

# 看護支援のための 機械学習による自動聴診

香川大学・創造工学部・機械システム工学領域・小水内研究室  
准教授 小水内 俊介



研究室HP

## 背景・目的

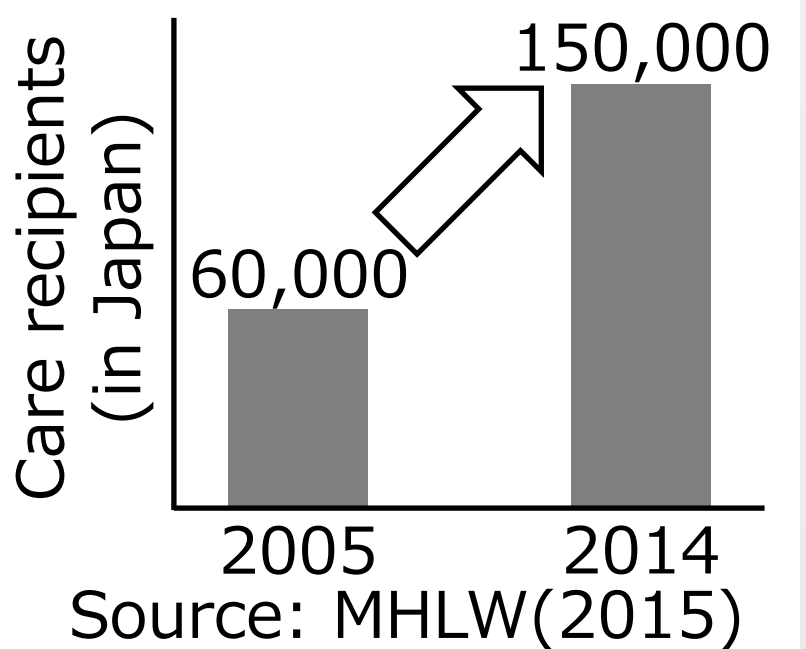
看護の担い手は広い範囲に及んでおり、高頻度・高負荷なタスクの支援技術の貢献は大きい。

実施頻度の高い日常的なタスクながら、侵襲が高く熟練を要する手技として、気管内吸引に着目して、これまで教育システムや自動化システムを開発してきた。

非目視下で時間制約のある難しいタスクにおいて、吸引前に痰がどこに溜まっているか、吸引後に十分吸引切れたかなどがわかれば、看護上の大きな助けとなる。  
聴診の役割は大きい、判別や言語化は聞き手の感性に依存することが課題とされる。

本研究では、先行研究に見られる発見的な特徴分析や状況特化の閾値設定などとは異なり、普遍性のある仕組みとウェアラブルシステムとしての実装を念頭に、デバイス単体での処理が完結することを特色として、  
**聴取音の機械学習によりデバイス単体で喀痰貯留位置推定や複数パターンの聞き分けを実現。**

在宅看護の浸透と看護の担い手の拡大



## 聴取音の機械学習と自動分類の手法

高性能マイコンSpresense (SONY)を使用。

・ハイレゾオーディオ、信号処理、機械学習といった機能を搭載。

ニューラルネットワーク(NN)を構築。

- ・コンピュータ(PC)上でNeural Network Console (SONY)を用いてNNを構築、学習。
- ・4層程度からなる分類問題用のネットワーク(世代数200, バッチサイズ16)。
- ・限られた計算資源(マイコン)での実行を念頭にした小規模なモデル。
- ・入力は周波数スペクトル(2048点)やスペクトログラム画像(80x64px)など。
- ・出力は正常/異常(二値分類)や**複数パターン(多クラス分類)**などの確率。

