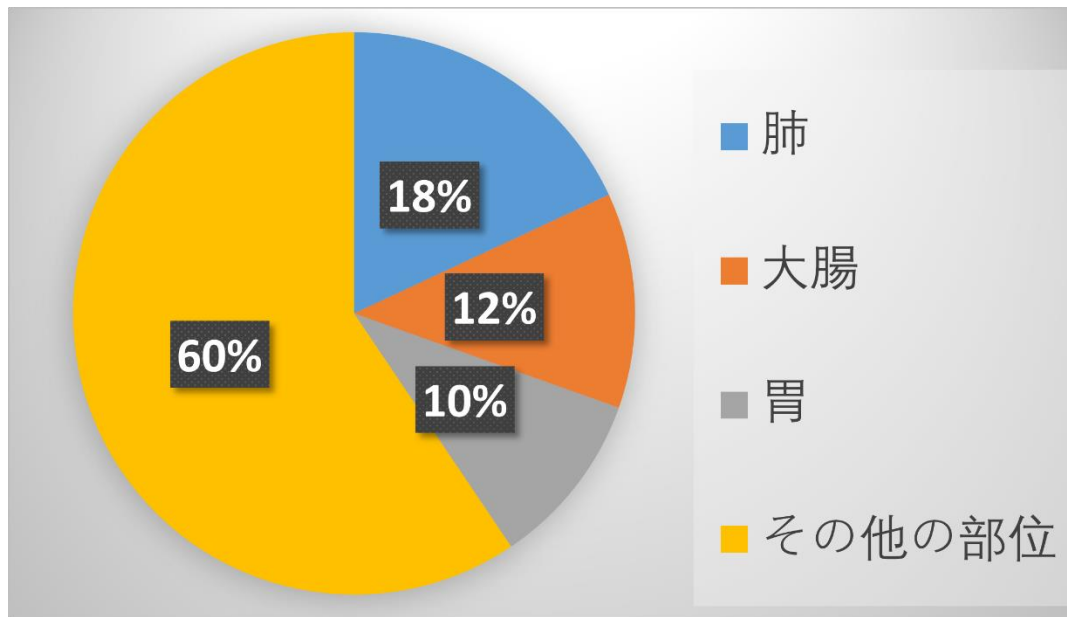


# 深層CNNのアンサンブル によるCT画像からの肺結 節検出

北海道情報大学大学院 経営情報学研究科  
石雨、越野一博

# 研究背景

- 肺がんは、世界中で死亡を引き起こす主要な癌の一つであり、その早期診断と治療は患者の生存率を向上させるために非常に重要である。



2020年日本における  
部位別がん死亡者数  
の割合

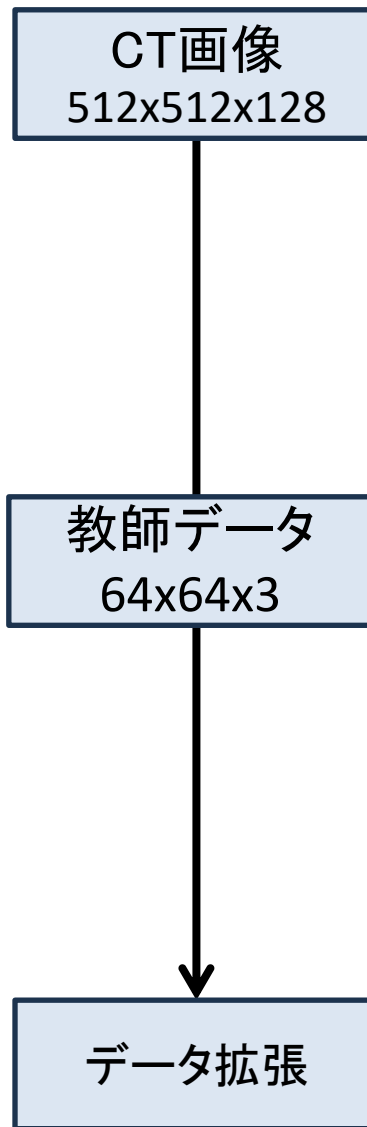
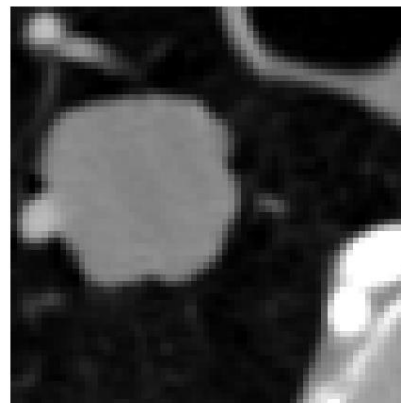
データの出典：国立  
がん研究センター[1]

