

令和 5 年度  
修士学位論文

# 3次元脳 MRI 画像解析における 3D-CNN と 2D-CNN の識別性能比較

Comparison of 3D-CNN and 2D-CNN in Analysis of  
3-Dimensional Brain MRI Images

1265092 岡本 幸輝

指導教員 吉田 真一

2024 年

高知工科大学大学院 工学研究科 基盤工学専攻  
情報学コース

# 要旨

## 3次元脳 MRI 画像解析における 3D-CNN と 2D-CNN の識別 性能比較

岡本 幸輝

3D 脳 MRI 画像を対象とした 3D 畳み込みニューラルネットワーク (3D-CNN) による画像認識が研究されている。3D-CNN は画像サイズが大きいため、高性能な計算機や大容量の GPU メモリが求められる。3次元を直接畳み込むモデルでは GPU メモリと計算時間を消費する問題がある一方で、3次元画像には冗長性が多く、分類・判別そのものはより少ない情報でも可能ではないかと考える。このため、主流である 3D-CNN ではなく 3次元画像を 2次元画像へ変換しリソースを削減しつつ高精度で男女の識別を行うことを目的として次元削減を行い、2D-CNN を用いて学習を行う。これによって計算コストの削減をはかる。また、2次元画像を対象とすることで、2次元の一般画像で学習済みのモデルを用いた転移学習が可能となり、精度の向上も期待できる。そこで、MRI 脳画像の男女識別を対象として、3D-CNN, 2D-CNN, および VGG16, VGG19, ResNet50 の事前学習済みモデルで、分類精度、学習速度の比較を行う。その結果、スライスによっては 3D-CNN の結果を大きく上回り、画像 D においては識別不能だったレベルから最大で 87%という精度を、画像 B, D では ResNet50 で最大 91%の精度を得た。また、計算時間においても 3D-CNN と比較すると約 3.9~4.9 倍ほど短縮することができた。加えて、事前学習済みモデルの有用性が示されたことで 2次元に落とし込んだ時に転移学習が行えることが有利に働くといえる。これらのことから、識別に寄与する画像を絞り込めれば 3D-CNN を用いない方がより効率的かつ、高精度に識別可能であるといえる。

**キーワード** 3D-CNN, 2D-CNN, MRI 脳画像, 事前学習済みモデル

# Abstract

## Comparison of 3D-CNN and 2D-CNN in Analysis of 3-Dimensional Brain MRI Images

Okamoto, Koki

In the medical field, artificial intelligence (AI) have been widely studied for 3D brain MRI images using a 3D convolutional neural network (3D-CNN). Due to the large image size, high-performance computing resources such as GPUs with substantial memory are required for 3D-CNN. However, direct convolution in three dimensions poses challenges in terms of GPU memory consumption and computational time. Considering the redundancy in 3D images, it is thought that classification and discrimination tasks can be achieved with less information.

Therefore, instead of the conventional 3D-CNN approach, this study aims to reduce computational resources while achieving high-precision gender recognition by performing dimension reduction, converting 3D images to 2D images, and employing 2D convolutional neural networks (2D-CNN) for training. This reduction in computational cost is pursued. Furthermore, by focusing on 2D images, transfer learning using pre-trained models on 2D general images can be employed, leading to potential improvements in accuracy.

This study compares the classification accuracy and learning speed among 3D-CNN, 2D-CNN, and pre-trained models such as VGG16, VGG19, and ResNet50 for the task of gender identification in MRI brain images. The results indicate that, for certain slices, 2D-CNN achieves accuracy significantly surpassing 3D-CNN, recording

up to 87% accuracy. ResNet50 achieves a maximum accuracy of 91%. Moreover, the computational time is shortened by approximately 3.9 to 4.9 times compared to 3D-CNN.

In conclusion, using 2D-CNN is considered more efficient and capable of achieving high-precision classification compared to 3D-CNN.

***key words*** 3D-CNN, 2D-CNN, 3D brain MRI images, pre trained model

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>序論</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章</b>	<b>提案手法</b>	<b>3</b>
2.1	データセット . . . . .	3
2.2	画像の前処理 . . . . .	4
2.2.1	元画像 . . . . .	4
2.2.2	有効視野の変更・トリミング・バイアス補正 . . . . .	4
2.2.3	線形レジストレーション . . . . .	5
2.2.4	非線形レジストレーション . . . . .	6
2.2.5	線系レジストレーション後の脳抽出 . . . . .	6
2.2.6	非線系レジストレーション後の脳抽出 . . . . .	7
2.2.7	3 軸抽出 . . . . .	7
2.2.8	リサイズ . . . . .	7
2.2.9	3 チャネル合成画像 . . . . .	8
2.3	機械学習タスク . . . . .	8
2.4	モデル構成 . . . . .	9
<b>第 3 章</b>	<b>実験</b>	<b>10</b>
3.1	実験内容 . . . . .	10
3.2	3D-CNN を用いたタスク . . . . .	10
3.3	2D-CNN を用いたタスク . . . . .	11
3.4	事前学習済みモデルを用いたタスク . . . . .	11
3.5	3ch 合成画像を用いたタスク . . . . .	12
3.6	事前学習なしモデルを用いたタスク . . . . .	12

## 目次

<b>第 4 章</b>	<b>結果</b>	<b>13</b>
4.1	3D-CNN . . . . .	14
4.2	2D-CNN . . . . .	14
4.3	VGG16 . . . . .	29
4.4	VGG19 . . . . .	43
4.5	ResNet50 . . . . .	57
4.6	3ch 合成画像 . . . . .	71
4.7	事前学習無し VGG16 . . . . .	71
<b>第 5 章</b>	<b>考察</b>	<b>72</b>
5.1	3D-CNN と 2D-CNN の比較考察 . . . . .	72
5.2	事前学習済みモデルとの比較考察 . . . . .	72
5.3	上位 3 スライス合成画像を用いた事前学習済みモデル，事前学習無しモデルの比較考察 . . . . .	73
5.4	高精度を記録した画像についての考察 . . . . .	73
5.4.1	3 軸の画像と 2D-CNN についての考察 . . . . .	73
5.4.2	3 軸の画像と VGG16 についての考察 . . . . .	74
5.4.3	3 軸の画像と VGG19 についての考察 . . . . .	74
5.4.4	3 軸の画像と ResNet50 についての考察 . . . . .	74
5.4.5	3 軸の画像と各モデルについての考察 . . . . .	75
5.5	まとめ . . . . .	75
<b>第 6 章</b>	<b>結論</b>	<b>77</b>
	<b>謝辞</b>	<b>78</b>
	<b>参考文献</b>	<b>79</b>

目次

付録 A 81

付録 B 82

# 目次

2.1	提案システムの概要	4
2.2	元画像	5
2.3	補正後画像	5
2.4	線系	5
2.5	非線系	5
2.6	線系抽出	5
2.7	非線系抽出	5
2.8	マスク画像	6
2.9	3軸抽出過程	7
2.10	リサイズ後画像	8
2.11	アスペクト比調整画像	8
2.12	x軸合成画像	8
2.13	y軸合成画像	8
2.14	z軸合成画像	8
4.1	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸	17
4.2	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸	18
4.3	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸	19
4.4	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸	20
4.5	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸	21
4.6	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸	22
4.7	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸	23
4.8	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸	24
4.9	2D-CNN 上位8スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸	25

## 図目次

4.10	2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸	26
4.11	2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸	27
4.12	2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸	28
4.13	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸	31
4.14	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸	32
4.15	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸	33
4.16	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸	34
4.17	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸	35
4.18	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸	36
4.19	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸	37
4.20	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸	38
4.21	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸	39
4.22	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸	40
4.23	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸	41
4.24	VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸	42
4.25	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸	45
4.26	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸	46
4.27	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸	47
4.28	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸	48
4.29	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸	49
4.30	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸	50
4.31	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸	51
4.32	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸	52
4.33	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸	53
4.34	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸	54
4.35	VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸	55

## 図目次

4.36 VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸 . . . . .	56
4.37 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸 . . . . .	59
4.38 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸 . . . . .	60
4.39 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸 . . . . .	61
4.40 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸 . . . . .	62
4.41 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸 . . . . .	63
4.42 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸 . . . . .	64
4.43 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸 . . . . .	65
4.44 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸 . . . . .	66
4.45 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸 . . . . .	67
4.46 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸 . . . . .	68
4.47 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸 . . . . .	69
4.48 ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸 . . . . .	70

# 表目次

2.1	3D-CNN . . . . .	9
2.2	2D-CNN . . . . .	9
4.1	各モデルごとの最高精度 . . . . .	13
4.2	平均実行時間 (エポックごと) とパラメータ数 . . . . .	14
4.3	3D-CNN . . . . .	14
4.4	2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系 . . . . .	15
4.5	2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系 . . . . .	15
4.6	2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形 . . . . .	15
4.7	2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形 . . . . .	16
4.8	VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系 . . . . .	29
4.9	VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系 . . . . .	29
4.10	VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形 . . . . .	30
4.11	VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形 . . . . .	30
4.12	VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系 . . . . .	43
4.13	VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系 . . . . .	43
4.14	VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形 . . . . .	44
4.15	VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形 . . . . .	44
4.16	ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系 . . . . .	57
4.17	ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系 . . . . .	57
4.18	ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形 . . . . .	58
4.19	ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形 . . . . .	58
4.20	モデルごとの Accuracy . . . . .	71
4.21	事前学習なし VGG16 . . . . .	71

# 第 1 章

## 序論

ヒトの脳は、性別による身体の仕組みと同様に性的二型性があると考えられており、男性と女性とで脳の構造的特徴が異なるか否かについて様々な議論が行われている。文献 [1][2] では脳梁の横断面積が平均的に男性の方が女性よりも大きいという報告がされている。しかし、男性の脳および体は女性と比べても多少大きいことも影響している可能性も示唆されており、一方ではヒトの脳構造に性差はないといった報告も挙げられている。近年では、医療の分野でも MRI 脳画像に対して畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を用いての研究が盛んである。MRI 脳構造に対する男女識別モデルも報告 [3] されており、様々な前処理入力画像に対しての CNN を用いた男女識別が可能である [4][5] という報告もある。これらの脳 MRI 画像は 3D 画像であることが多く 3D-CNN を用いられることが多い。3D-CNN は 2D-CNN を拡張したものであるが 3 次元画像は冗長性が多く実際に判別に必要な情報は少ないと考える。また、画像に対しての計算コストも高くなる。医療の現場における CNN を用いる際の課題として高性能な計算機が必要となってしまうことが挙げられる。そこで、主流である 3D-CNN ではなく 3 次元画像を 2 次元画像へ変換しリソースを削減しつつ高精度で男女の識別を行うことを目的として次元削減を行い 2D-CNN を用いて学習を行う。これによって計算コストの削減をはかる。また、2 次元画像を対象とすることで一般 2 次元画像で事前学習済みのモデルを用いた転移学習も可能となり精度の向上にも期待できる。そこで本研究では、これまで 3 次元 MRI 画像に対して 3D-CNN を用いて行われていた男女識別タスクを、2 次元画像に落とし込み 2D-CNN、事前学習済みのモデルを用いて男女識別タスクを行い精度、計算時間を比較することで 2 次元画像モデルの有用性について検証する。その結果、3D-CNN に比較して 2D-CNN は計算コ

ストを小さくすることができる他、事前学習済みモデルを用いることで精度を向上させることができることを示す。

## 第 2 章

# 提案手法

3次元を直接畳み込むモデルでは GPU メモリと計算時間を消費する問題がある一方で、3次元画像には冗長性が多く、分類・判別そのものはもっと少ない情報でもできるのではないかと考える。そこで、3次元画像から2次元スライスをとることで、2D-CNN を用いての分類モデルを提案する。藤沢 [5] らが用いた 3D-CNN を2次元化した 2D-CNN を構築し、3D-CNN を用いて高精度だった [5] 頭蓋あり画像と頭蓋なし画像の線形・非線形レジストレーション画像に対して男女識別を行う。また、2次元データを扱うことで2次元一般画像で学習済みのモデルを用いた転移学習が可能となるので事前学習済みモデルを用いての男女識別も行う。使用する事前学習モデルは、VGG16[6]、VGG19、ResNet50[7] を用いる。これらに加えて、事前学習済みモデルでは3チャンネル画像（カラー画像）用のモデルのため、スライス情報を3つまで入力することができるため、図2のような単一のスライスで高精度な分類ができた上位3つをのsライスからなる3チャンネル画像を使って事前学習済みの VGG16、ResNet50 で学習させた。本章では、用いたデータセットとモデルについても記述する。

### 2.1 データセット

使用するデータセットは、ロンドンの異なる3箇所の病院で収集された581人のT1強調画像が含まれる IXI-Dataset[8] である。MRI装置は、Philips社の3T、Philips社の1.5T、GE社の1.5Tをそれぞれの病院が使用しているため機種と磁場強度によって違いは生まれるが、本研究では区別をせずに使用する。画像への前処理として A. 頭蓋あり線形レジスト

## 2.2 画像の前処理

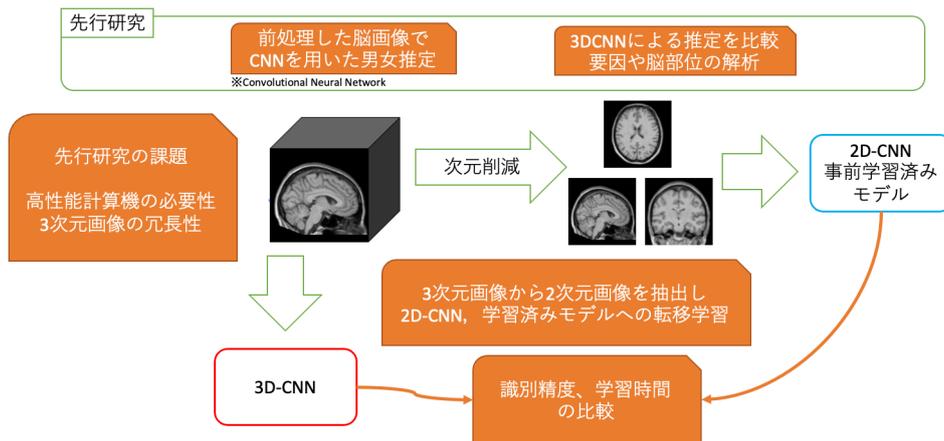


図 2.1: 提案システムの概要

レーション, B. 頭蓋なし線形レジストレーション, C. 頭蓋あり非線形レジストレーション, D. 頭蓋なし非線形レジストレーションのサイズが (91, 109, 91) である 4 画像を作成し ( $x, y, z$ ) 軸の 3 軸のスライスをそれぞれ全スライスを抽出する.

## 2.2 画像の前処理

画像への前処理として A. 頭蓋あり線形レジストレーション, B. 頭蓋なし線形レジストレーション, C. 頭蓋あり非線形レジストレーション, D. 頭蓋なし非線形レジストレーションのサイズが (91, 109, 91) である 4 画像を作成し ( $x, y, z$ ) 軸の 3 軸のスライスをそれぞれ全スライスを抽出する. 1 人の被験者を用いて, 使用する画像を前処理する手順を示す.

### 2.2.1 元画像

図 2.2 は撮影時の元画像である.