聴診練習用音源をもとにデータセット収集。

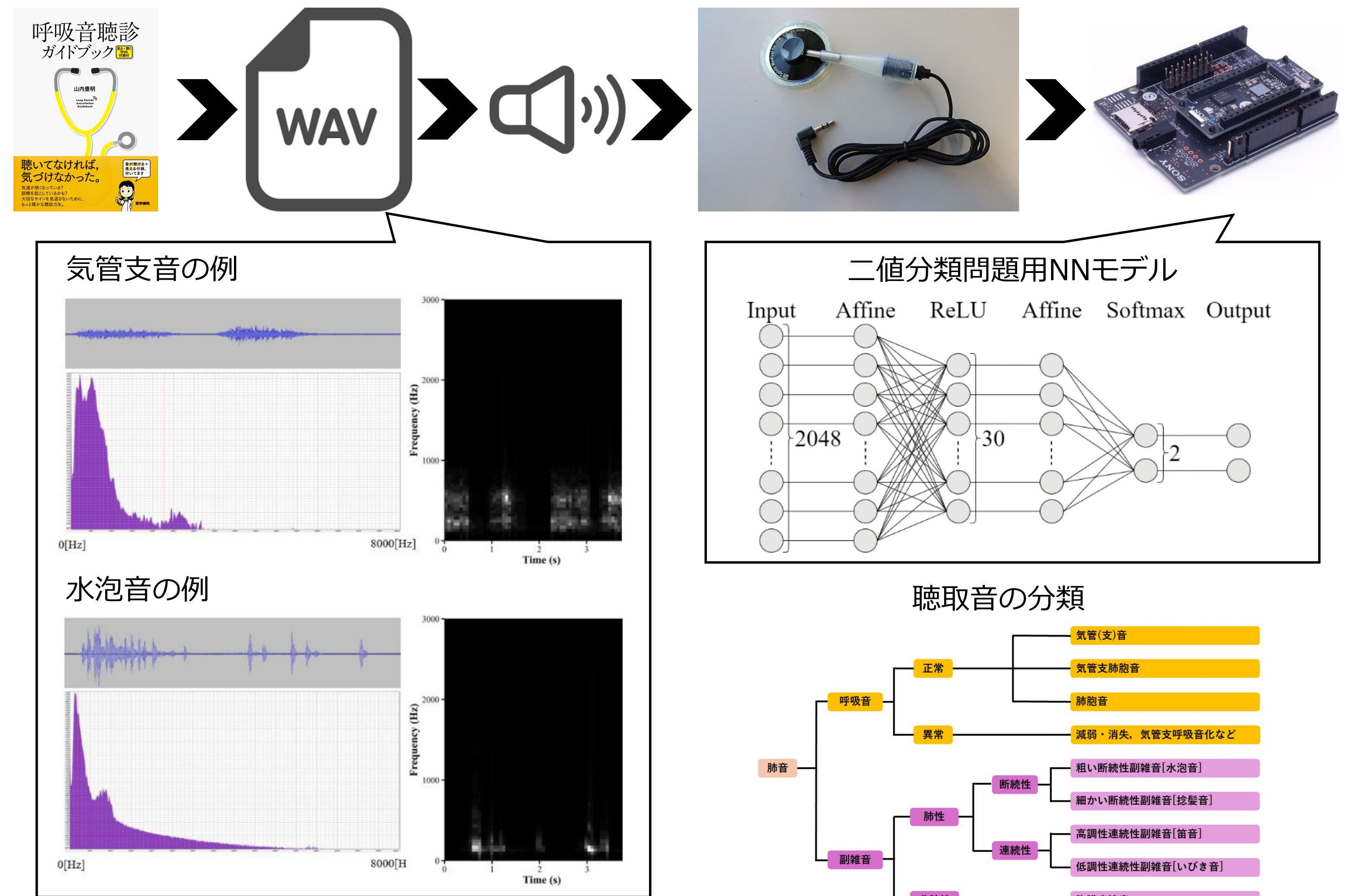
- ・技術開発段階における再現性を担保。
- ・スピーカで再生して、マイクを接続した聴診器で採音。
- ・正常/異常音(二値分類)や複数パターン(多クラス分類)で各500点以上のデータを収集。



