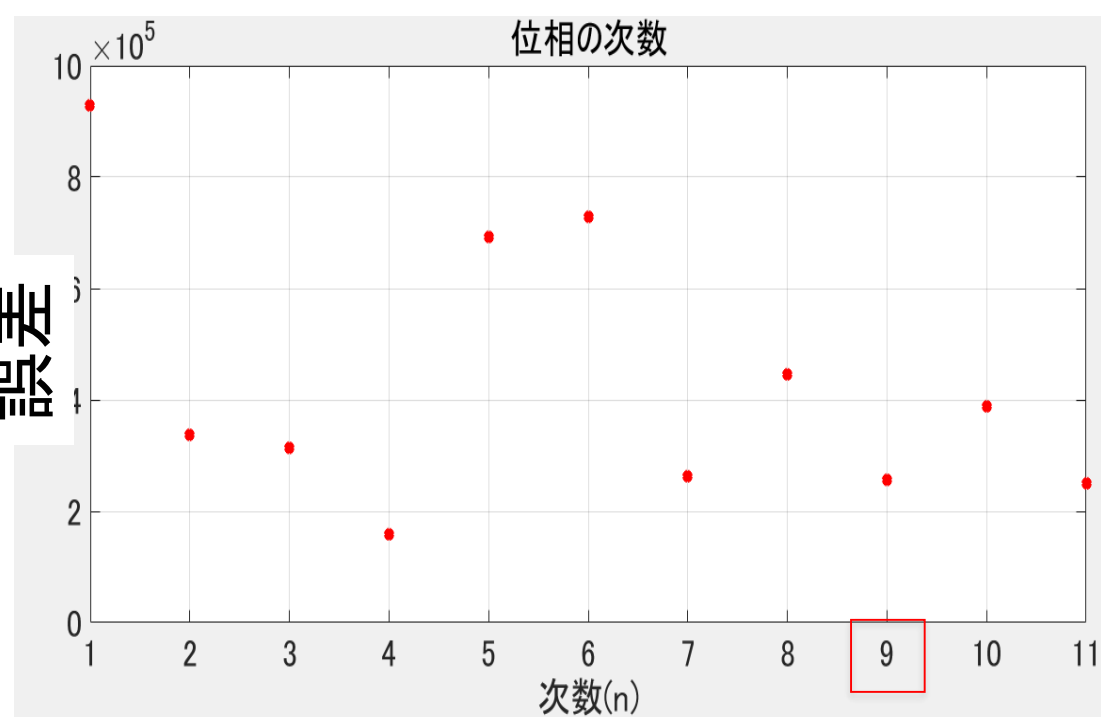
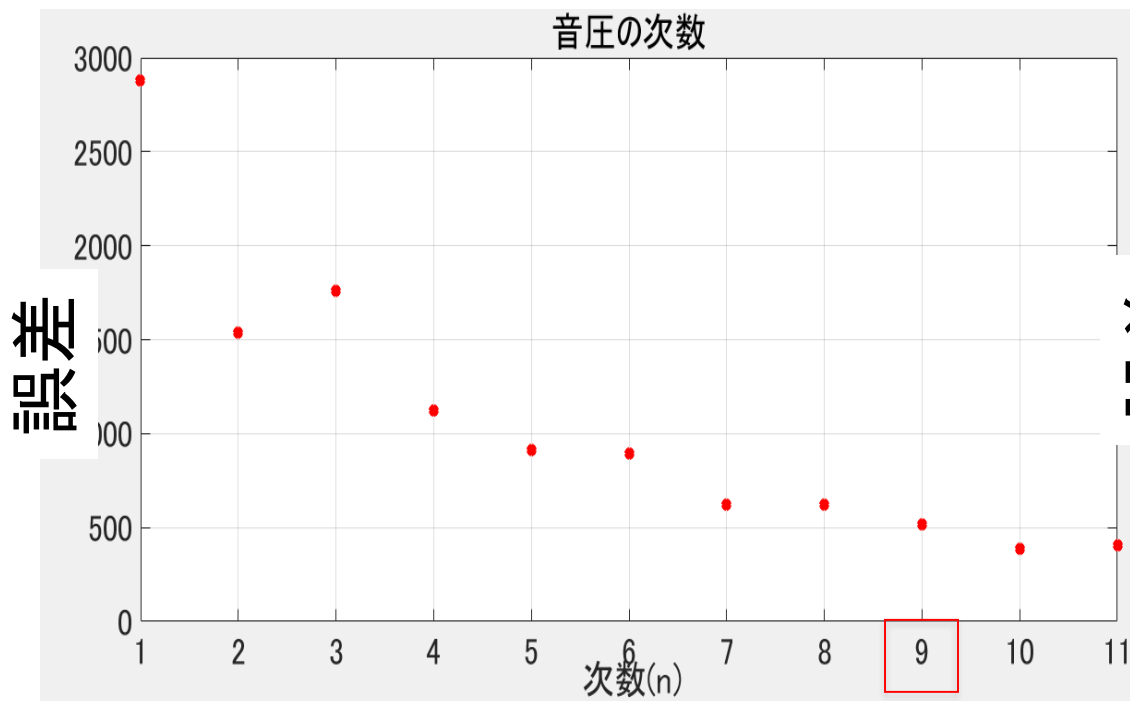


