

胸部X線画像を使用した深層学習による マルチラベル付き画像分類の検証

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

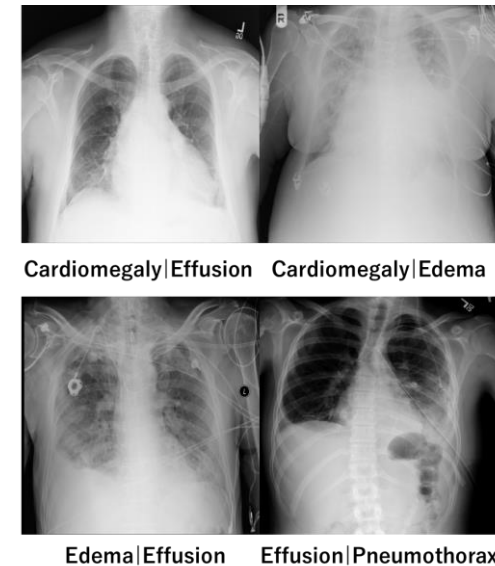
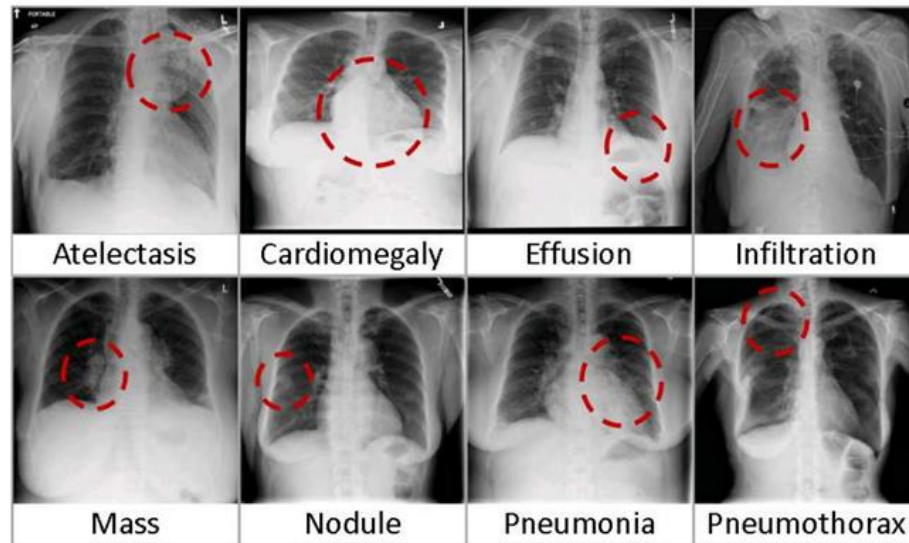
67200379 永井真美

2024/02/15

指導教員 椋木雅之

研究背景

- 医療分野でも深層学習を利用した画像分類の研究が盛んである
- 胸部X線画像のデータセットが公開されている



→複数疾患のある画像も多く含まれている

従来研究

- Wang[1]
 - …テキストマイニングによる胸部疾患画像のラベル付け
 - …AlexNet、GoogleNet、VGGNet-16、ResNet-50のモデル検証
- Majdi[2]
 - …データ数の不均衡への対処法として重み付き損失関数を使用