### 2.2.2 有効視野の変更・トリミング・バイアス補正

図 2.1 に対して, 有効視野 (Field of view:FOV) の変更を行う. その後, 識別に使用しない首元などを排除した部分を切り取るトリミングを行う. その画像に対してバイアス補正を

## 2.2 画像の前処理

かけた画像が図 2.2 である。



図 2.2: 元画像

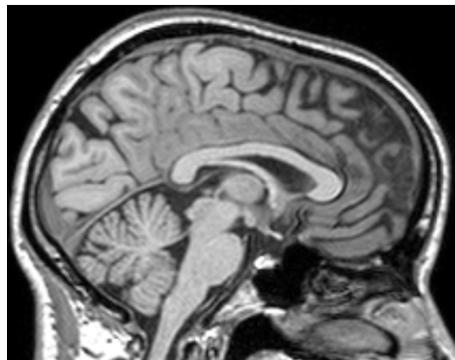


図 2.3: 補正後画像

### 2.2.3 線形レジストレーション

図 2.2 に対して、MNI152 標準脳へ線形レジストレーションを行なった画像が図 2.3 である。



図 2.4: 線系

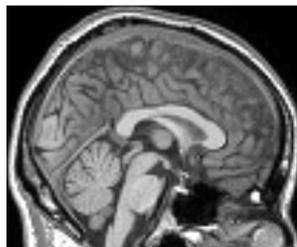


図 2.5: 非線系

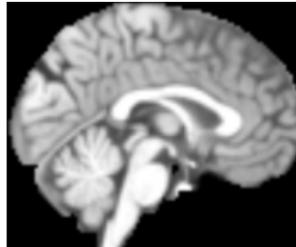


図 2.6: 線系抽出



図 2.7: 非線系抽出

## 2.2 画像の前処理

### 2.2.4 非線形レジストレーション

図 2.2 に対して，MNI152 標準脳へ非線形レジストレーションを行なった画像が図 2.4 である．式 (2.1) の左辺  $[x'y'z'1]^T$  が非線形レジストレーションによって得られる画像である．レジストレーション前の図 2.5 である，式 (2.1) の右辺  $[xyz1]^T$  に対し，アフィン変換行列  $\mathbf{A}$ (平行移動，回転，拡大縮小) を乗算し，非線形変換の位置  $(x, y, z)$  における微小変位  $d(x, y, z)$  を加算することで画像を作成する．

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_x(x, y, z) \\ d_y(x, y, z) \\ d_z(x, y, z) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

### 2.2.5 線系レジストレーション後の脳抽出

図 2.3 に対して，図 2.7 を用いて，脳領域の抽出を行なった画像が図 2.5 である．用いるマスク画像は MNI152 標準脳にレジストレーションしているため全被験者共通である．また，脳領域抽出後にレジストレーションを行うことはできるが，この方法では被験者ごとに大きな差ができ，使用できる画像であるかの選別が必要になり，使用できる枚数が減るため不適切である．



図 2.8: マスク画像

## 2.2 画像の前処理

### 2.2.6 非線系レジストレーション後の脳抽出

図 2.4 に対して、図 2.7 を用いて、脳領域の抽出を行なった画像が図 2.6 である。

### 2.2.7 3軸抽出

これまでの前処理を施した画像を x 軸, y 軸, z 軸の 3 軸でそれぞれ抽出する (図 2.8). これまでの画像サイズは (91,109,91) であるため, それぞれの画像枚数は x 軸 91 枚, y 軸 109 枚, z 軸 91 枚である。

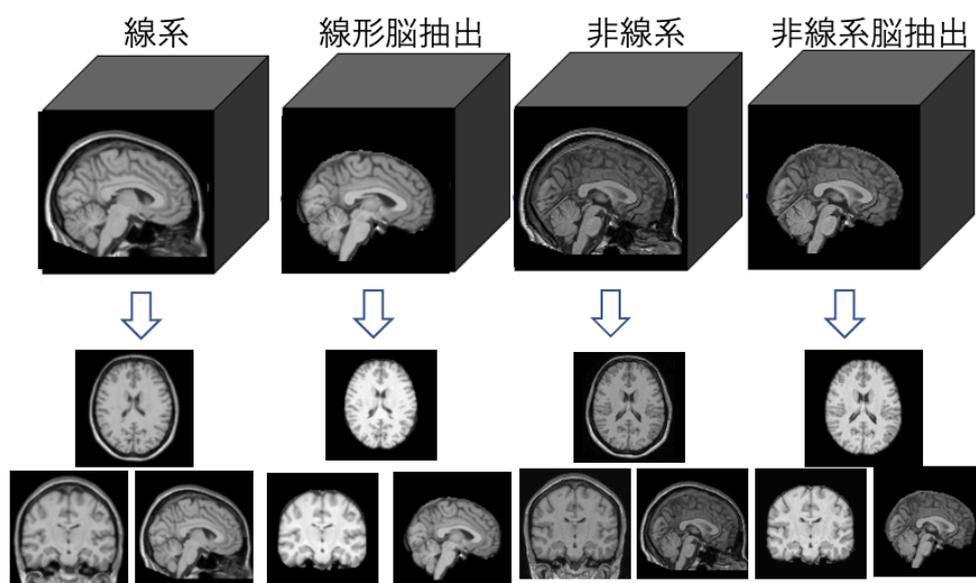


図 2.9: 3軸抽出過程

### 2.2.8 リサイズ

事前学習済みモデルでは 3 チャンネル画像 (RGB カラー画像) 用のモデルのため, 画像を (224,224,3) にリサイズを施す. その際にノーマライズを行う. リサイズ前の画像が (91,109,91) のため, リサイズを施すとアスペクト比が異なってしまうのでアスペクト比を調整してリサイズを行う.

## 2.3 機械学習タスク

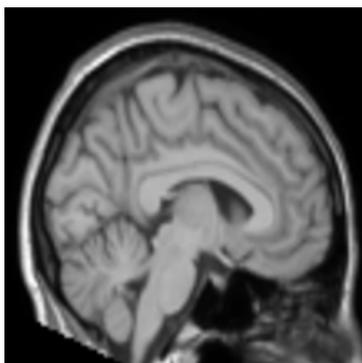


図 2.10: リサイズ後画像

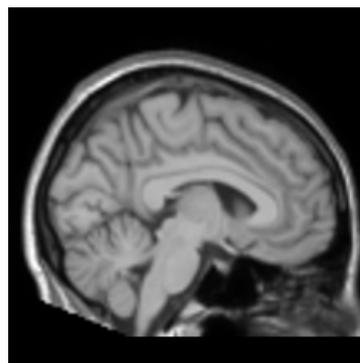


図 2.11: アスペクト比調整画像

### 2.2.9 3チャンネル合成画像

事前学習モデルの VGG16 や ResNet50 は 3 チャンネル画像 (RGB カラー画像) を入力に用いるモデルである。3 チャンネル画像を用いることでスライス情報を 3 つまで入力することができるため、単一のスライスで高精度な分類ができた上位 3 つを 3 スライスからなる 3 チャンネル画像を作成した。

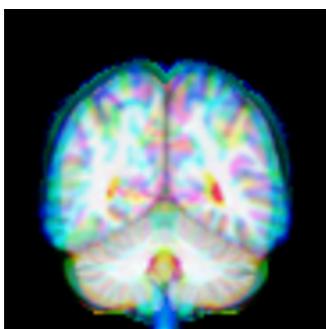


図 2.12: x 軸合成画像

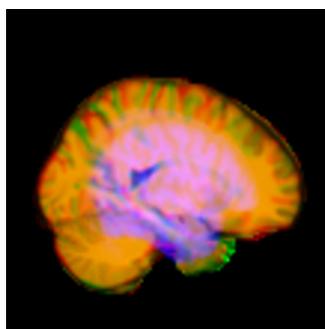


図 2.13: y 軸合成画像

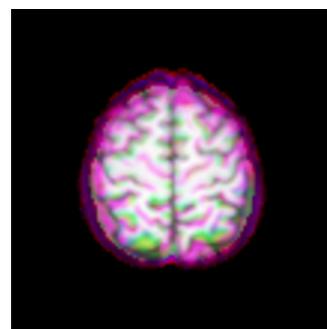


図 2.14: z 軸合成画像

## 2.3 機械学習タスク

3D-CNN および 2D-CNN, VGG16, VGG19, ResNet50 を用いた男女識別タスクを行う実験環境について記述する。

## 2.4 モデル構成

表 2.2 に使用する 3D-CNN モデルの構成表を示す。こちらのモデルを 2 次元にしたものが表 2.2 である。畳み込み層に用いられていた Conv3D を Conv2D に、MaxPooling3D を MaxPooling2D に変更したものである。表では、Conv3D(フィルタ数, フィルタサイズ), Conv2D(フィルタ数, フィルタサイズ), MaxPooling(プーリングサイズ), Dense(クラス数) としてモデル詳細を示す。フィルタサイズやプーリングサイズで書かれる数字は  $N \times N \times N$  のことを指す。これらに加えて, VGG16, VGG19, ResNet50 を用いる。

表 2.1: 3D-CNN

No.	Detail
1	Conv3D(8, 4) → BatchNormalization → ReLU → MaxPooling3D(2) →
2	Conv3D(16, 4) → BatchNormalization → ReLU → MaxPooling3D(2) →
3	Conv3D(32, 4) → BatchNormalization → ReLU →
4	GlobalAveragePooling3D → Dense(2, softmax)

表 2.2: 2D-CNN

No.	Detail
1	Conv2D(8, 4) → BatchNormalization → ReLU → MaxPooling2D(2) →
2	Conv2D(16, 4) → BatchNormalization → ReLU → MaxPooling2D(2) →
3	Conv2D(32, 4) → BatchNormalization → ReLU →
4	GlobalAveragePooling2D → Dense(2, softmax)

## 第 3 章

# 実験

提案手法との既存手法を用いた際の性能について比較を行った。比較方法としては、前処理を施した画像に対して 3D-CNN モデルと 2D-CNN を元にしたモデルを用いて男女識別タスクを行い Accuracy を用いて比較する。また、学習にかかった時間とパラメータ数についても比較を行い評価する。

### 3.1 実験内容

2.2 節の前処理を施した線型レジストレーション画像、非線形レジストレーション画像、脳抽出線型レジストレーション画像、脳抽出非線形レジストレーション画像の 4 種類を元にして男女識別タスクを行った。最適化手法は Adam を用いた。それぞれのタスクで使用した画像やモデルについて解説する。3 次元画像の枚数は 581 枚で、検証データセットには男性 53 人女性 66 人の 119 枚の画像をランダムで抽出し検証を行った。

### 3.2 3D-CNN を用いたタスク

男女識別タスクを行なった際の実験設定は以下の通りである。

使用した画像 前述した 4 種類の画像

画像サイズ (91,109,91)

画像枚数 581 枚

使用したモデル 表 2.1 のモデル

### 3.3 2D-CNN を用いたタスク

エポック数 150

学習係数 0.01

### 3.3 2D-CNN を用いたタスク

男女識別タスクを行なった際の実験設定は以下の通りである。2次元画像を用いているため、3軸を抽出した画像を用いた。

使用した画像 2.2.7 章参照

画像サイズ x 軸抽出画像 (109,91), y 軸抽出画像 (91,91), z 軸抽出画像 (91,109)

画像枚数 x 軸抽出画像 (581 人 x91 枚), y 軸抽出画像 (581 人 x109 枚), z 軸抽出画像 (581 人 x91 枚)

使用したモデル 表 2.2 のモデル

エポック数 150

学習係数 0.01

### 3.4 事前学習済みモデルを用いたタスク

男女識別タスクを行なった際の実験設定は以下の通りである。事前学習済みモデルは3チャンネル画像用モデルのためリサイズを施した画像を使用する。

使用した画像 2.2.8 章参照

画像サイズ 全ての軸で (224,224,3)

画像枚数 x 軸抽出画像 (581 人 x91 枚), y 軸抽出画像 (581 人 x109 枚), z 軸抽出画像 (581 人 x91 枚)

使用したモデル VGG16,VGG19,ResNet50

エポック数 50

学習係数 0.0001

### 3.5 3ch 合成画像を用いたタスク

## 3.5 3ch 合成画像を用いたタスク

男女識別タスクを行なった際の実験設定は以下の通りである。高精度であった画像の上位3枚を合成した画像を用いて男女識別タスクを行う。

使用した画像 2.2.9 章参照

画像サイズ 全ての軸で (224,224,3)

画像枚数 全ての軸で 581 枚

使用したモデル VGG16,ResNet50

エポック数 50

学習係数 0.0001

## 3.6 事前学習なしモデルを用いたタスク

男女識別タスクを行なった際の実験設定は以下の通りである。事前学習の有無での差を比較するためにタスクを行なった。時間の都合上 z 軸の 3 スライス分のみでの検証となった。

使用した画像 2.2.8 章参照の画像から z 軸 29,47,58 スライス目のみ

画像サイズ 全てのスライスで (224,224,3)

画像枚数 全てのスライスで 581 枚

使用したモデル VGG16

エポック数 50

学習係数 0.0001

## 第 4 章

# 結果

2.2 節で作成し，使用する前処理画像を A. 頭蓋あり線形レジストレーション，B. 頭蓋なし線形レジストレーション，C. 頭蓋あり非線形レジストレーション，D. 頭蓋なし非線形レジストレーションとする．各モデルのエポックごとの平均実行時間，パラメータ数をまとめたものを表に記述する．モデルごとの最高精度をまとめたものを表に記述する．各モデルごとの細かい精度は本章の各節で後述する．

表 4.1: 各モデルごとの最高精度

Image&Axis	A.x	A.y	A.z	B.x	B.y	B.z	C.x	C.y	C.z	D.x	D.y	D.z
2DCNN	0.89	0.88	0.89	0.71	0.71	0.74	0.91	0.90	0.90	0.75	0.73	0.74
VGG16	0.98	0.97	0.98	0.85	0.84	0.85	0.97	0.97	0.97	0.82	0.82	0.81
VGG16(3ch)	0.96	0.95	0.94	0.78	0.74	0.73	0.97	0.88	0.95	0.70	0.74	0.67
VGG19	0.95	0.96	0.96	0.85	0.84	0.80	0.97	0.96	0.97	0.85	0.80	0.80
ResNet50	1.0	0.98	0.98	0.89	0.87	0.91	1.0	0.97	0.99	0.87	0.87	0.82
ResNet50(3ch)	0.97	0.96	0.94	0.87	0.86	0.80	0.98	0.95	0.95	0.81	0.82	0.79
3DCNN	0.82			0.71			0.83			0.55		

## 4.1 3D-CNN

表 4.2: 平均実行時間（エポックごと）とパラメータ数

model	3DCNN	2DCNN	VGG16	VGG19	ResNet50	VGG16 untrained
Avg. trainingtime[sec/ep]	30.3	6.2	6.4	6.8	7.7	90
param	41K	10K	14M	20M	23M	14M

## 4.1 3D-CNN

3D-CNN を用いた結果は，表に記述する．頭蓋あり画像は精度の高いものとなっており，頭蓋無し画像でも，非線形レジストレーション画像では精度 55%と識別不能なレベルであった．

表 4.3: 3D-CNN

Image&axis	A	B	C	D
3D-CNN	0.82	0.71	0.83	0.55

## 4.2 2D-CNN

2D-CNN を用いた結果を，表 4.4 に頭蓋あり線系，表 4.5 に頭蓋無し線系，表 4.6 に頭蓋あり非線形，表 4.7 に頭蓋無し非線形の上位 8 スライスの結果を記述する．それぞれ x 軸，y 軸，z 軸の結果を記述している．図 4.1～図 4.12 に一人の被験者のそれぞれ上位 8 スライスを記載する．

## 4.2 2D-CNN

表 4.4: 2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系

x.slice num	46	47	54	44	45	49	43	56
acc	0.89	0.89	0.89	0.87	0.86	0.86	0.85	0.85
y.slice num	44	56	82	46	48	61	66	69
acc	0.88	0.88	0.88	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87
z.slice num	64	29	16	58	28	52	36	31
acc	0.88	0.88	0.88	0.87	0.87	0.87	0.84	0.83

表 4.5: 2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系

x.slice num	71	9	18	39	24	22	23	47
acc	0.71	0.69	0.69	0.69	0.68	0.66	0.66	0.66
y.slice num	21	23	49	58	17	18	32	22
acc	0.71	0.71	0.7	0.7	0.69	0.69	0.69	0.68
z.slice num	12	70	71	9	13	10	7	19
acc	0.74	0.71	0.68	0.67	0.67	0.66	0.65	0.65