# 概要

- 深層学習、特に畳み込みニューラルネットワーク(CNN)は、医療画像の自動解析において優れた性能を示している[2]。
- アンサンブル学習は、複数のモデル(例えば、決定木やニューラルネットワークなど)の予測結果を組み合わせることで、モデルの安定性と性能がさらに向上することが報告されている[3]。
- 本研究の目的は、アンサンブルモデルによるCT画像からの肺結節の検出性能向上である。
- 手順(赤字の項目について発表)
  1. 結節候補領域の抽出
  2. 結節と非結節の分類
  3. 結節に対する良性/悪性の分類

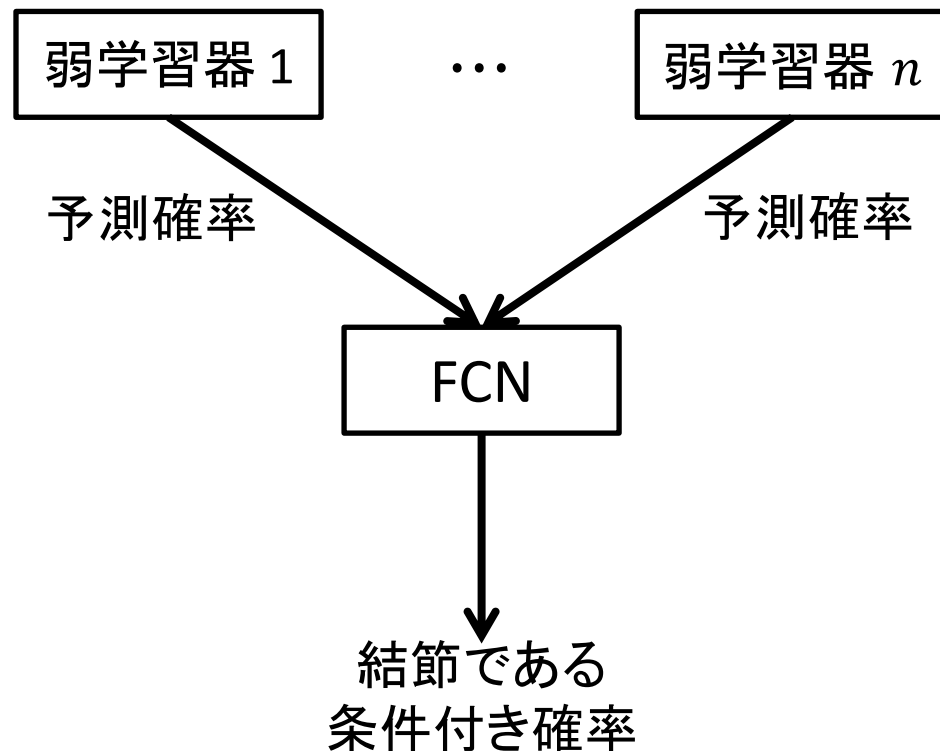
# 結節候補領域の抽出

- データセット: LUNA16 (Lung Nodule Analysis 2016)
- CT画像: 888件
  - 幅512、高さ512、スライス数128
  - ボクセルサイズ $1.125 \times 1.125 \times 2.5 \text{ mm}^3$
- 結節: 1182個
- 結節候補: 550,896個
- データ拡張: 平行移動、上下左右反転、拡大縮小、回転、ノイズ付加。