→どちらの実験もシングルラベル分類のみ

研究目的

マルチラベル付き画像分類の検証

マルチラベル分類は分類結果の可能な組み合わせが多く難しい



- 2値分類のコーディング法
- マルチラベル分類のコーディング法
- 損失関数と出力層の活性化関数の組み合わせ

以上の3つの観点から検証を行う

マルチラベル付き画像分類の検証

1. 2値分類のコーディング法
2. マルチラベル分類のコーディング法
3. 損失関数と出力層の活性化関数の組み合わせ

マルチラベル付き画像分類の検証

1. 2値分類のコーディング法

…マルチラベル分類、マルチクラス分類で
最も単純なクラスの数が2の場合について評価

マルチラベル付き画像分類の検証

2. マルチラベル分類のコーディング法

クラス数 N の時

マルチクラス分類： N 通り

マルチラベル分類： 2^N 通り → 組み合わせが多く難しい

マルチラベル分類問題をマルチクラス分類問題に置き換える
…複数ラベルのクラスを追加し、マルチクラス分類

マルチラベル付き画像分類の検証

3. 損失関数と出力層の活性化関数の組み合わせ

- …組み合わせが適切でない場合
学習が上手く進まなくなる
- …マルチラベル分類における
適切な組み合わせが明確でない

→種々の組み合わせを
マルチラベル分類に適用して評価

実験

1. 2値分類のコーディング法

- 1出力でのコーディング

- …出力の数を1つにし、最も単純なマルチラベル分類を2値分類に適用
- …出力が「1」の場合は疾患あり、「0」の場合は疾患なし

- 2出力でのコーディング

- …第1要素を疾患あり、第2要素を疾患なしとした2次元ベクトルで出力
- …出力が(1,0)の場合は疾患あり、(0,1)の場合は疾患なし

→1出力はマルチラベル分類の手法

2出力はマルチクラス分類の手法で2値分類を行い比較評価

1. 実験データ

胸部X線画像を含むパブリックデータChest-Xray14を使用

学習用データ

ラベル名 (疾患名)	画像枚数
Cardiomegaly (心肥大)	928
Edema (浮腫)	512
Effusion (胸水)	2,080
Pneumothorax (気胸)	1,888

評価用データ

ラベル名 (疾患名)	画像枚数
Cardiomegaly (心肥大)	112
Edema (浮腫)	112
Effusion (胸水)	320
Pneumothorax (気胸)	304

1. 評価方法

- Accuracy（正解率）という評価指標を用いる

$$Accuracy(\text{正解率}) = \frac{\text{正解数}}{\text{データ数}} = \frac{TP + TN}{\text{データ数}}$$

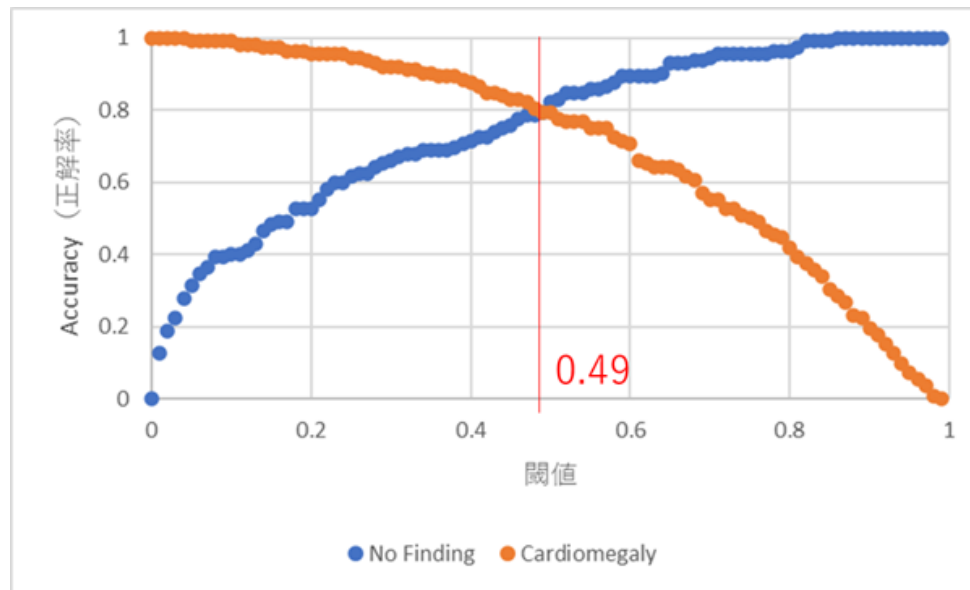
TruePositive(TP) = 陽性である疾患に対して正しく陽性であると予測