表 4.6: 2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形

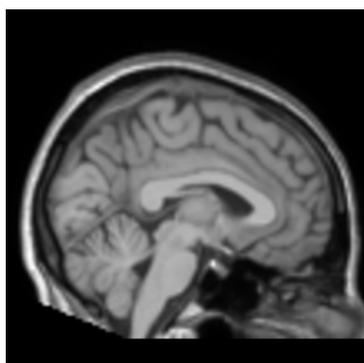
x.slice num	15	48	75	26	32	29	41	42
acc	0.91	0.9	0.9	0.88	0.88	0.87	0.87	0.87
y.slice num	46	29	22	68	77	89	70	48
acc	0.9	0.89	0.88	0.88	0.88	0.88	0.87	0.87
z.slice num	26	56	66	5	24	27	69	74
acc	0.9	0.9	0.89	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87

## 4.2 2D-CNN

表 4.7: 2D-CNN 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形

x.slice num	29	27	34	25	26	64	23	30
acc	0.75	0.72	0.69	0.66	0.66	0.66	0.65	0.65
y.slice num	11	16	70	21	14	17	35	40
acc	0.73	0.71	0.7	0.67	0.66	0.66	0.66	0.66
z.slice num	12	16	66	69	22	20	61	74
acc	0.74	0.71	0.71	0.71	0.68	0.67	0.66	0.66