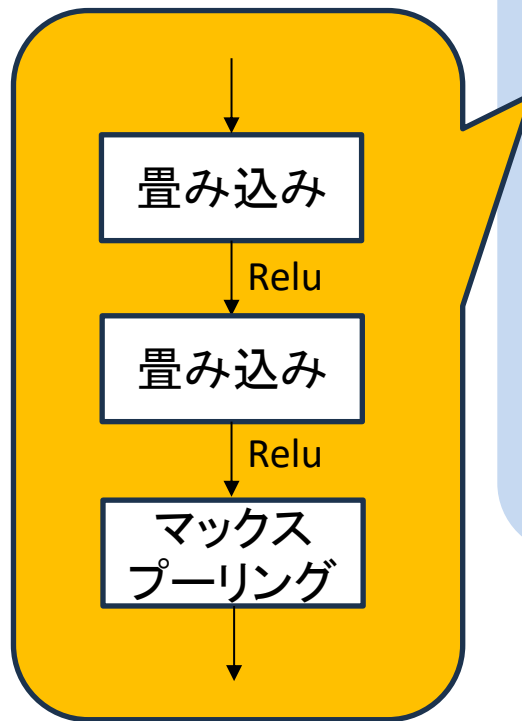
# 本研究におけるアンサンブルモデルの概要

- 一般的に、アンサンブルモデルでは複数の弱学習器を使用する。
- 本発表では、弱学習器としてCNNを使用する。
- 弱学習器の出力を全結合型ネットワーク(FCN)に入力し、最終出力(結節である条件付き確率)とする。
- アンサンブルモデルにおいて、分類性能に対する弱学習器の個数の影響を調べた。



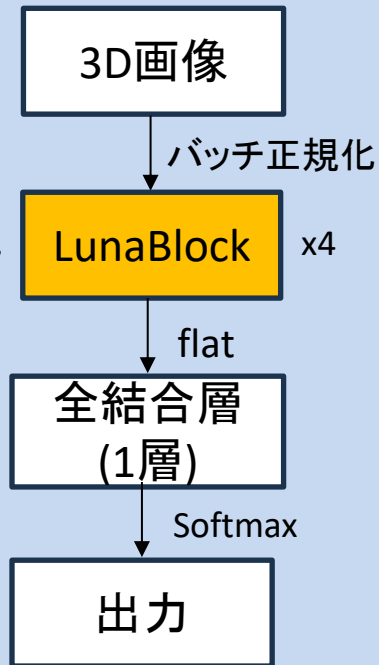
# 実験条件

- 弱学習器CNNの構造:右図 (LunaModel)[4]
- CUDAバージョン: 12.1
- PyTorchバージョン:2.3.1
- バッチサイズ:32
- エポック数:1000
- オプティマイザ:Adam
- 学習率:0.001