TrueNegative(TN) = 陰性である疾患に対して正しく陰性であると予測

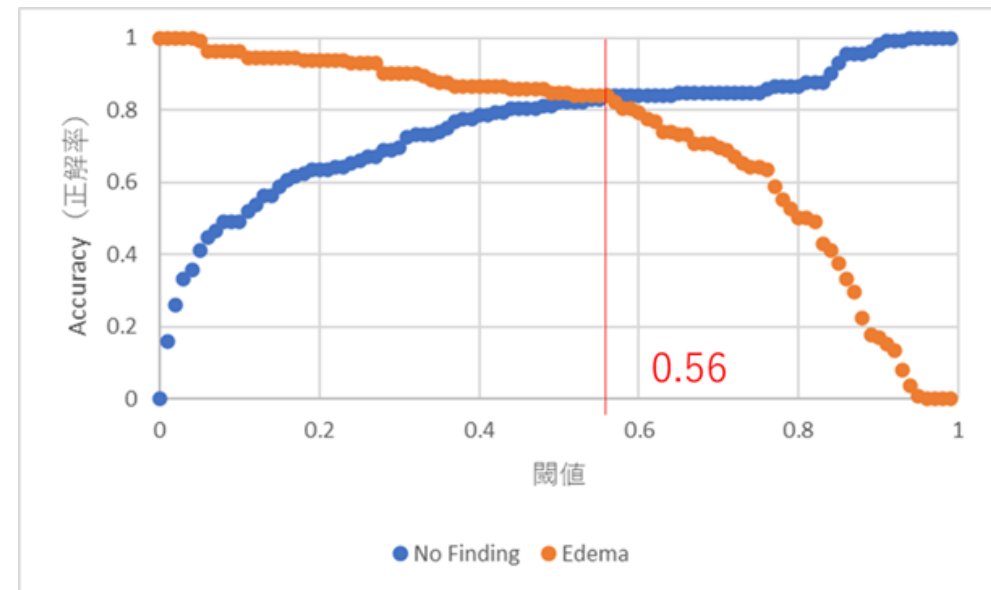
1. 閾値設定

「No-Finding（正常）」と「疾患」のAccuracyの差が最小となる値

Cardiomegaly（心肥大）

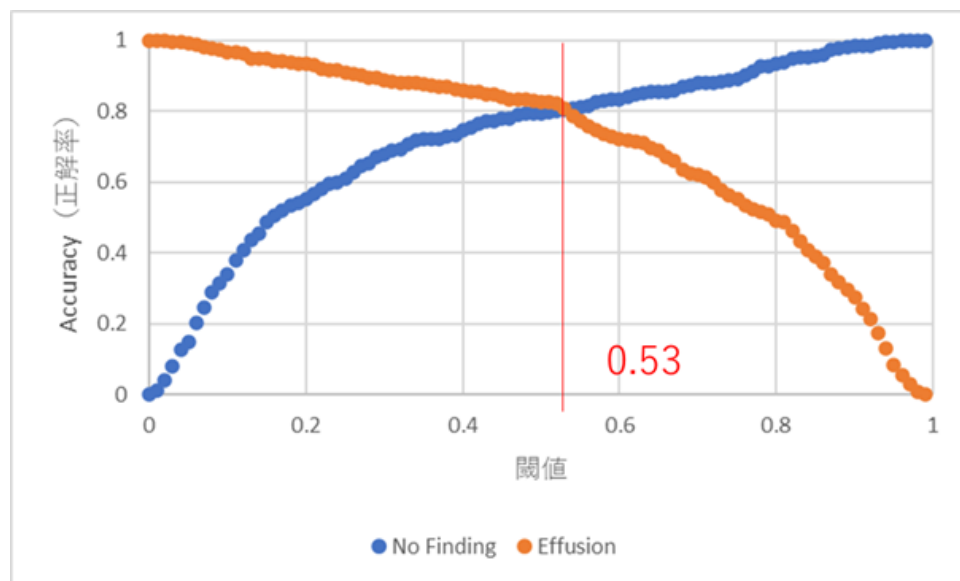


Edema（浮腫）

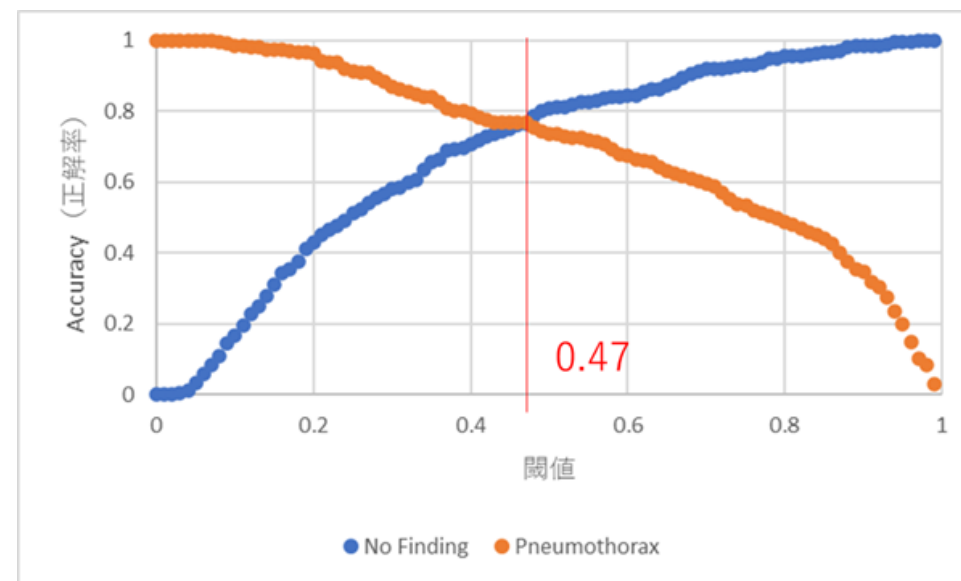


1. 閾値設定

Effusion (胸水)



Pneumothorax (気胸)



1. 結果比較

- 使用モデル：ResNet-50
- バッチサイズ：32
- 学習率：0.005
- エポック数：20
- 損失関数と活性化関数
 - 1出力：BCE + sigmoid
 - 2出力：CE + linear
- 最終的なAccuracyは「No-Finding」と「疾患」のそれぞれのAccuracyの平均

	1出力での Accuracy	2出力での Accuracy
Cardiomegaly	0.795	0.850
Edema	0.839	0.806
Effusion	0.839	0.835
Pneumothorax	0.765	0.800
平均	0.810	0.823

平均は2出力の分類精度の方が高い

2. マルチラベルコーデイング法の検証

- Multi-Hotベクトル
- One-Hotベクトル

2. マルチラベルコーディング法の検証

• Multi-Hotベクトル

…各要素が各クラスに対応