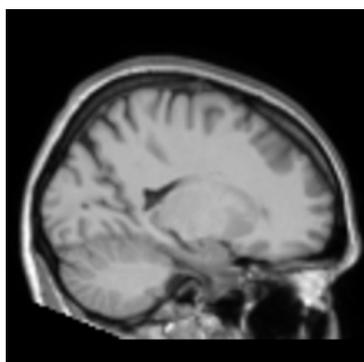
## 4.2 2D-CNN



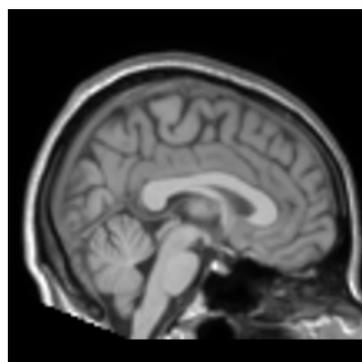
(a) 画像 A.x46



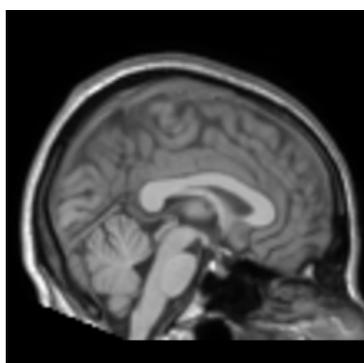
(b) 画像 A.x47



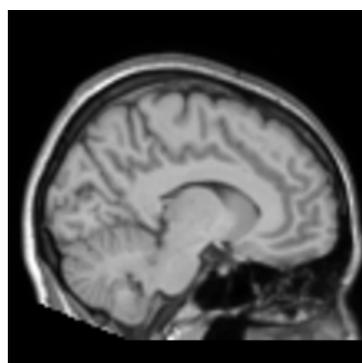
(c) 画像 A.x54



(d) 画像 A.x44



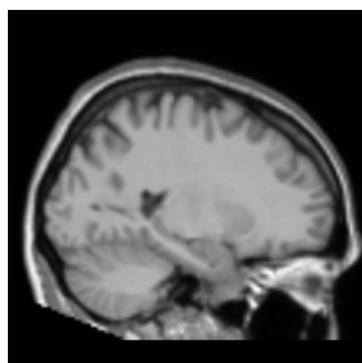
(e) 画像 A.x45



(f) 画像 A.x49



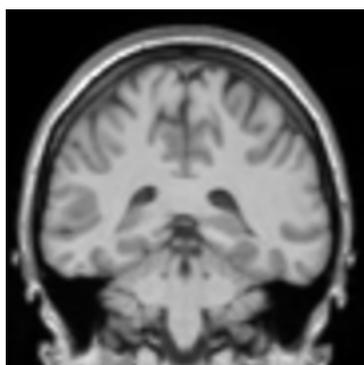
(g) 画像 A.x43



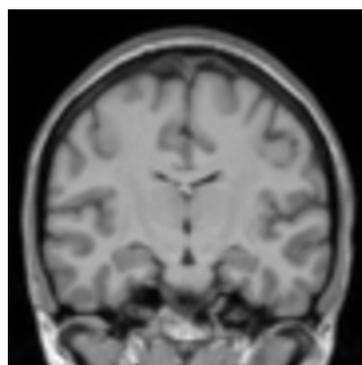
(h) 画像 A.x56

図 4.1: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸

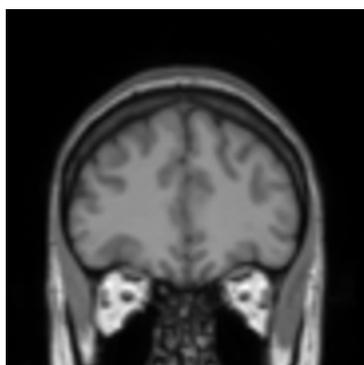
## 4.2 2D-CNN



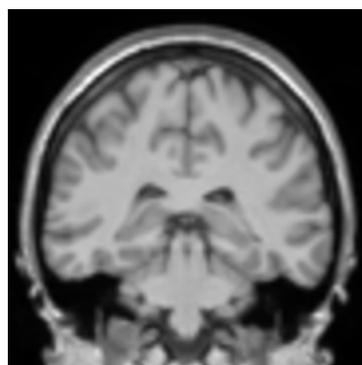
(a) 画像 A.y44



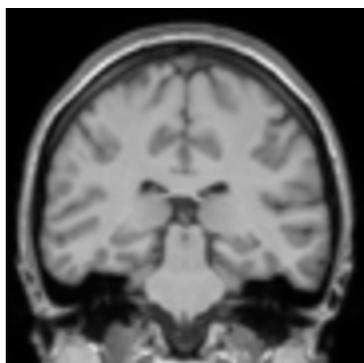
(b) 画像 A.y56



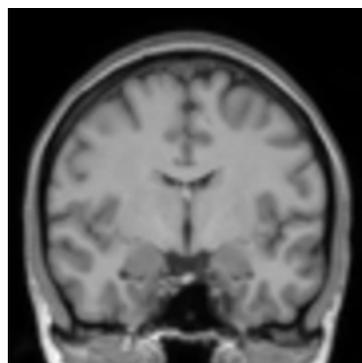
(c) 画像 A.y82



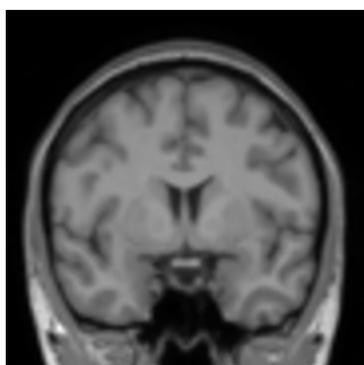
(d) 画像 A.y46



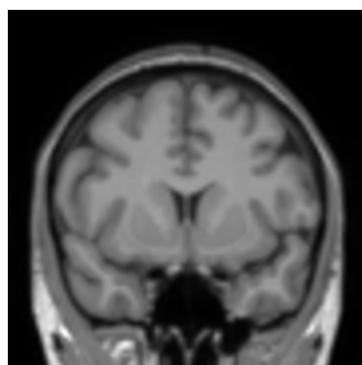
(e) 画像 A.y48



(f) 画像 A.y61



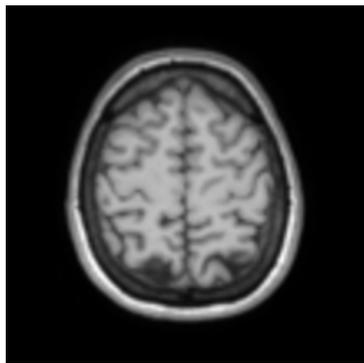
(g) 画像 A.y66



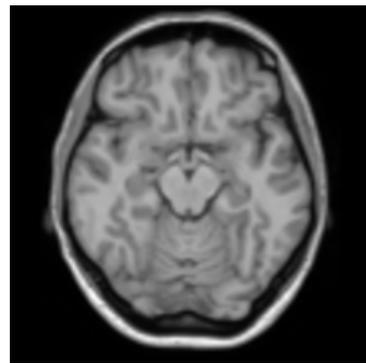
(h) 画像 A.y69

図 4.2: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸

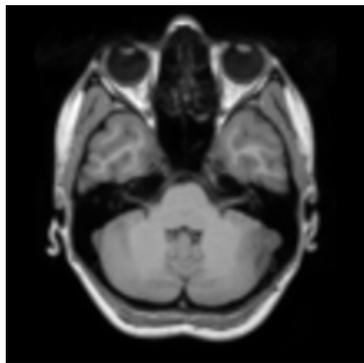
## 4.2 2D-CNN



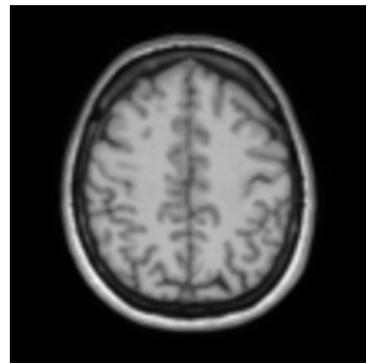
(a) 画像 A.z64



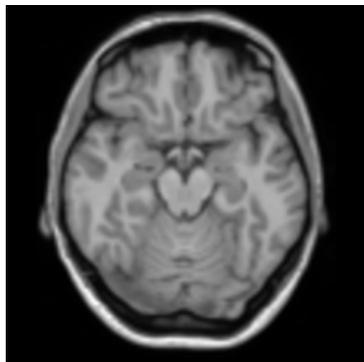
(b) 画像 A.z29



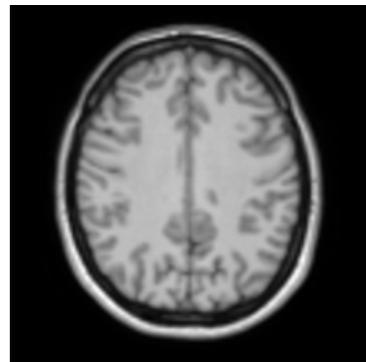
(c) 画像 A.z16



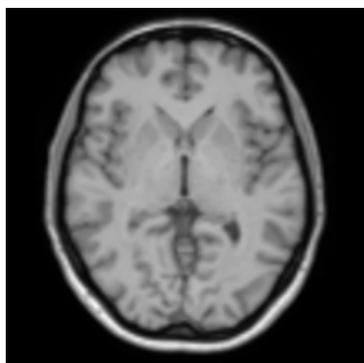
(d) 画像 A.z58



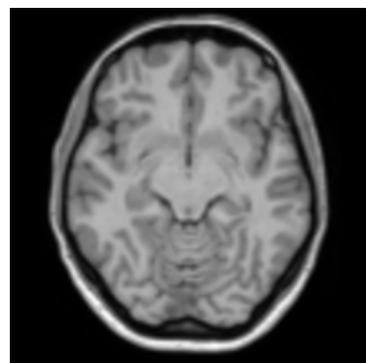
(e) 画像 A.z28



(f) 画像 A.z52



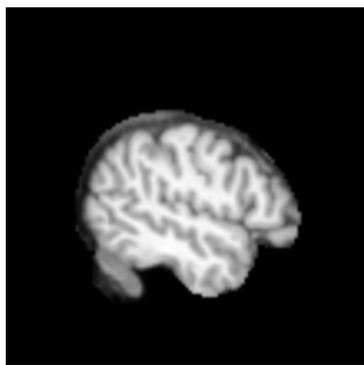
(g) 画像 A.z36



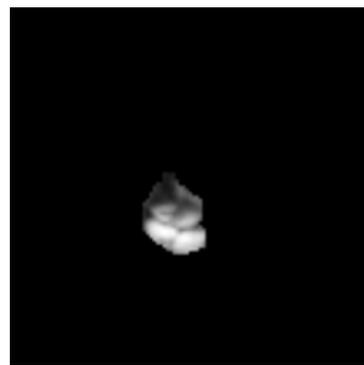
(h) 画像 A.z31

図 4.3: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸

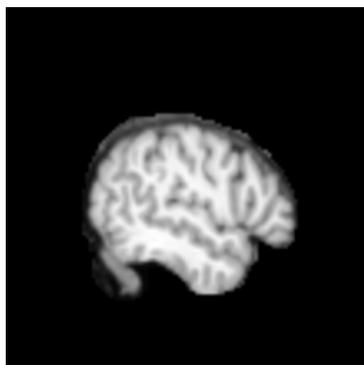
## 4.2 2D-CNN



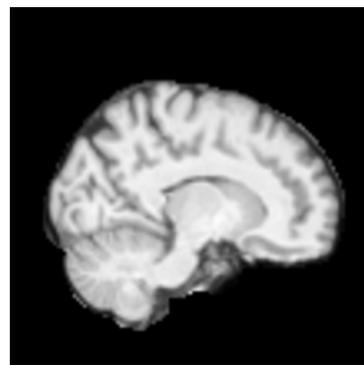
(a) 画像 B.x71



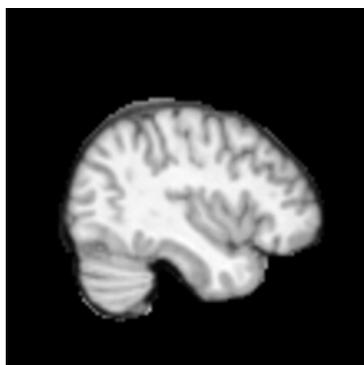
(b) 画像 B.x9



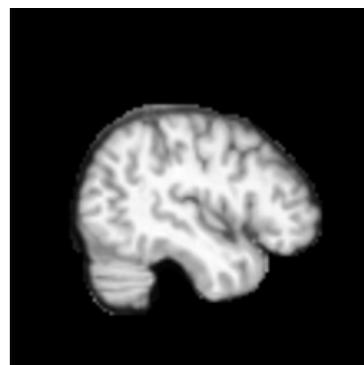
(c) 画像 B.x18



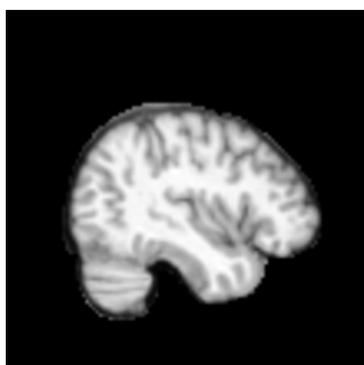
(d) 画像 B.x39



(e) 画像 B.x24



(f) 画像 B.x22



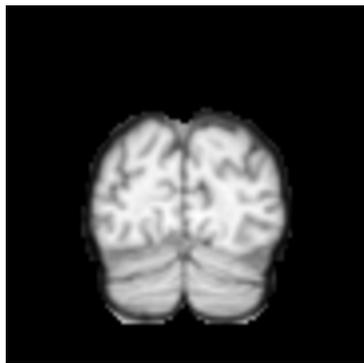
(g) 画像 B.x23



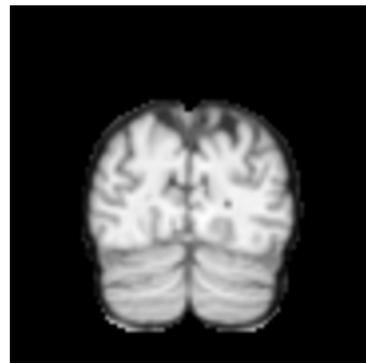
(h) 画像 B.x47

図 4.4: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸

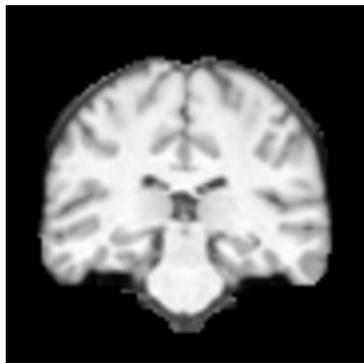
## 4.2 2D-CNN



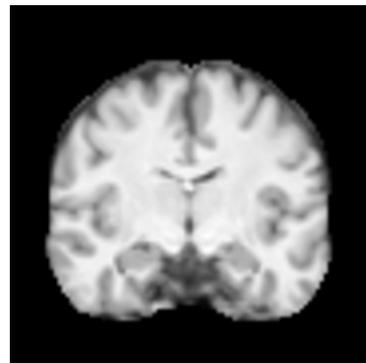
(a) 画像 B.y21



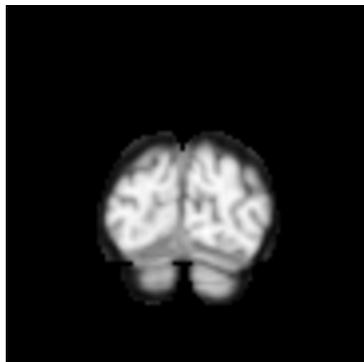
(b) 画像 B.y23



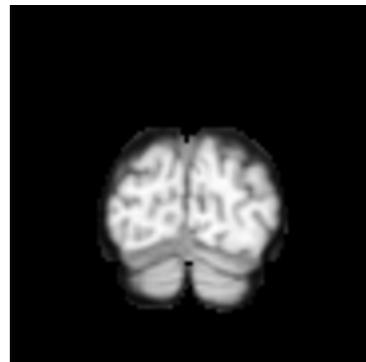
(c) 画像 B.y49



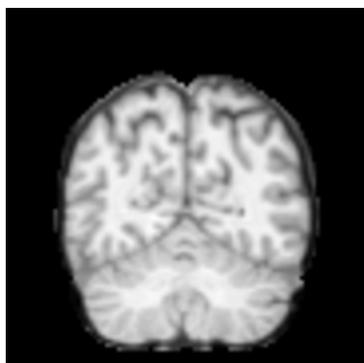
(d) 画像 B.y58



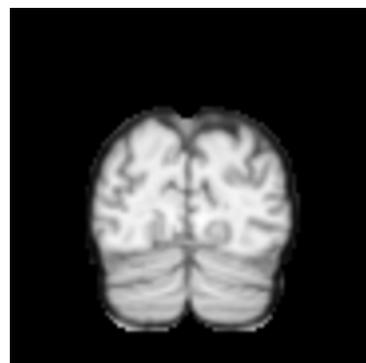
(e) 画像 B.y17



(f) 画像 B.y18



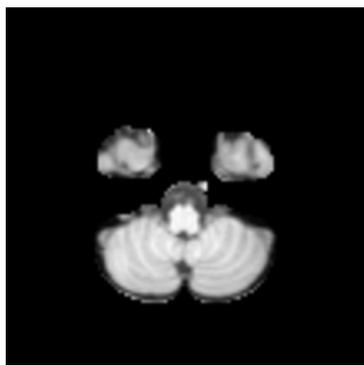
(g) 画像 B.y32



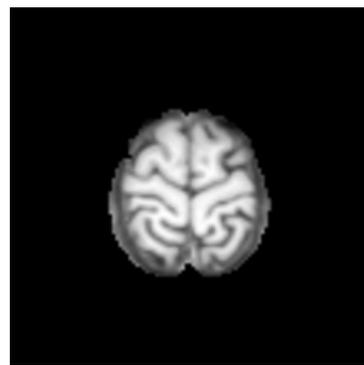
(h) 画像 B.y22

図 4.5: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸

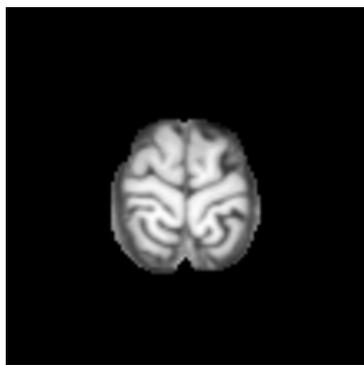
## 4.2 2D-CNN



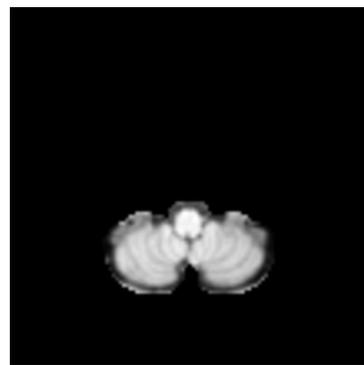
(a) 画像 B.z12



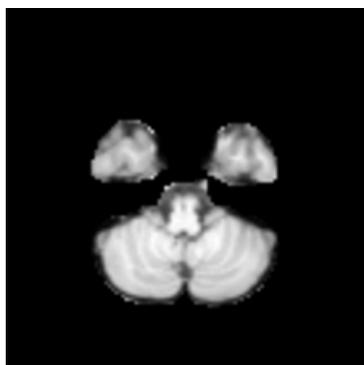
(b) 画像 B.z70



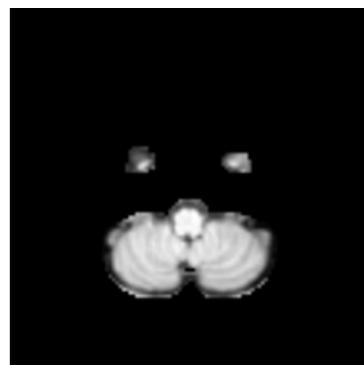
(c) 画像 B.z71



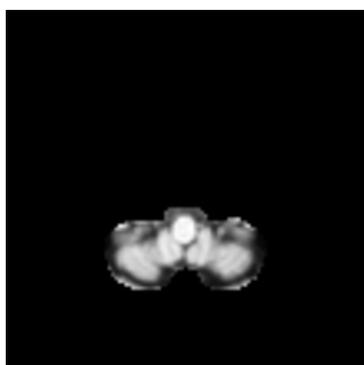
(d) 画像 B.z9



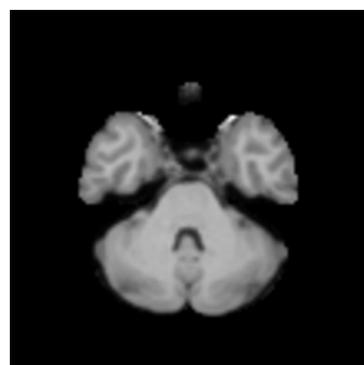
(e) 画像 B.z13



(f) 画像 B.z10



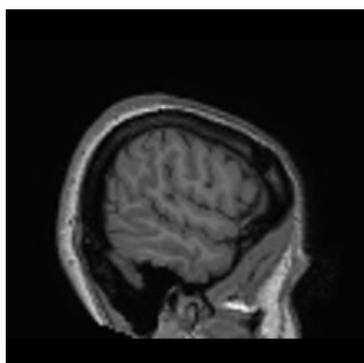
(g) 画像 B.z7



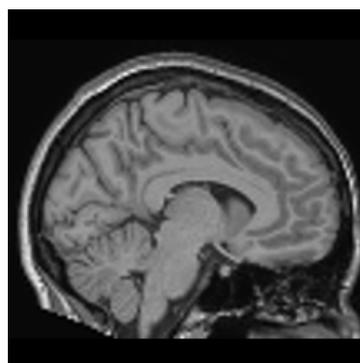
(h) 画像 B.z19

図 4.6: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸

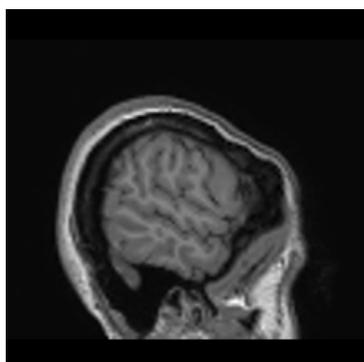
## 4.2 2D-CNN



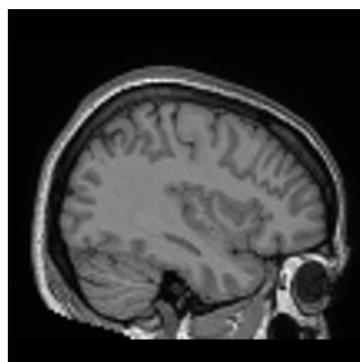
(a) 画像 C.x15



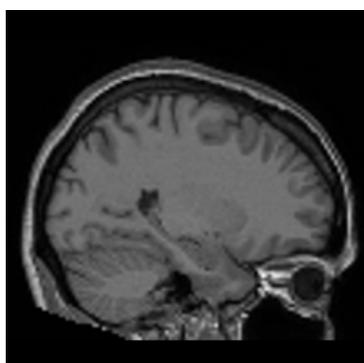
(b) 画像 C.x48



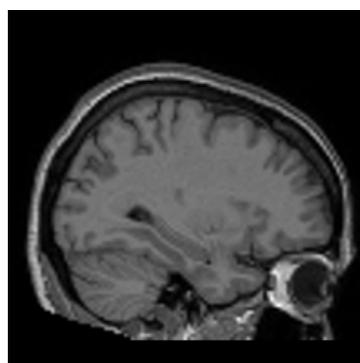
(c) 画像 C.x75



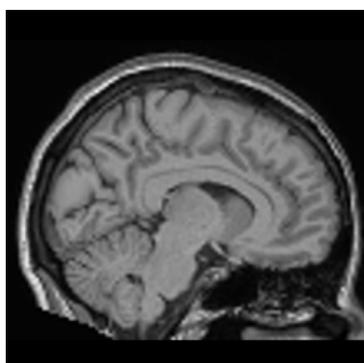
(d) 画像 C.x26



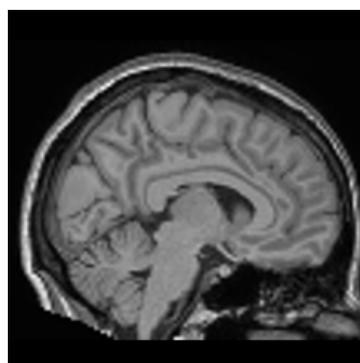
(e) 画像 C.x32



(f) 画像 C.x29



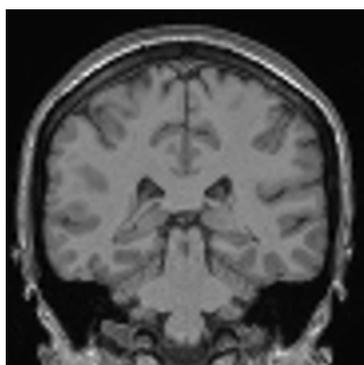
(g) 画像 C.41



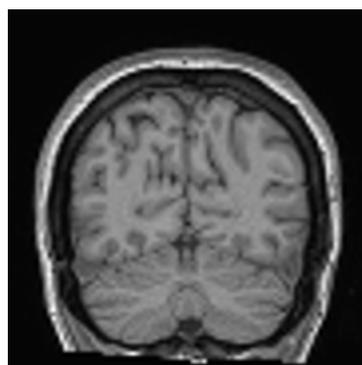
(h) 画像 C.42

図 4.7: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸

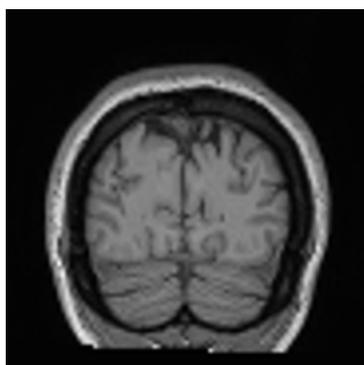
## 4.2 2D-CNN



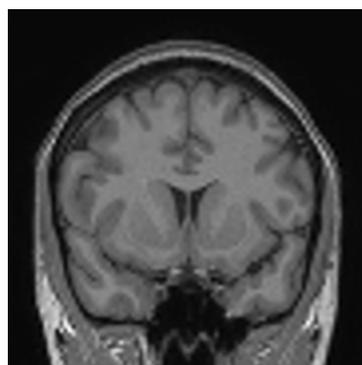
(a) 画像 C.y46



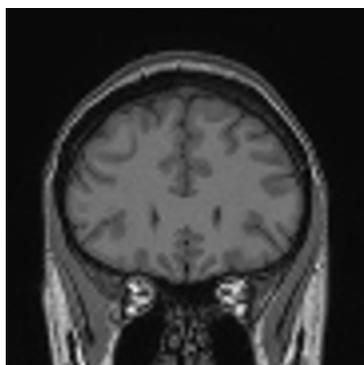
(b) 画像 C.y29



(c) 画像 C.y22



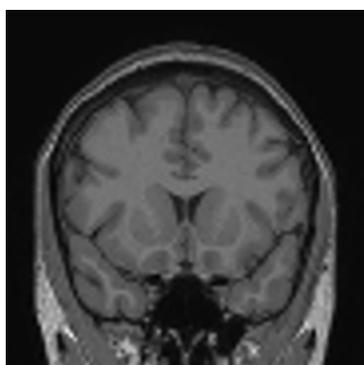
(d) 画像 C.y68