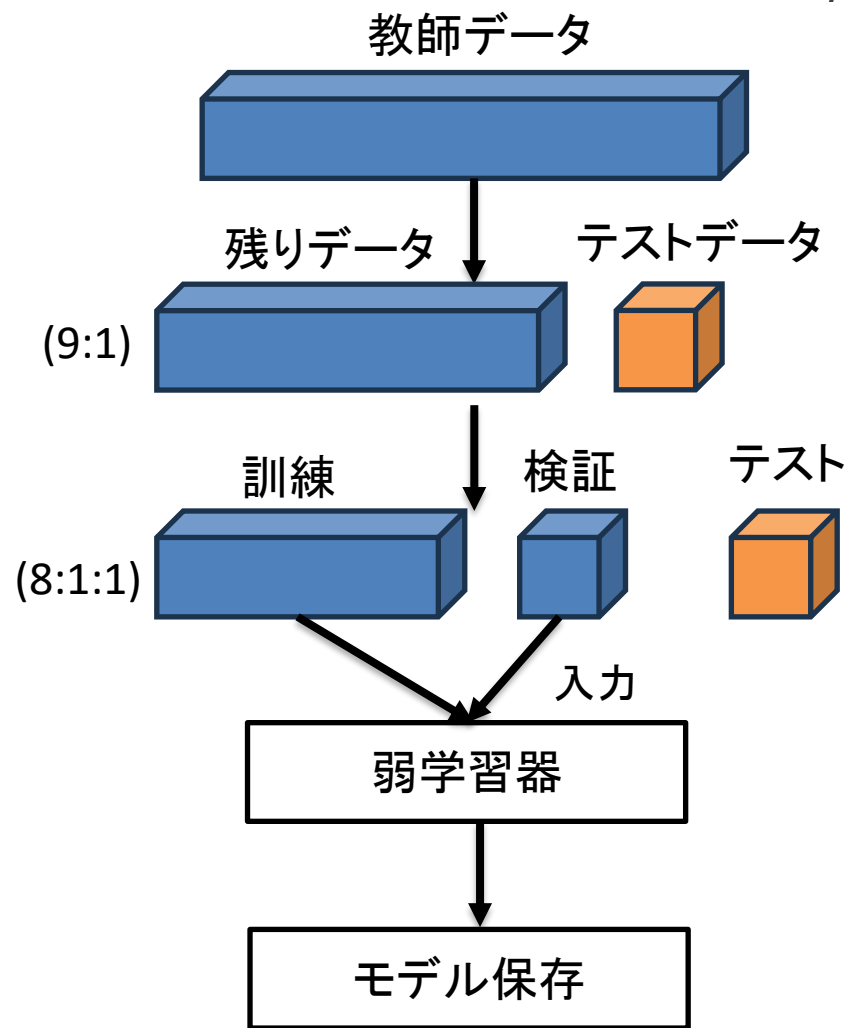
LunaBlockの構造

## LunaModelの構造



# 弱学習器の訓練と結果

- 教師データセット分割: まず9:1でテストデータセットを作成し、残りはランダムに8:1で訓練データセットと検証データセットに分割。
- 12個の弱学習器をそれぞれ独立に学習させた。テストデータに対するF1スコアが最も高いエポックのパラメータを使用する。
- 弱学習器単体での最高F1スコアは0.593であった。

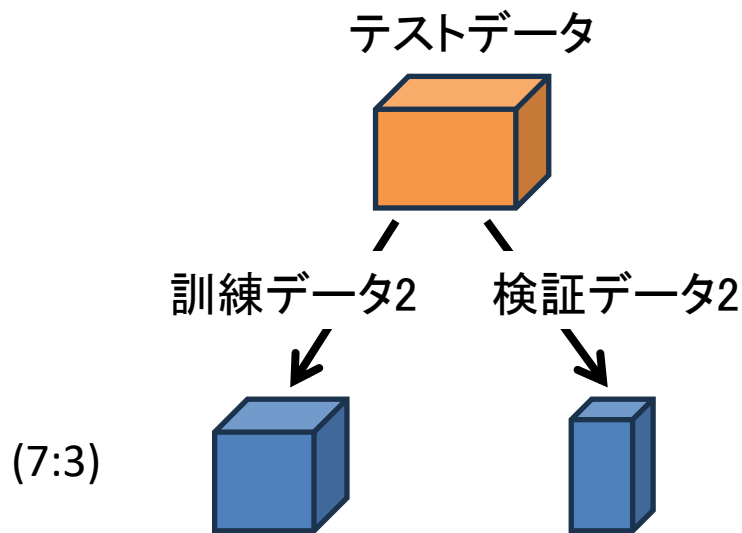
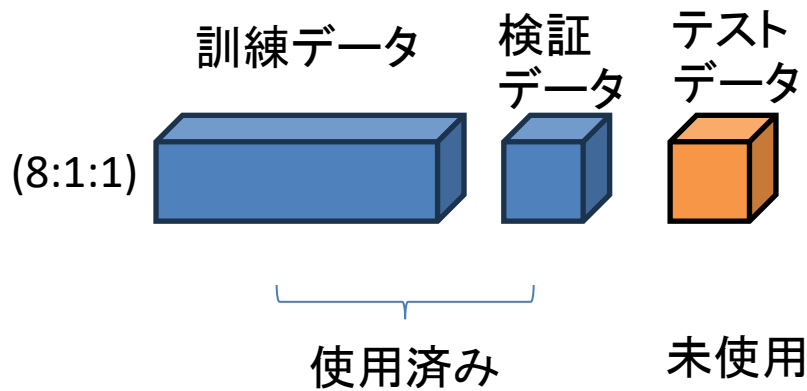