図 音圧曲線の近似誤差

図 位相曲線の近似誤差

結論：

- 相対次数を1とした場合，近似誤差を小さくできる
- 次数を $n=9, m=8$ とすると，次数が大きくない範囲で近似誤差を小さくすることができた

改良案： 周波数伝達関数の解析

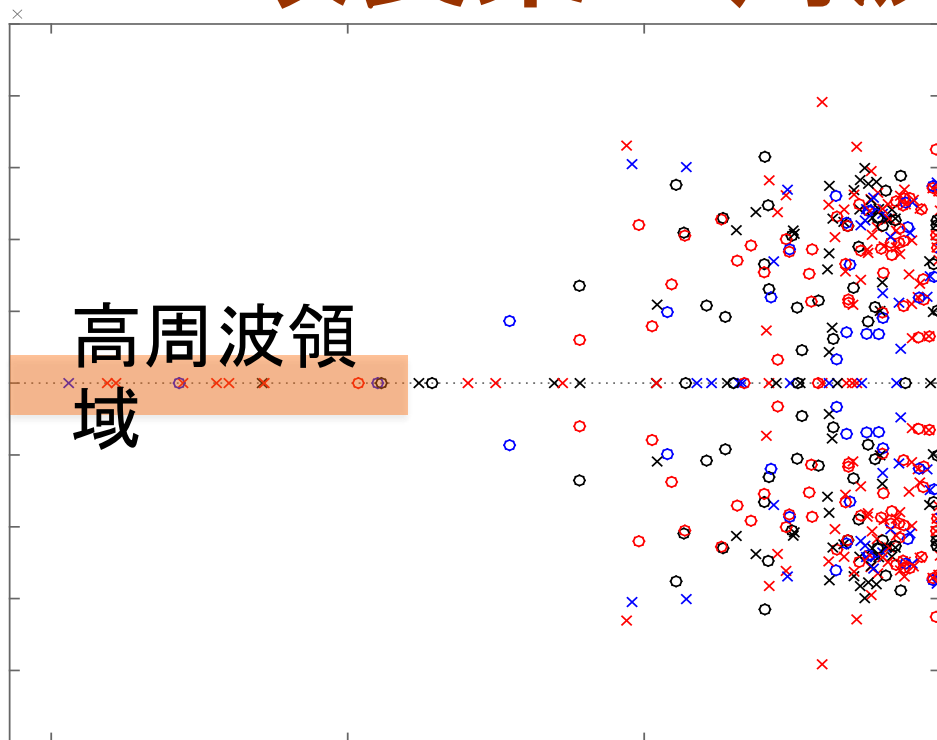


図 周波数伝達関数の極零点配置

負の実軸上の極に着目
高周波の極を有するケース
(1.5kHz以上)