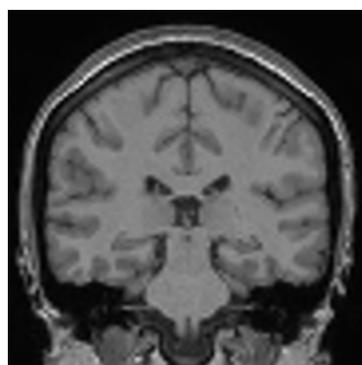
(e) 画像 C.y77



(f) 画像 C.y89



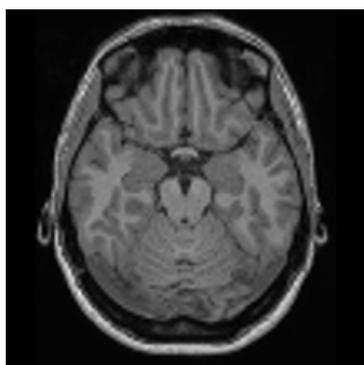
(g) 画像 C.y70



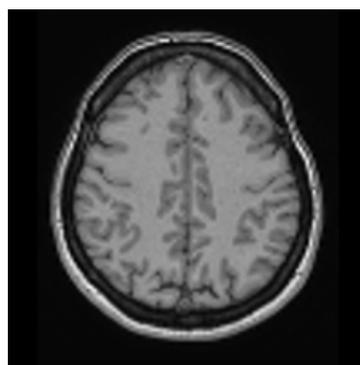
(h) 画像 C.y48

図 4.8: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸

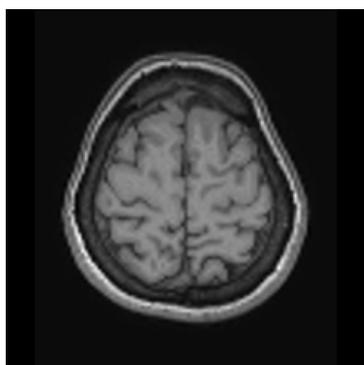
## 4.2 2D-CNN



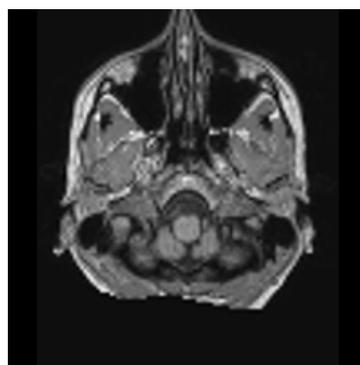
(a) 画像 C.z26



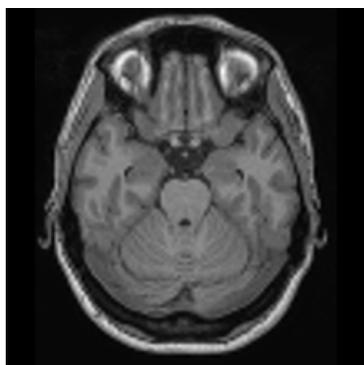
(b) 画像 C.z56



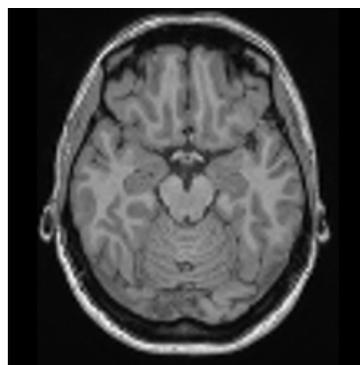
(c) 画像 C.z66



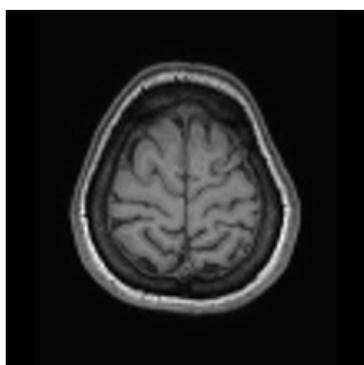
(d) 画像 C.z5



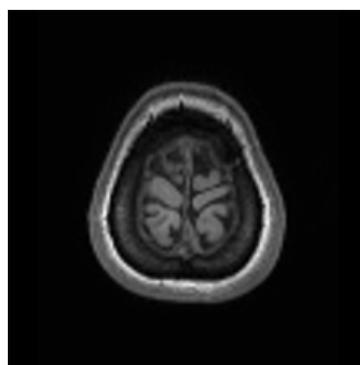
(e) 画像 C.z24



(f) 画像 C.z27



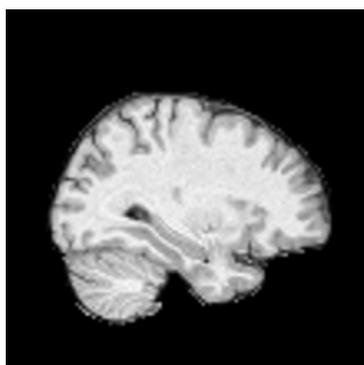
(g) 画像 C.z69



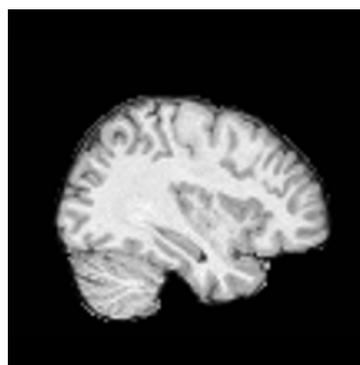
(h) 画像 C.z74

図 4.9: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸

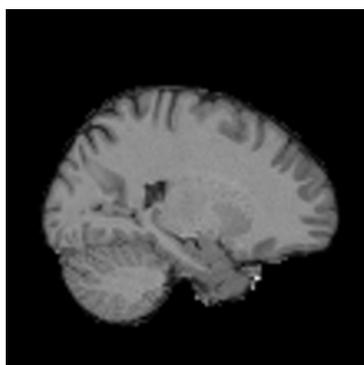
## 4.2 2D-CNN



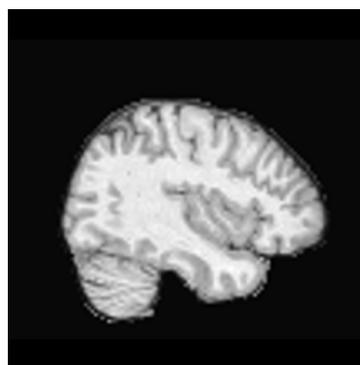
(a) 画像 D.29



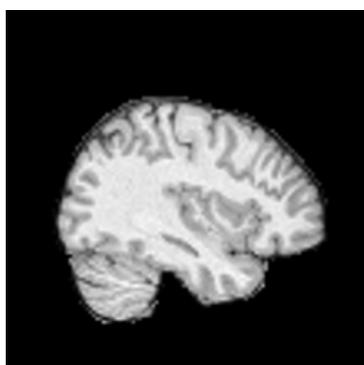
(b) 画像 D.x27



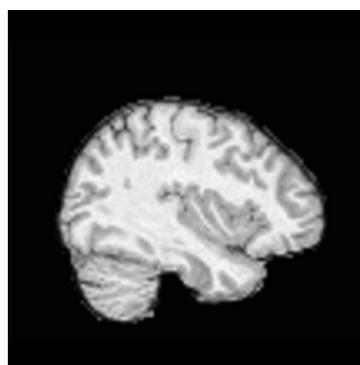
(c) 画像 D.x34



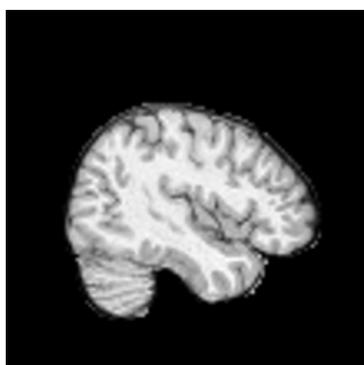
(d) 画像 D.x25



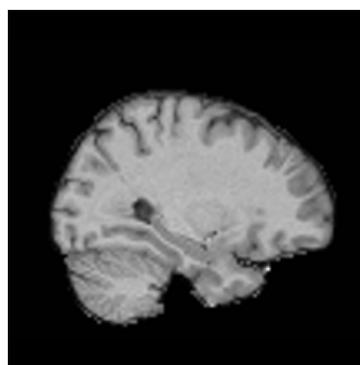
(e) 画像 D.x26



(f) 画像 D.x64



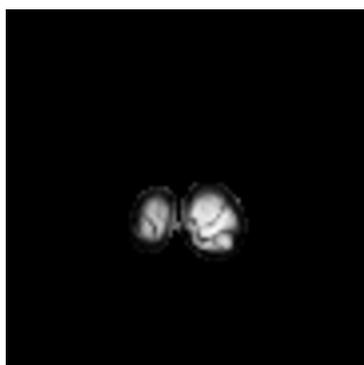
(g) 画像 D.x23



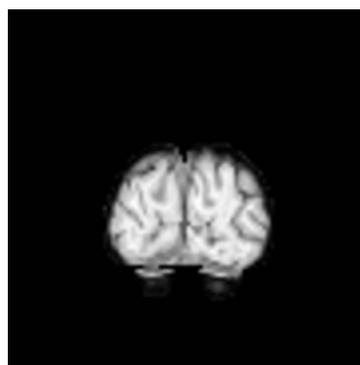
(h) 画像 D.x30

図 4.10: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸

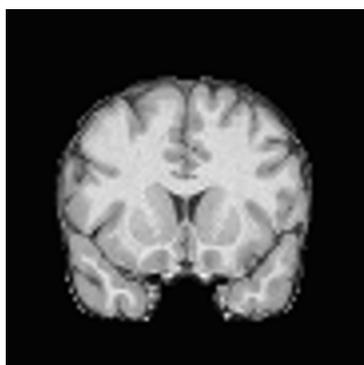
## 4.2 2D-CNN



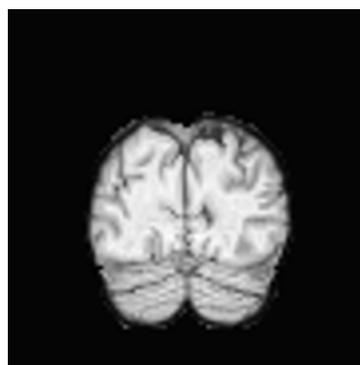
(a) 画像 D.y11



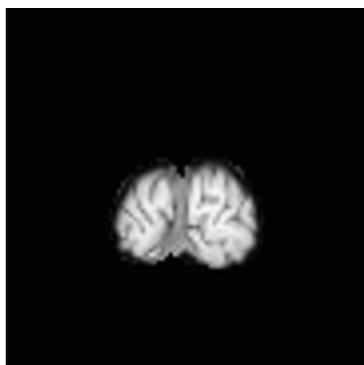
(b) 画像 D.y16



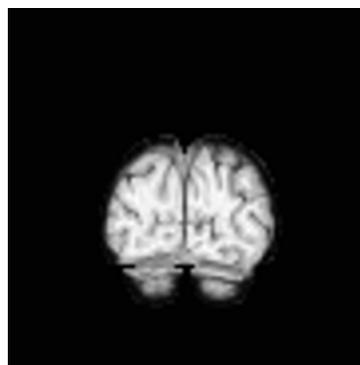
(c) 画像 D.y70



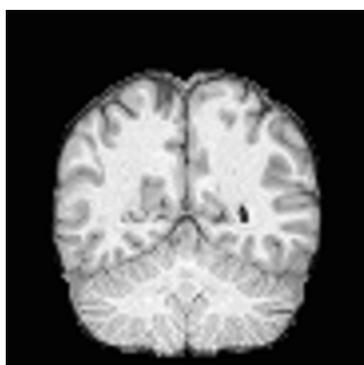
(d) 画像 D.y21



(e) 画像 D.y14



(f) 画像 D.y17



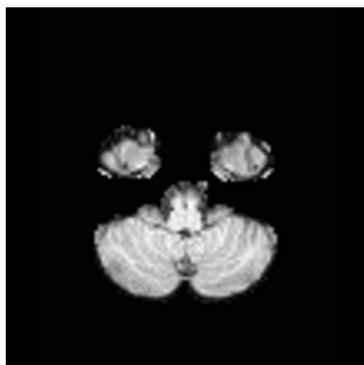
(g) 画像 D.y35



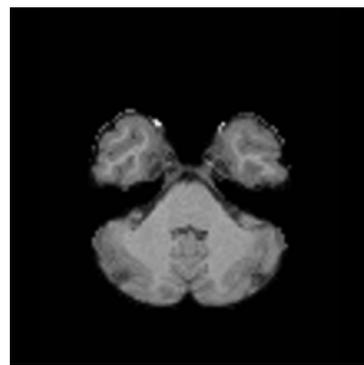
(h) 画像 D.y40

図 4.11: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸

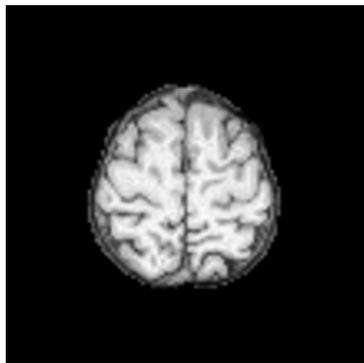
## 4.2 2D-CNN



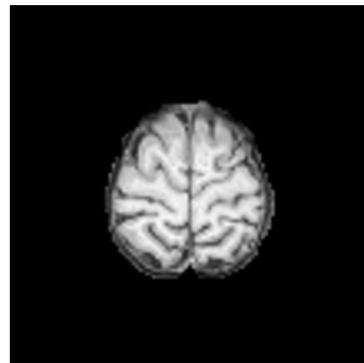
(a) 画像 D.z12



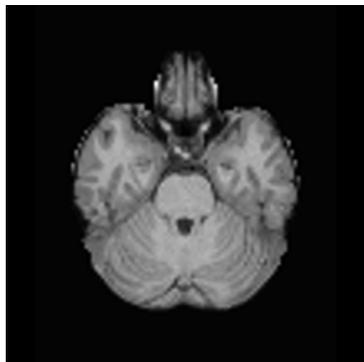
(b) 画像 D.z16



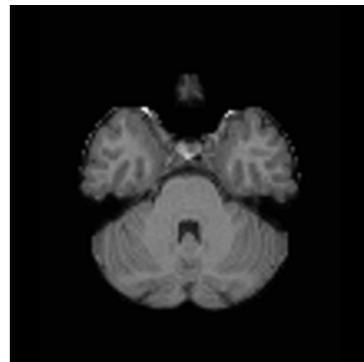
(c) 画像 D.z66



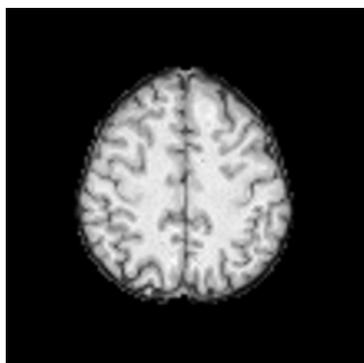
(d) 画像 D.z69



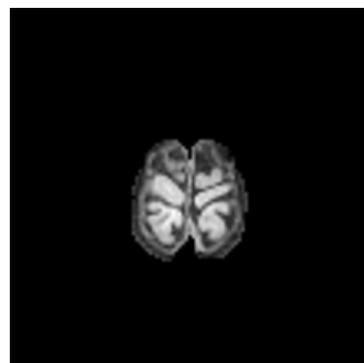
(e) 画像 D.z22



(f) 画像 D.z20



(g) 画像 D.z61



(h) 画像 D.z74

図 4.12: 2D-CNN 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸

## 4.3 VGG16

VGG16 を用いた結果を，表 4.8 に頭蓋あり線系，表 4.9 に頭蓋無し線系，表 4.10 に頭蓋あり非線形，表 4.11 に頭蓋無し非線形の上位 8 スライスの結果を記述する．それぞれ x 軸，y 軸，z 軸の結果を記述している．図 4.13～図 4.24 に一人の被験者のそれぞれ上位 8 スライスを記載する．

表 4.8: VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系

x.slice num	65	38	49	77	24	33	36	43
acc	0.98	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96	0.96	0.96
y.slice num	79	19	85	87	94	44	46	77
acc	0.97	0.96	0.96	0.95	0.95	0.94	0.94	0.94
z.slice num	9	10	14	18	15	39	2	5
acc	0.98	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96	0.95	0.95

表 4.9: VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系

x.slice num	54	34	16	17	36	45	46	25
acc	0.85	0.84	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.82
y.slice num	30	37	40	32	39	51	53	58
acc	0.84	0.84	0.83	0.82	0.81	0.81	0.81	0.81
z.slice num	63	67	64	55	62	27	31	34
acc	0.85	0.83	0.82	0.81	0.81	0.8	0.8	0.8

### 4.3 VGG16

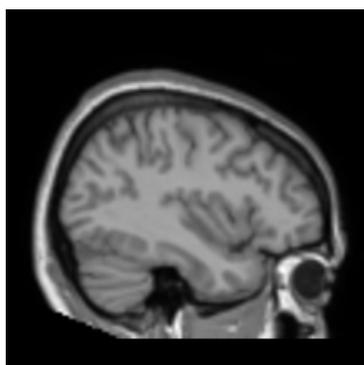
表 4.10: VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形

x.slice num	48	20	53	80	81	11	17	25
acc	0.97	0.96	0.96	0.96	0.96	0.95	0.95	0.95
y.slice num	25	33	22	30	32	79	11	12
acc	0.97	0.97	0.96	0.95	0.95	0.95	0.94	0.94
z.slice num	10	14	40	43	53	64	46	49
acc	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96

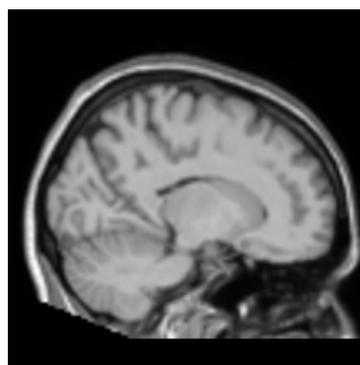
表 4.11: VGG16 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形

x.slice num	44	58	48	15	20	25	30	41
acc	0.82	0.82	0.81	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76
y.slice num	79	47	51	19	33	88	44	54
acc	0.82	0.81	0.81	0.79	0.79	0.79	0.77	0.77
z.slice num	11	15	43	19	50	32	70	12
acc	0.81	0.81	0.81	0.8	0.79	0.77	0.77	0.76