聴取音を即時スペクトル分析。

- ・0.064秒間(サンプリングレート16kHzで1024点)の聴取音から即時パワースペクトルを取得。
- ・それを4秒間分統合しておよそ**2呼吸にわたるスペクトログラム**画像を生成。

聴取音の機械学習と自動分類のシステム概観



## 痰が溜まっていそうな場所の推定

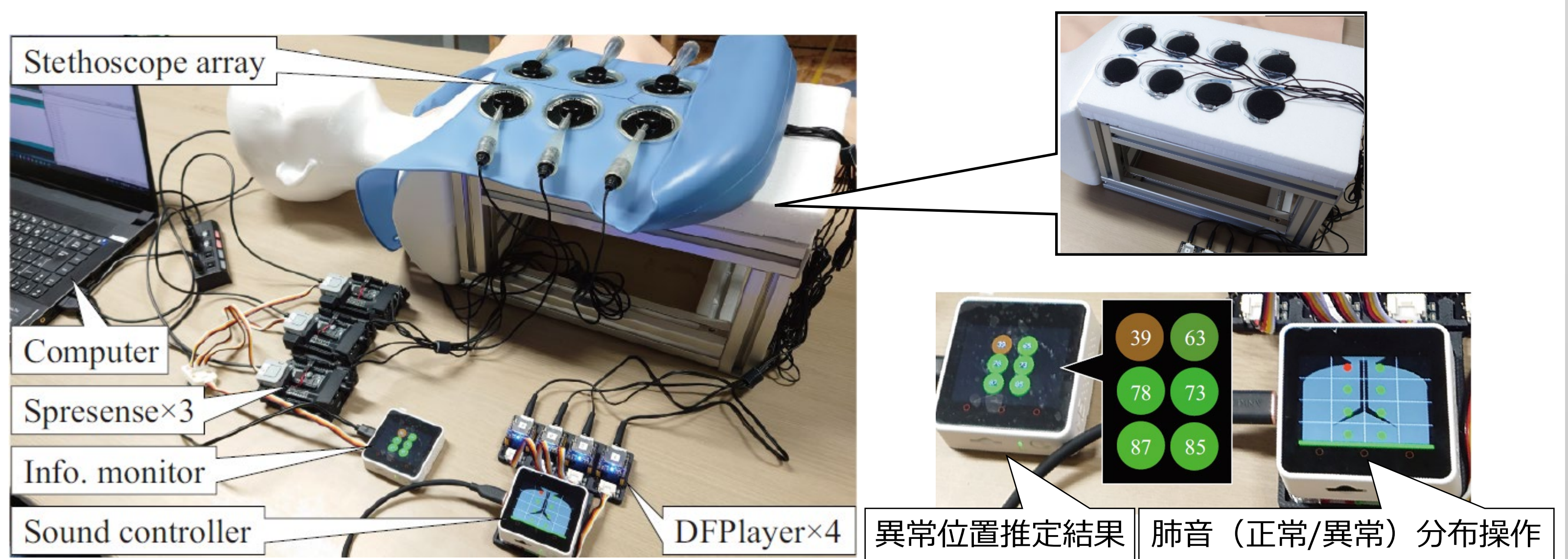
正常異常分類システム6系統を胸部に配置。

- ・6chの聴診器アレイによる多点同時聴取&判別(4秒周期)と可視化。
- ・典型的な成人の気管形状を気管分岐部まで覆える配置。
- ・生体音の分布や変化を再現できる患者模型(8ch独立出力できるスピーカアレイ)を開発。

**異常肺音発生位置の近傍で異常を検出。**

- ・生体音の変化に対して10秒程度で応答し、痰が溜まっていると推定しうる異常音発生位置の近傍のchにて異常と判定。
- ・多ch化に伴い、各ch単独の分類精度が80%前後に低下。