- 正常 3例(全16例中)
- 固着 14例(全20例中)
- 離断 1例(全9例中)

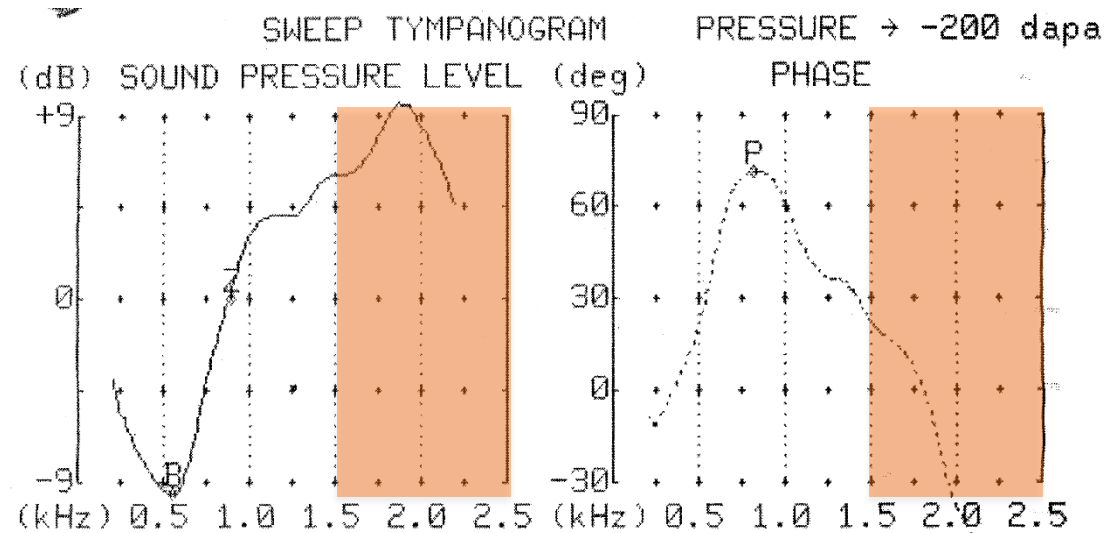


図 測定結果の高周波領域

結論：

- 固着のケースで高周波の極を持つ割合が高い(70%)
- 物理的特徴のヒントとなる可能性
- 機械学習の手法との組み合わせによる正答率向上

新技術の特徴・従来技術との比較

- 従来技術と比べて同程度の診断率
- 正常の判別率は上回る
- プログラムを実行するだけで診断可能
- 今後、データを追加することで診断率の向上が期待できる

想定される用途

- 本技術の特徴を生かす対象は、人間が判別しにくいもの、気がつかない特徴で分類できるものである
- 耳の特性以外でも応用可能
- 機械などの異常診断や行動分析といった分野や用途に展開することも可能

実用化に向けた課題

- 現在,さらなる診断率の向上を目指し,ディープラーニング(深層学習)の手法を試行している.しかし,データが不足している部分の対応が未解決である.
- 今後,不足しているデータの取り扱いについて研究を進める.別の指標を組み合わせた利用も検討する.
- 実用化に向けて,現場の結果を上回る診断率を目指す.

企業への期待

- 人間では判別できない事象を検知・分類できる手法である
- 医療分野だけでなく広い分野で応用可能
- 実際のデータを持つ企業との共同研究を希望
- データを提供いただければ、お試しで結果を見てみることも可能

産学連携の経歴

- 2006年-2013年 日産自動車株式会社と共同研究実施
- 2011年-2013年 日立AMS株式会社と共同研究実施
- 2016年-2017年 パナソニック株式会社と共同研究実施

東京医科大学との連携に基づく研究

本研究は工学院大学と東京医科大学の医工連携プロジェクトの一環として行われています。

共同研究者：東京医科大学 耳鼻咽喉科
稲垣太郎 講師



お問い合わせ先

工学院大学 研究戦略部 研究推進課

担当者：西原・山岸

Tel : 042-628-4940

kenkyu@sc.kogakuin.ac.jp