「1」の時：属する

「0」の時：属さない

…複数の要素が「1」となる場合がある

1出力のコーディング法を
クラス数分同時に出力する手法

名前	年齢	疾患名
鈴木	17	Edema
田中	37	Cardiomegaly
佐藤	23	Pneumothorax
樋口	16	Cardiomegaly Edema
諸星	56	Edema Pneumothorax

Multi-Hotベクトル

名前	年齢	疾患名_ Cardiomegaly	疾患名_ Edema	疾患名_ Pneumothorax
鈴木	17	0	1	0
田中	37	1	0	0
佐藤	23	0	0	1
樋口	16	1	1	0
諸星	56	0	1	1

2. マルチラベルコーディング法の検証

- One-Hotベクトル

…要素のうち1つのみ「1」

名前	年齢	疾患名
鈴木	17	Edema
田中	37	Cardiomegaly
佐藤	23	Pneumothorax
樋口	16	Cardiomegaly Edema
諸星	56	Edema Pneumothorax

2出力のコーディング法を
クラス数分の出力数に置き換えた手法

One-Hotベクトル

マルチラベル分類を
マルチクラス分類に
置き換え

名前	年齢	疾患名_ Cardiomegaly	疾患名_ Edema	疾患名_ Pneumothorax	疾患名_ Cardiomegaly Edema	疾患名_ Edema Pneumothorax
鈴木	17	0	1	0	0	0
田中	37	1	0	0	0	0
佐藤	23	0	0	1	0	0
樋口	16	0	0	0	1	0
諸星	56	0	0	0	0	1