# 全結合型ネットワークの教師データセット作成

弱学習器の訓練で未使用のテストデータセットを

- 訓練データ2
- 検証データ2

に、ランダムに分割。

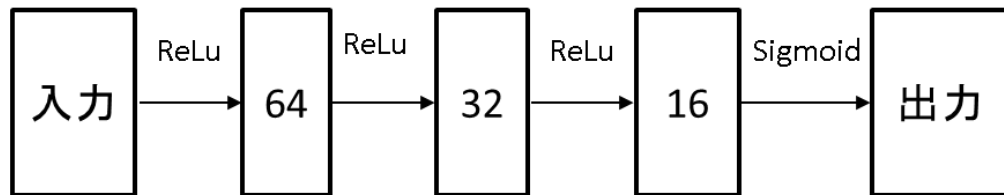
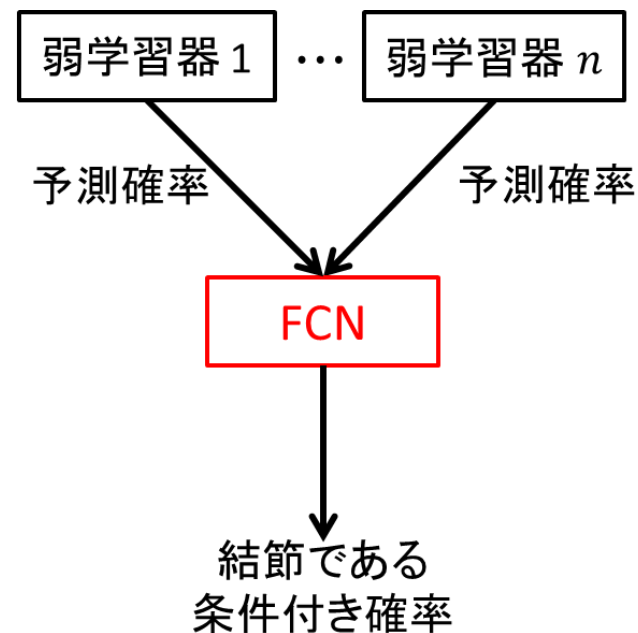