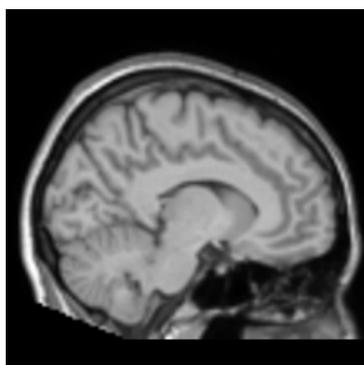
4.3 VGG16



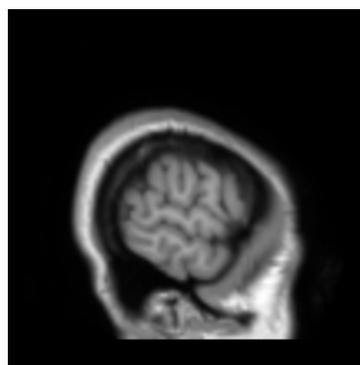
(a) 画像 A.x65



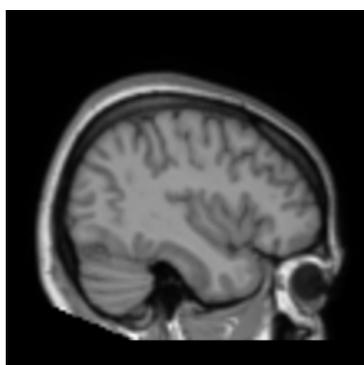
(b) 画像 A.x38



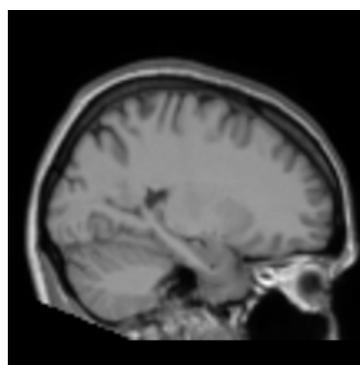
(c) 画像 A.x49



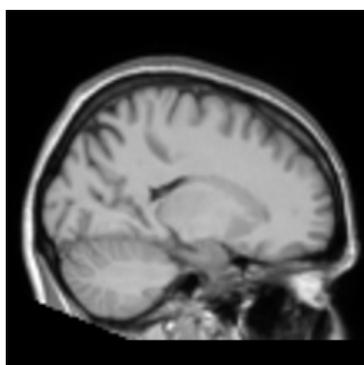
(d) 画像 A.x77



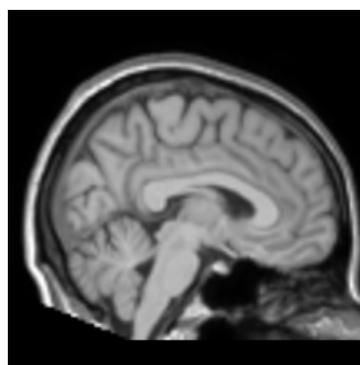
(e) 画像 A.x24



(f) 画像 A.x33



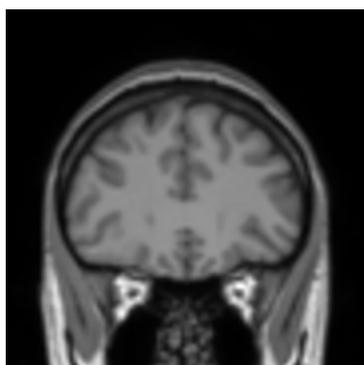
(g) 画像 A.x36



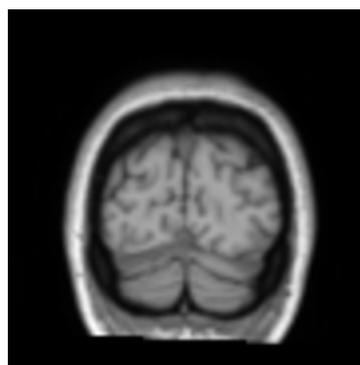
(h) 画像 A.x43

図 4.13: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸

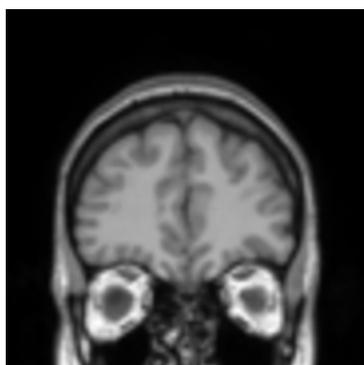
4.3 VGG16



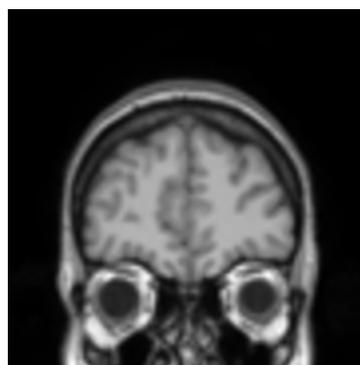
(a) 画像 A.y79



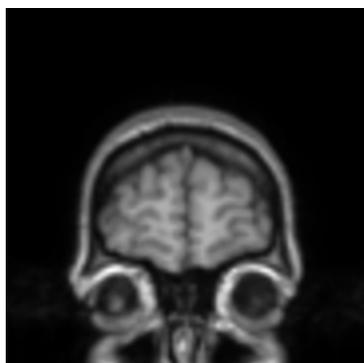
(b) 画像 A.y19



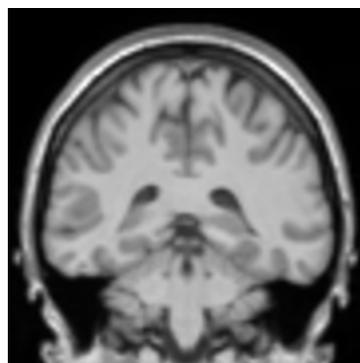
(c) 画像 A.y85



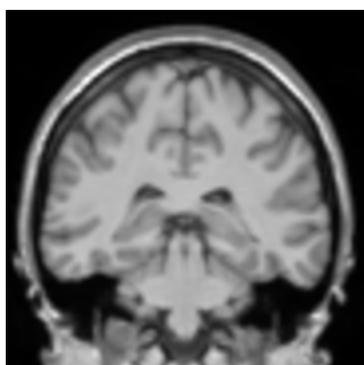
(d) 画像 A.y87



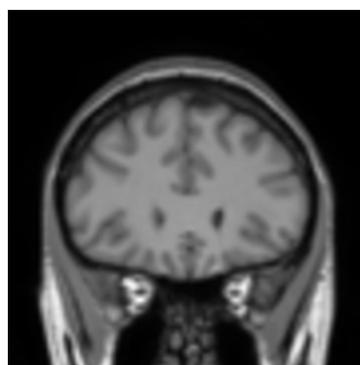
(e) 画像 A.y94



(f) 画像 A.y44



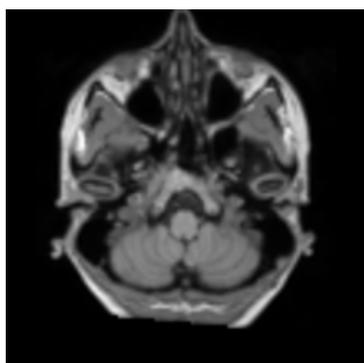
(g) 画像 A.y46



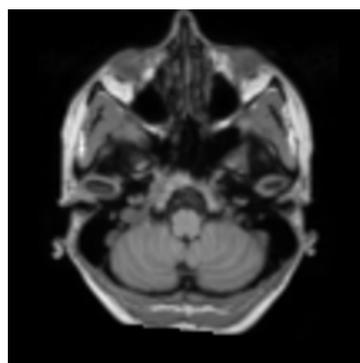
(h) 画像 A.y77

図 4.14: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸

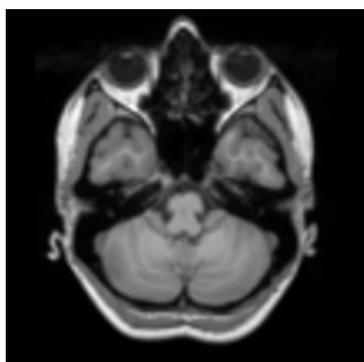
4.3 VGG16



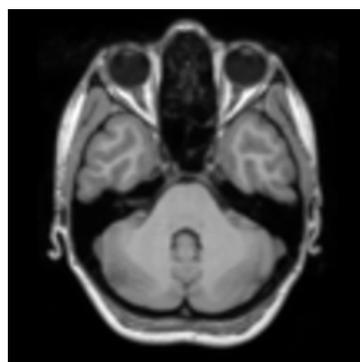
(a) 画像 A.z9



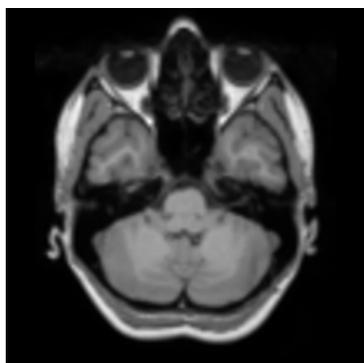
(b) 画像 A.z10



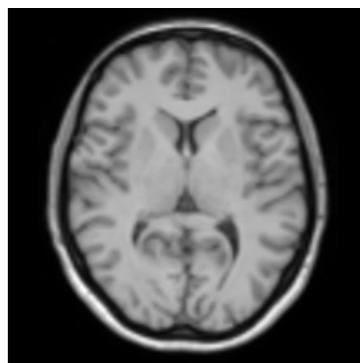
(c) 画像 A.z14



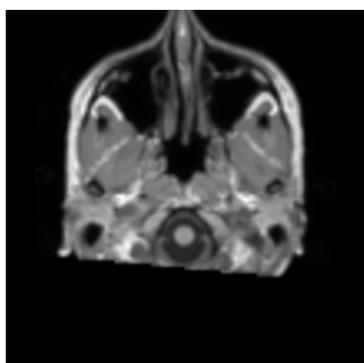
(d) 画像 A.z18



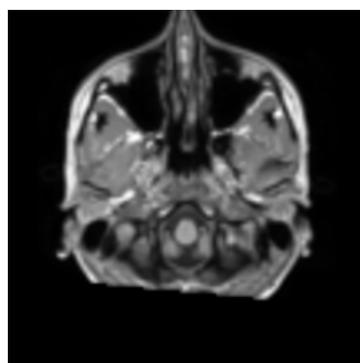
(e) 画像 A.z15



(f) 画像 A.z39



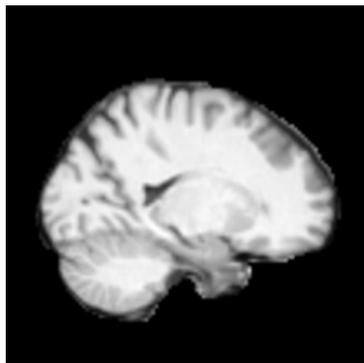
(g) 画像 A.z2



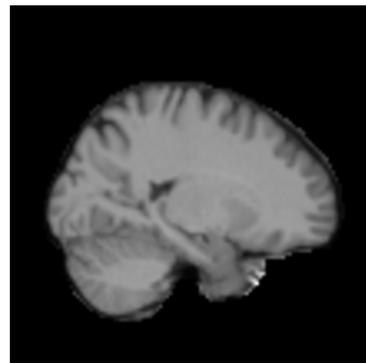
(h) 画像 A.z5

図 4.15: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸

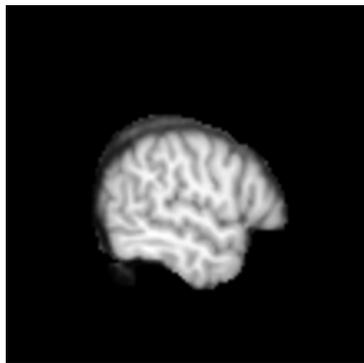
4.3 VGG16



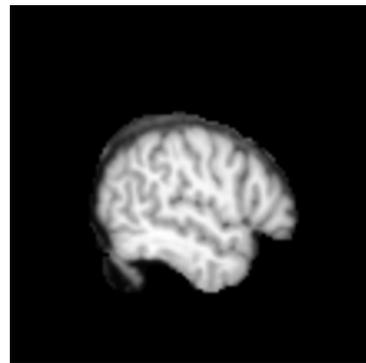
(a) 画像 B.x54



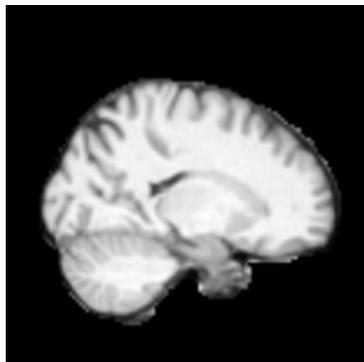
(b) 画像 B.x34



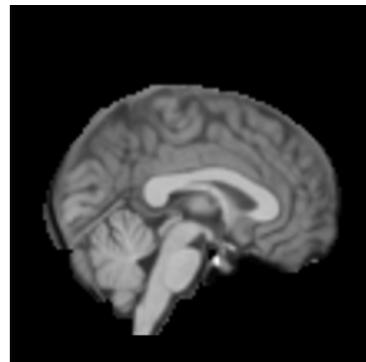
(c) 画像 B.x16



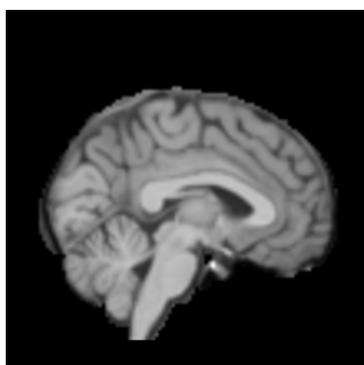
(d) 画像 B.x17



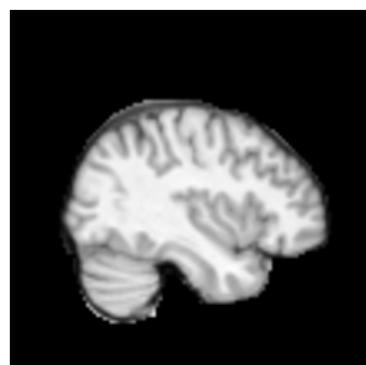
(e) 画像 B.x36



(f) 画像 B.x45



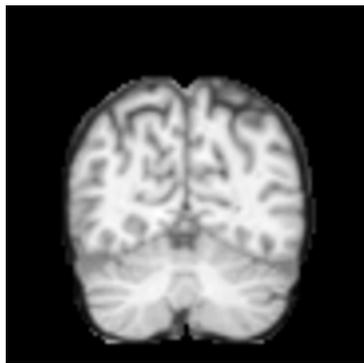
(g) 画像 B.x46



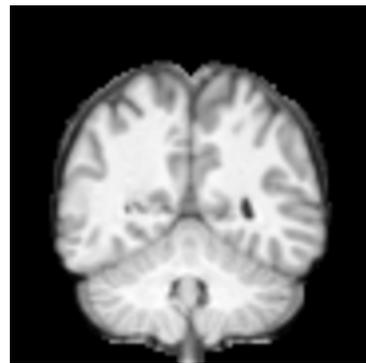
(h) 画像 B.x25

図 4.16: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸

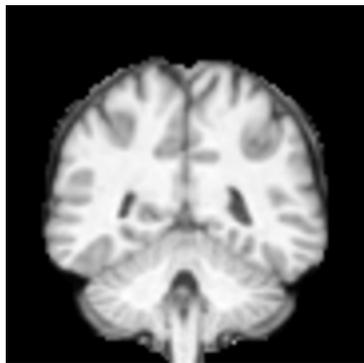
4.3 VGG16



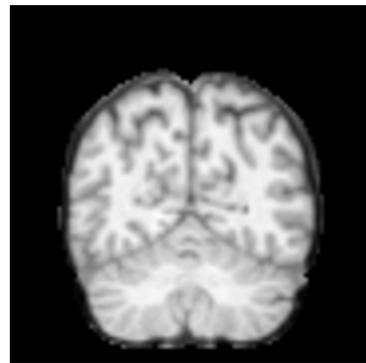
(a) 画像 B.y30



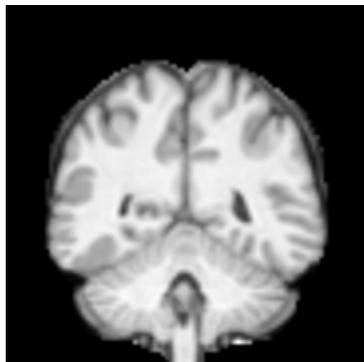
(b) 画像 B.y37



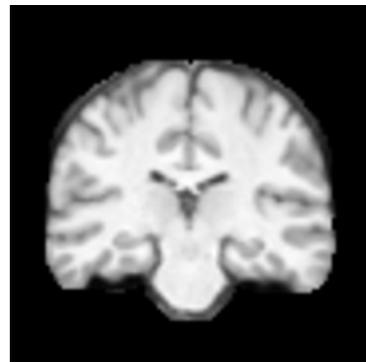
(c) 画像 B.y40



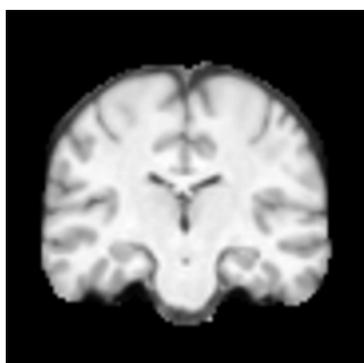
(d) 画像 B.y32



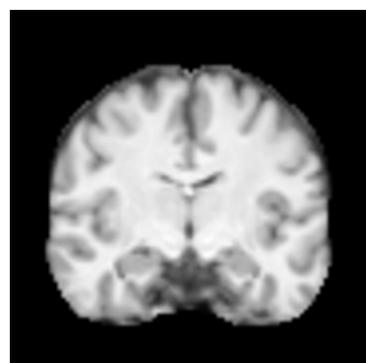
(e) 画像 B.y39



(f) 画像 B.y51



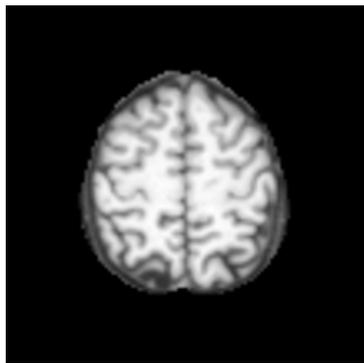
(g) 画像 B.y53



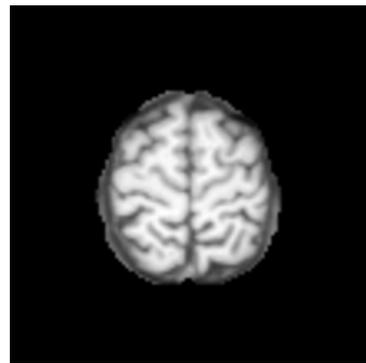
(h) 画像 B.y58