自動聴診システムアレイによる喀痰貯留位置推定の実験システム



## 複数パターンの聞き分け(聴取音の多クラス分類)

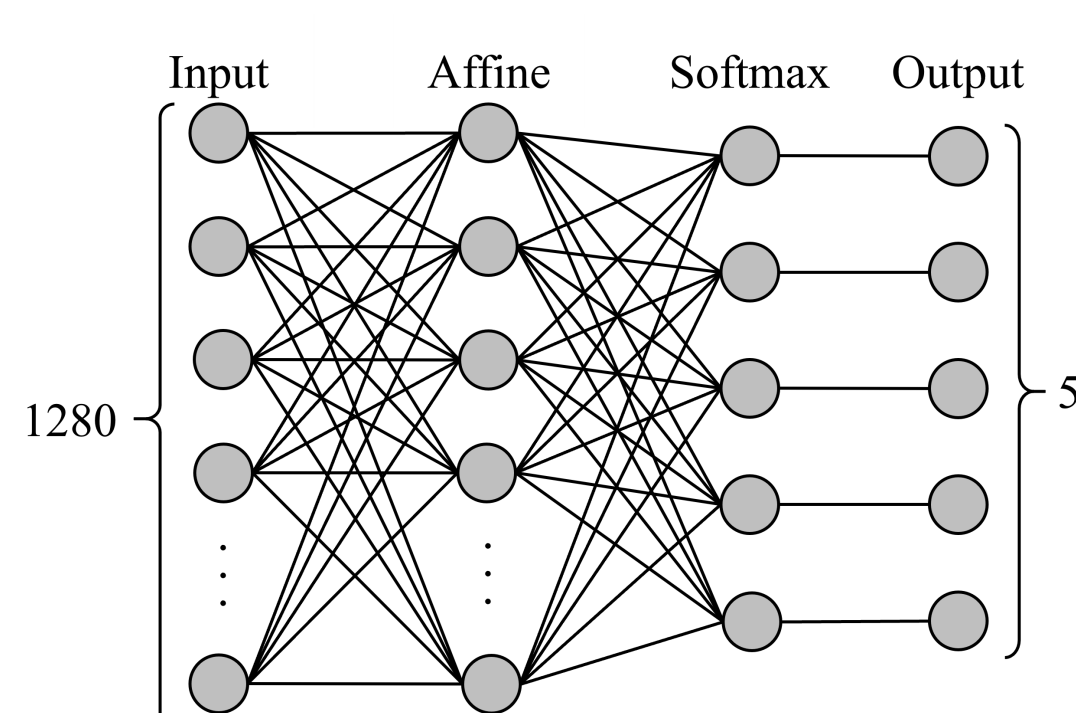
5パターンの聞き分け(5クラス分類)の例:

- ・聴取音からI 気管支音, II 肺胞音, III 水泡音, IV 捻髪音, V いびき音の5パターンを分類。
- ・各200パターン程度のデータセットを収集して学習、評価。
- ・パワースペクトルではなくスペクトログラム(画像)を入力として多クラス分類するNNモデルに変更。
- ・入力データを画像としたことで**データ拡張への親和性を獲得**。
- ・Spresense上で動作可能のようにメモリ制約を踏まえて入力画像サイズを80x64px→40x32pxに縮小。

デバイス単体での分類精度60%台からの改善。

- ・分類精度は、PC上での理想的な聴取音による検証ではおよそ99%と極めて良好、デバイスを用いた患者模型からの聴取音による検証ではおよそ67%と著しく低下。環境音の重畳、画像サイズの縮小、小規模なNNモデルなどの影響が考えられる。
- ・デバイスの変更(Spresense→Raspberr Pi)によるメモリ増量に伴い、画像サイズを復元しNNモデルを拡大した結果、分類精度は向上中。

5クラス分類問題用NNモデル



聴取音の5クラス分類の混同行列

In \ Out	I	II	III	IV	V	Recall
I	26	0	0	0	0	1.000
II	0	12	14	0	0	0.462
III	0	0	26	0	0	1.000
IV	2	2	1	18	3	0.692
V	21	0	0	0	5	0.192
Precision	0.531	0.857	0.634	1.000	0.625	
F-means	0.694	0.600	0.776	0.818	0.294	
Accuracy	0.669					