2. 実験データ

学習用データ

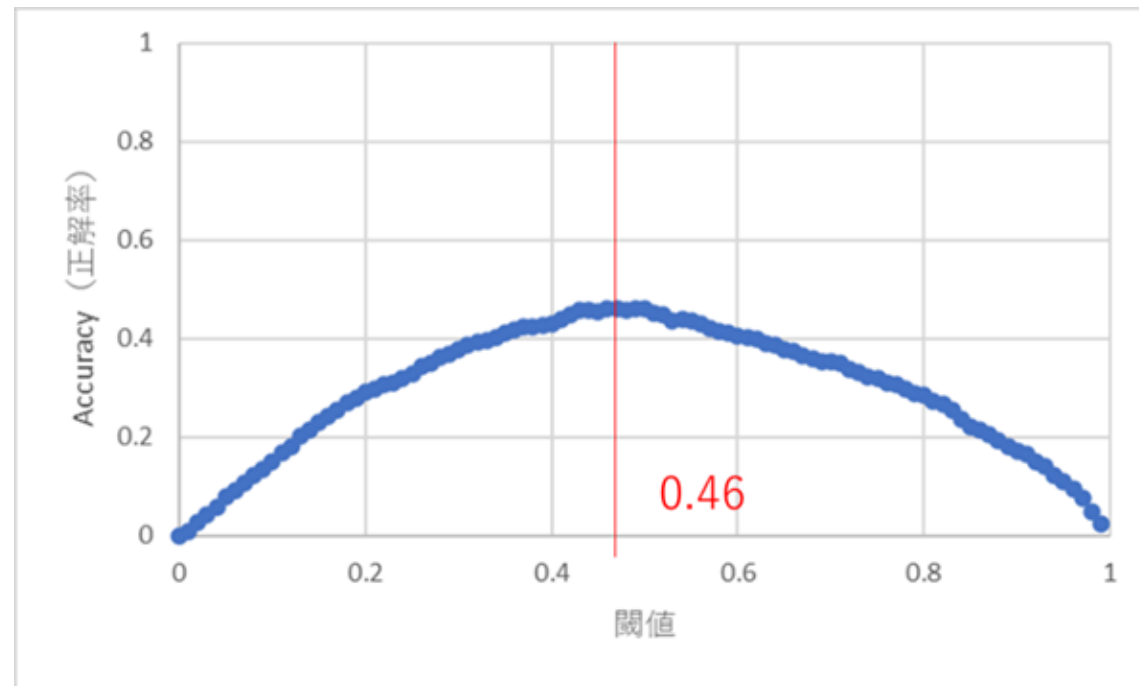
ラベル名 (疾患名)	画像枚数	ラベル名 (疾患名)	画像枚数
No Finding (正常)	769	Cardiomegaly Effusion	411
Cardiomegaly (心肥大)	556	Edema Effusion	160
Edema (浮腫)	559	Effusion Pneumothorax	342
Effusion (胸水)	533		
Pneumothorax (気胸)	672	総計	4,002

評価用データ

ラベル名 (疾患名)	画像枚数	ラベル名 (疾患名)	画像枚数
No Finding (正常)	136	Cardiomegaly Effusion	73
Cardiomegaly (心肥大)	99	Edema Effusion	29
Edema (浮腫)	99	Effusion Pneumothorax	61
Effusion (胸水)	95		
Pneumothorax (気胸)	119	総計	711

2. 閾値設定

全ての疾患の総合的なAccuracyが最大となる値



2. 結果比較

- 使用モデル：ResNet-50、バッチサイズ：32、学習率：0.005、エポック数：100
- 損失関数と活性化関数
 - Multi-Hotベクトル：BCE + sigmoid
 - One-Hotベクトル：CE + linear
- 最終的なAccuracyは「No-Finding」を含む全ての疾患の総合的なAccuracy

	Multi-Hotベクトル	One-Hotベクトル
Accuracy	0.461	0.494

One-Hotベクトルの方が分類精度が高い

3. 損失関数と 出力層の活性化関数の組み合わせ

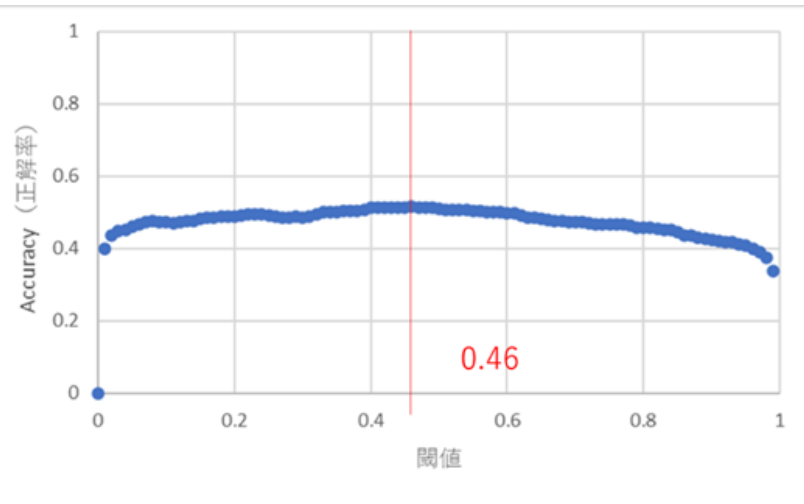
- 交差エントロピー (CE) + softmax
…マルチクラス分類
- 2値交差エントロピー (BCE) + sigmoid
…2値分類
- 平均2乗誤差 (MSE) + linear
…重回帰CNN