図 4.17: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸

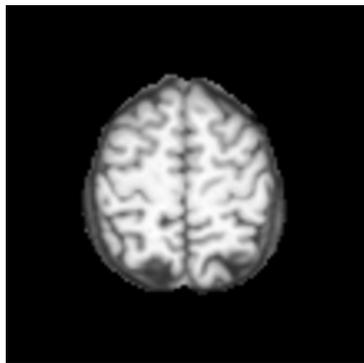
4.3 VGG16



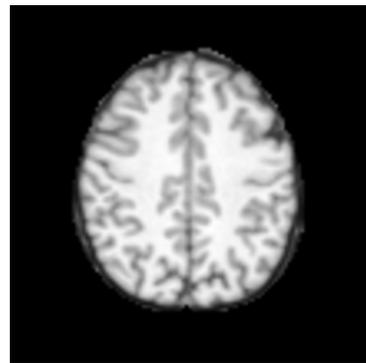
(a) 画像 B.z63



(b) 画像 B.z67



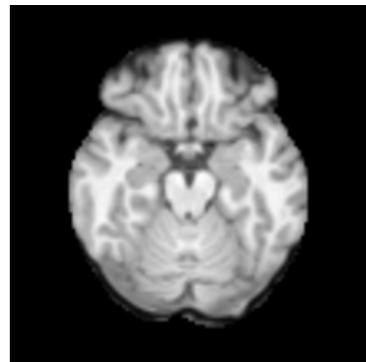
(c) 画像 B.z64



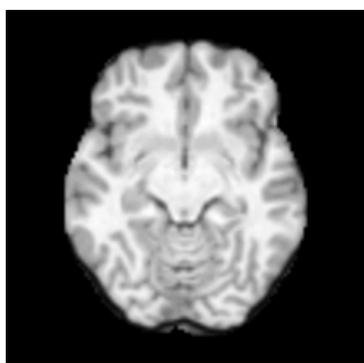
(d) 画像 B.z55



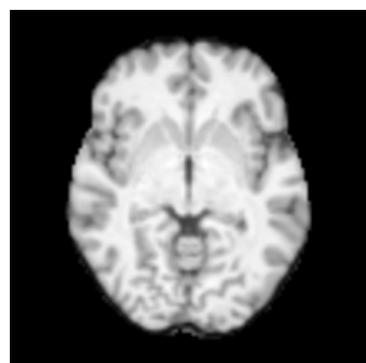
(e) 画像 B.z62



(f) 画像 B.z27



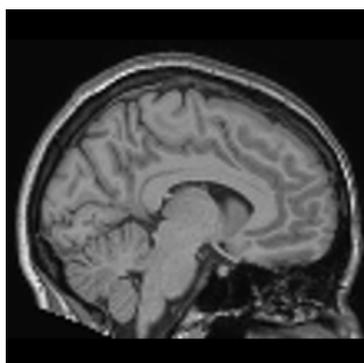
(g) 画像 B.z31



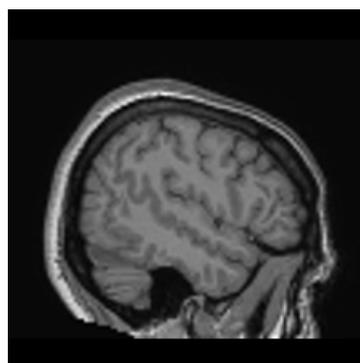
(h) 画像 B.z34

図 4.18: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸

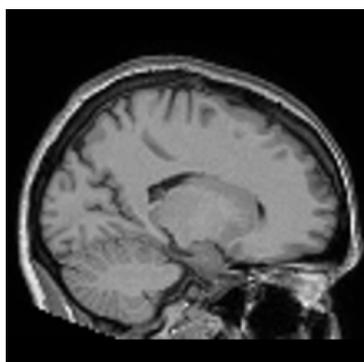
4.3 VGG16



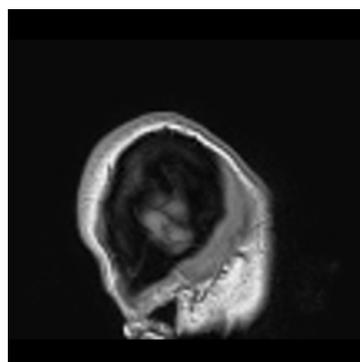
(a) 画像 C.x48



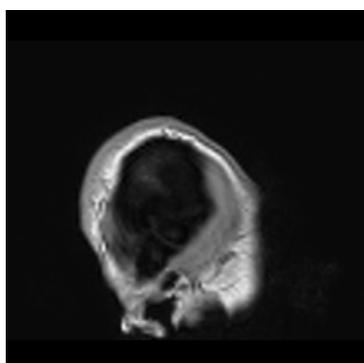
(b) 画像 C.x20



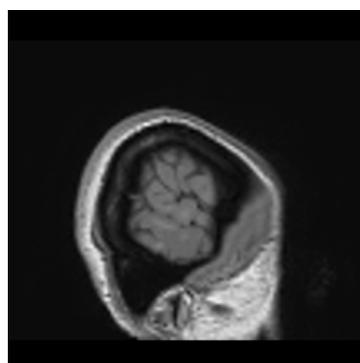
(c) 画像 C.x53



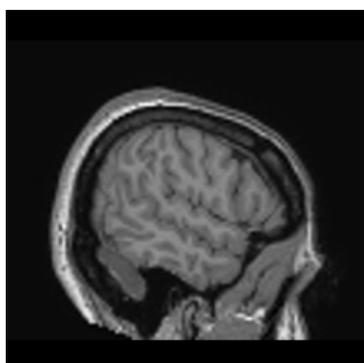
(d) 画像 C.x80



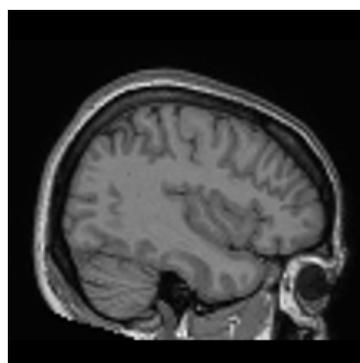
(e) 画像 C.x81



(f) 画像 C.x11



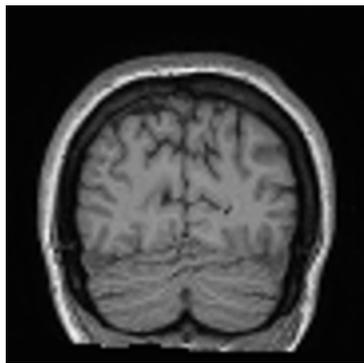
(g) 画像 C.x17



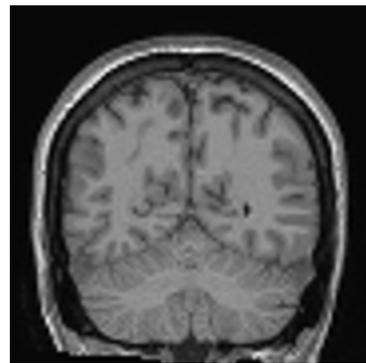
(h) 画像 C.25

図 4.19: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸

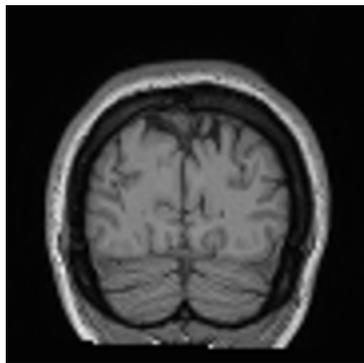
4.3 VGG16



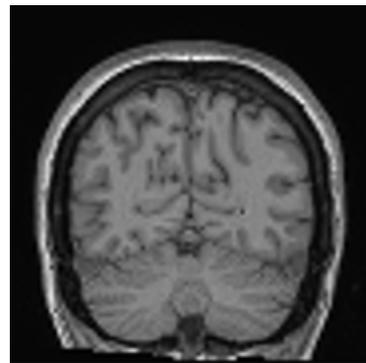
(a) 画像 C.y25



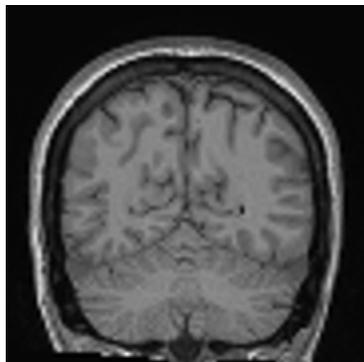
(b) 画像 C.y33



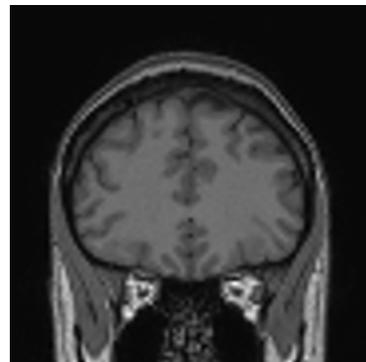
(c) 画像 C.y22



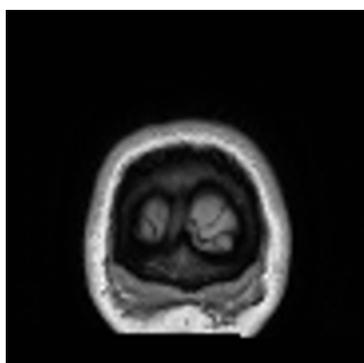
(d) 画像 C.y30



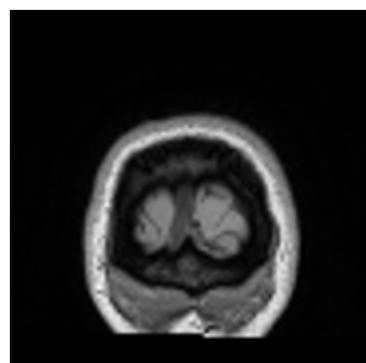
(e) 画像 C.y32



(f) 画像 C.y79



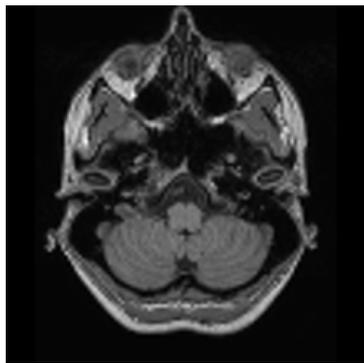
(g) 画像 C.y11



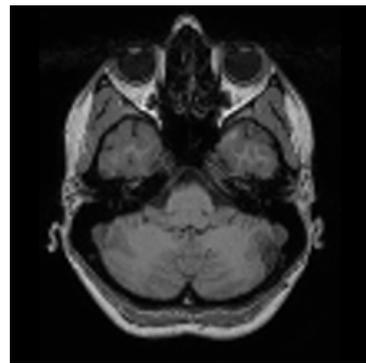
(h) 画像 C.y12

図 4.20: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸

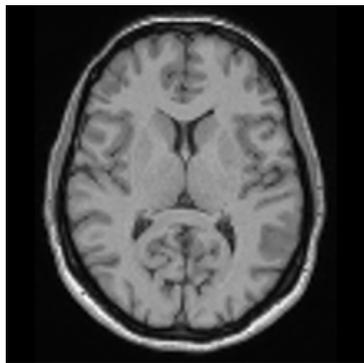
4.3 VGG16



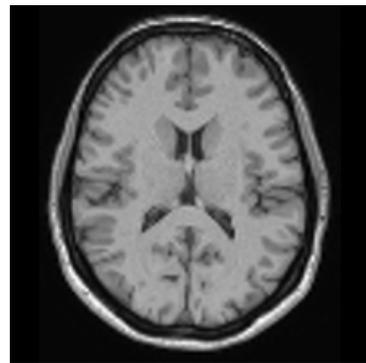
(a) 画像 C.z10



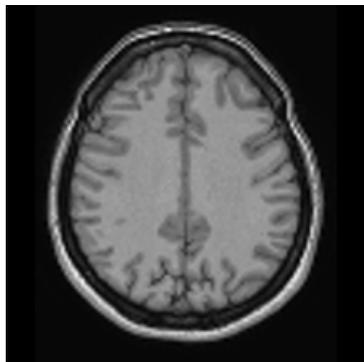
(b) 画像 C.z14



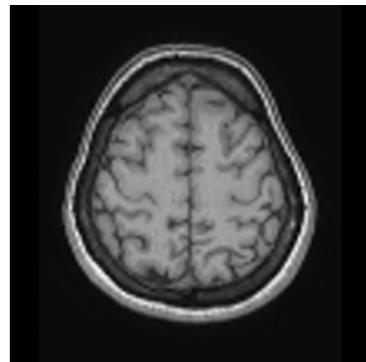
(c) 画像 C.z40



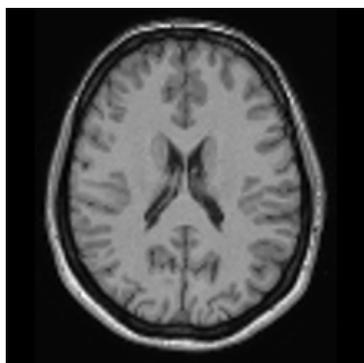
(d) 画像 C.z43



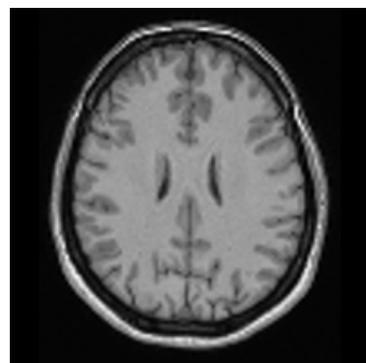
(e) 画像 C.z53



(f) 画像 C.z64



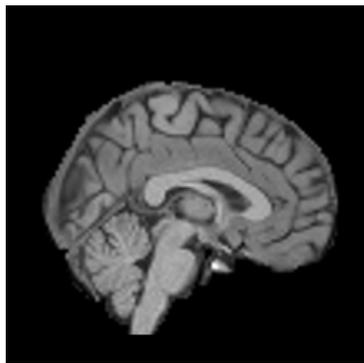
(g) 画像 C.z46



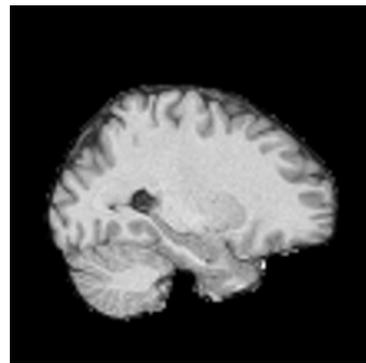
(h) 画像 C.z49

図 4.21: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸

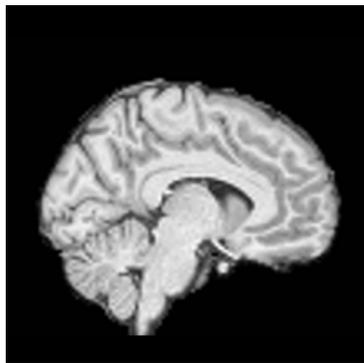
4.3 VGG16



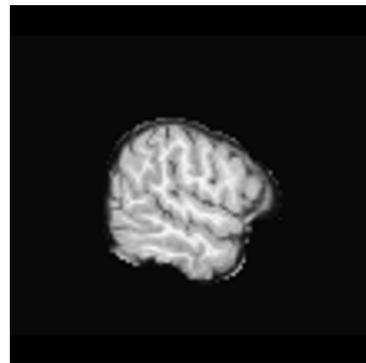
(a) 画像 D.44



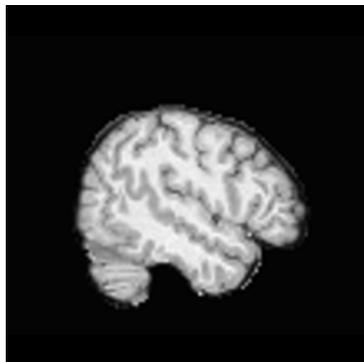
(b) 画像 D.x58



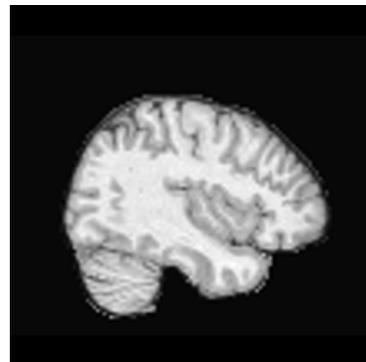
(c) 画像 D.x48



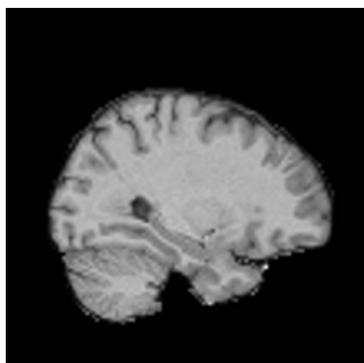
(d) 画像 D.x15



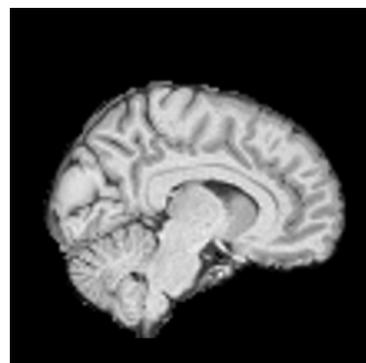
(e) 画像 D.x25



(f) 画像 D.x25



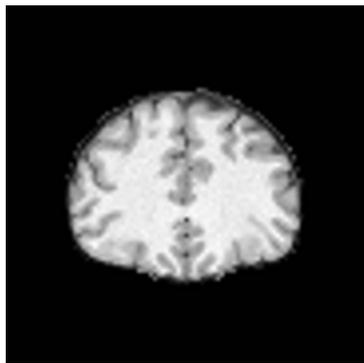
(g) 画像 D.x30



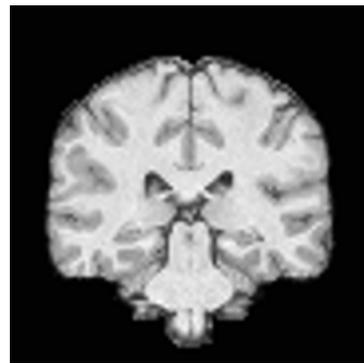
(h) 画像 D.x41