# 実験内容

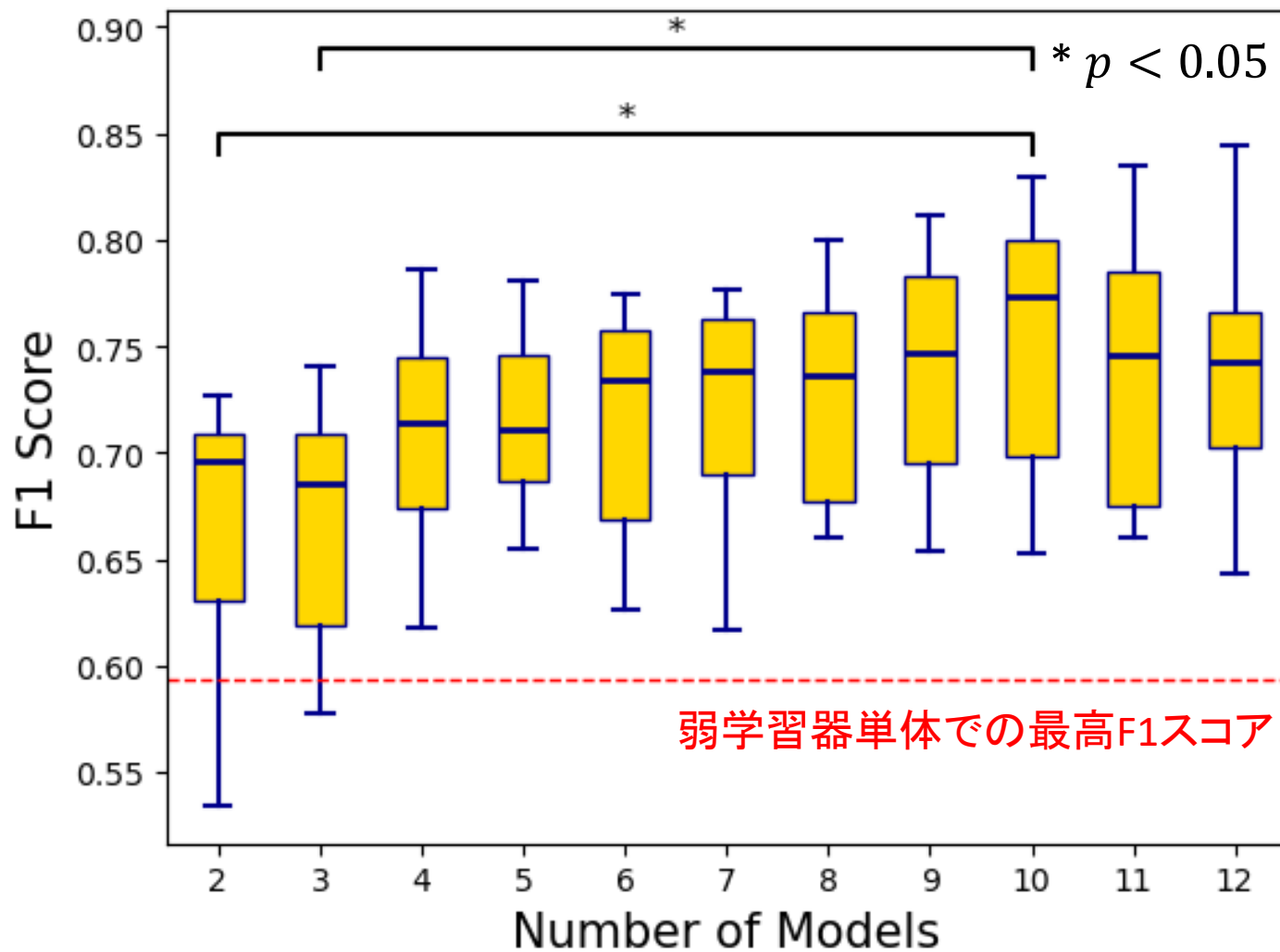
弱学習器の個数がアンサンブルモデルの性能に与える影響を検討した。

1. 2~12個の弱学習器とFCNを利用するアンサンブルモデルの作成
2. 各アンサンブルモデルに対して、11回のホールドアウト検証を実施
3. F1スコアを基準としての性能評価とTukey多重検定



FCN構造。64,32,16は各層のニューロン数を表す

# 性能に対する弱学習器の個数の影響



# まとめ

- 10個の弱学習器をもつアンサンブルモデルが最良であった。平均F1スコアは0.750、最小F1スコアは0.653であった。弱学習器単体での最高F1スコア(0.593)を上回った。
- アンサンブルモデルの性能は弱学習の個数に依存することを示した。
- 今後の予定
  - 結節の良性・悪性分類
  - 弱学習器と全結合型ネットワークを組み合わせたアンサンブルモデルの性能向上の理由を明確にすること、及びハイパーパラメータの最適化

- [1] 国立がん研究センター がん統計  
([https://ganjoho.jp/reg\\_stat/statistics/stat/cancer/12\\_lung.html](https://ganjoho.jp/reg_stat/statistics/stat/cancer/12_lung.html))
- [2] Fahad Shamsad, Salman Khan, Syed Waqas Zamir, Muhammad Haris Khan, Munawar Hayat, Fahad Shahbaz Khan, Huazhu Fu, “Transformers in Medical Imaging: A Survey”, arXiv:2201.09873v1 [eess.IV] 24 Jan 2022  
(<https://arxiv.org/abs/2201.09873>)
- [3] Pradhan K, Sitaram PC, Tiwari R. HRDEL: high ranking deep ensemble learning-based lung cancer diagnosis model. Expert Syst Appl. 2023;213:118956.
- [4] Eli Stevens, Luca Antiga, Thomas Viehmann. DeepLearning with Pytorch. MANNING.2021