→ マルチラベル分類に対して組み合わせを変えて比較評価

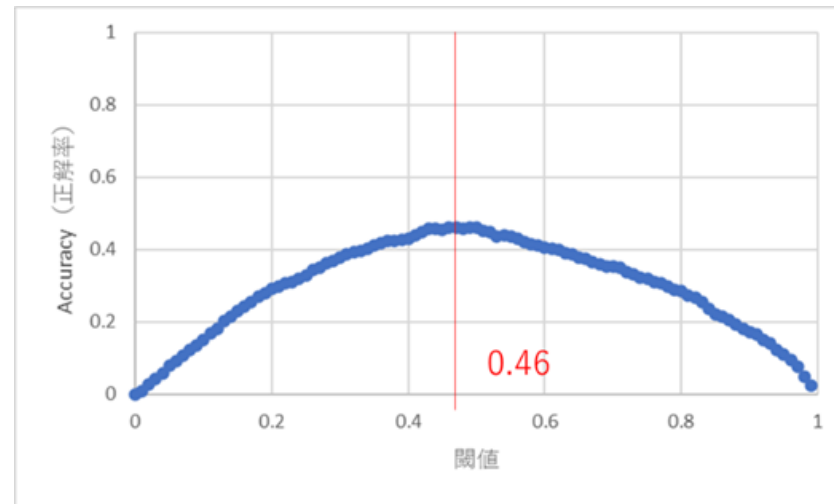
3. 閾値設定

全ての疾患の総合的なAccuracyが最大となる値

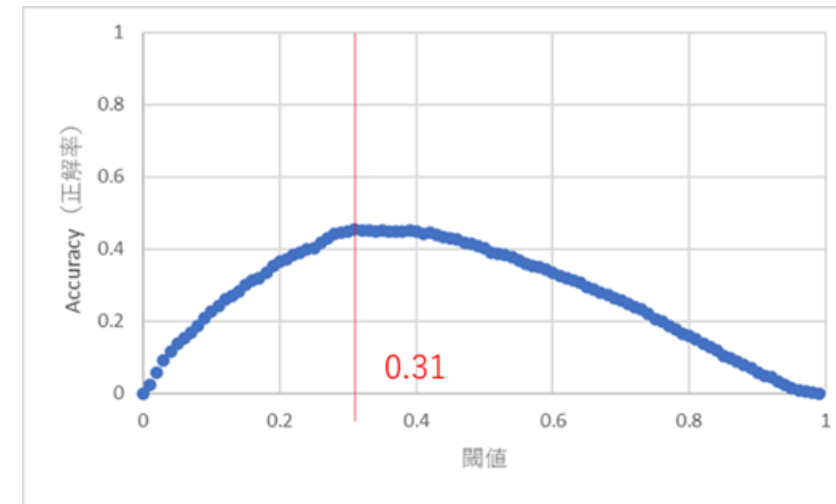
CE+softmax



BCE+sigmoid



MSE+linear



3. 結果比較

- 使用モデル：ResNet-50、バッチサイズ：32、学習率：0.005、エポック数：100

損失関数と活性化関数	Multi-Hotベクトルを用いたAccuracy	One-Hotベクトルを用いたAccuracy
交差エントロピー(CE) + softmax	0.515	0.494
2値交差エントロピー(BCE) + sigmoid	0.461	0.450
平均2乗誤差(MSE) + linear	0.454	0.390

どちらの場合もCE+softmaxの組み合わせが最も分類精度が高い

まとめ

- 二値分類でのコーディング法
 - …2出力でのコーディングの方が分類精度が高い
- マルチラベル分類のコーディング法
 - …One-Hotベクトルでのコーディングの方が分類精度が高い
- 損失関数と出力層の活性化関数の組み合わせ
 - …CE + softmaxの組み合わせが最も分類精度が高い

今後の課題

- Optimizerや学習率を様々な値に変えての分類精度の比較評価
- その他の疾患画像による学習