図 4.22: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸

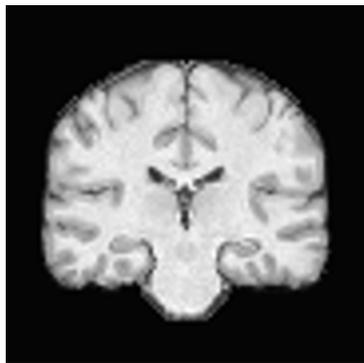
4.3 VGG16



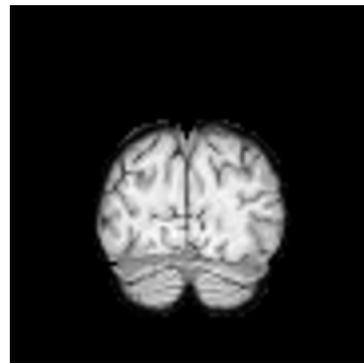
(a) 画像 D.y79



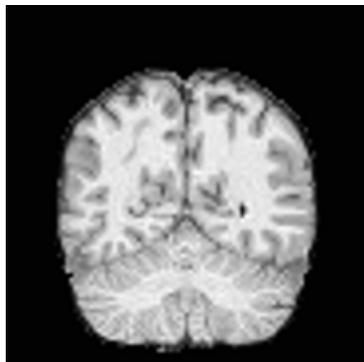
(b) 画像 D.y47



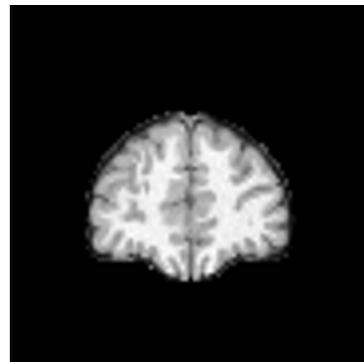
(c) 画像 D.y51



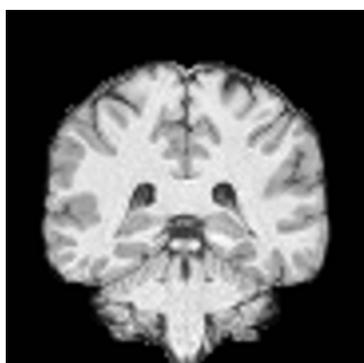
(d) 画像 D.y19



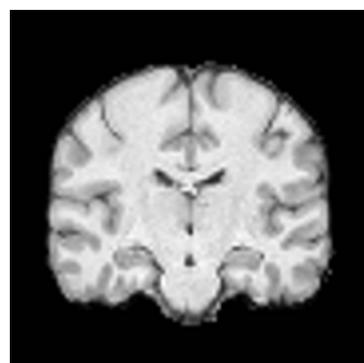
(e) 画像 D.y33



(f) 画像 D.y88



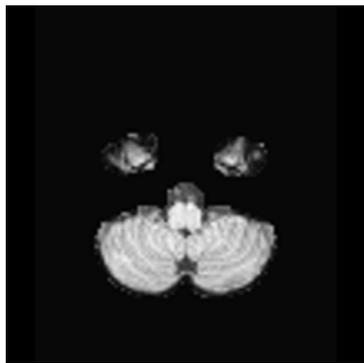
(g) 画像 D.y44



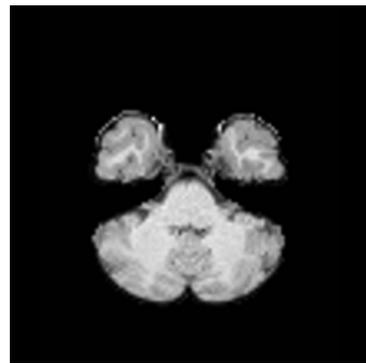
(h) 画像 D.y40

図 4.23: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸

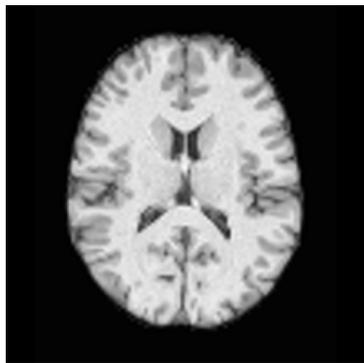
4.3 VGG16



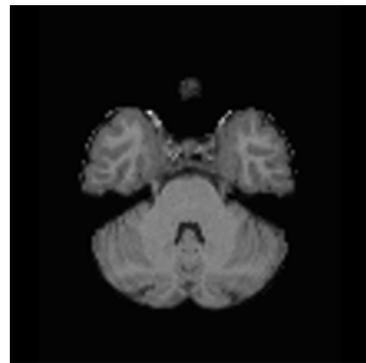
(a) 画像 D.z11



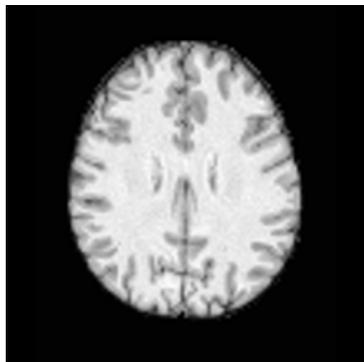
(b) 画像 D.z15



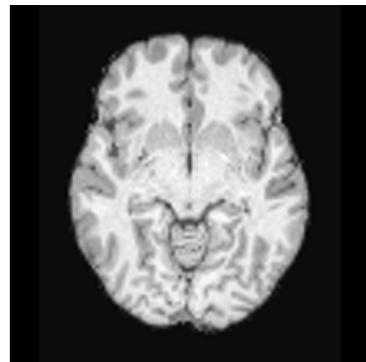
(c) 画像 D.z43



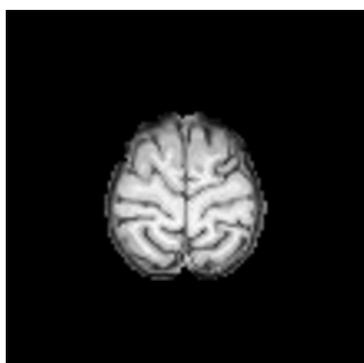
(d) 画像 D.z19



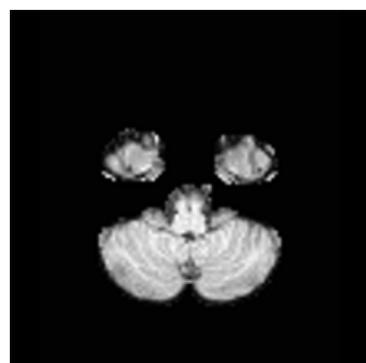
(e) 画像 D.z50



(f) 画像 D.z32



(g) 画像 D.z70



(h) 画像 D.z12

図 4.24: VGG16 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸

## 4.4 VGG19

VGG19 を用いた結果を，表 4.12 に頭蓋あり線系，表 4.13 に頭蓋無し線系，表 4.14 に頭蓋あり非線形，表 4.15 に頭蓋無し非線形の上位 8 スライスの結果を記述する．それぞれ x 軸，y 軸，z 軸の結果を記述している．図 4.25～図 4.36 に一人の被験者のそれぞれ上位 8 スライスを記載する．

表 4.12: VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系

x.slice num	39	14	42	80	23	26	44	60
acc	0.96	0.95	0.95	0.95	0.94	0.94	0.94	0.94
y.slice num	15	17	19	73	11	14	13	32
acc	0.95	0.95	0.95	0.95	0.94	0.94	0.93	0.93
z.slice num	21	6	67	22	0	1	4	7
acc	0.96	0.95	0.95	0.94	0.93	0.93	0.93	0.93

表 4.13: VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系

x.slice num	52	12	41	53	42	51	47	48
acc	0.85	0.82	0.82	0.82	0.81	0.81	0.8	0.8
y.slice num	32	34	37	22	28	30	49	54
acc	0.84	0.81	0.81	0.79	0.79	0.79	0.79	0.79
z.slice num	13	61	47	50	45	36	46	49
acc	0.8	0.8	0.79	0.79	0.78	0.77	0.77	0.77

#### 4.4 VGG19

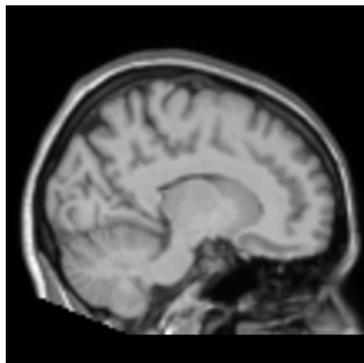
表 4.14: VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形

x.slice num	50	44	14	30	39	68	77	80
acc	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97
y.slice num	13	72	25	27	16	19	31	71
acc	0.96	0.96	0.94	0.94	0.93	0.93	0.93	0.93
z.slice num	42	35	0	8	22	31	44	64
acc	0.97	0.96	0.95	0.95	0.94	0.94	0.94	0.94

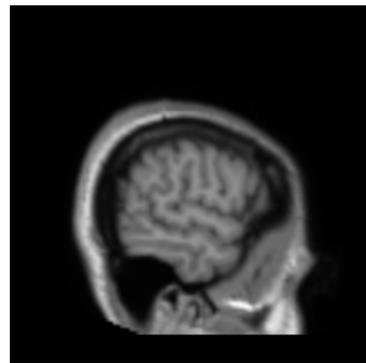
表 4.15: VGG19 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形

x.slice num	46	43	47	58	23	29	39	48
acc	0.85	0.82	0.82	0.79	0.77	0.77	0.77	0.77
y.slice num	19	24	65	67	12	43	83	44
acc	0.8	0.8	0.78	0.78	0.77	0.77	0.77	0.76
z.slice num	21	70	27	37	59	65	68	20
acc	0.8	0.77	0.76	0.76	0.76	0.76	0.76	0.75

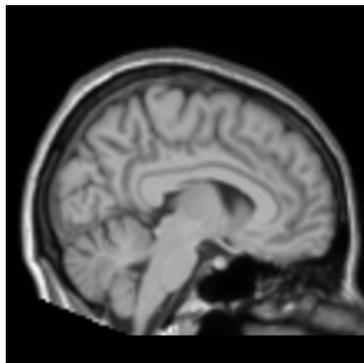
4.4 VGG19



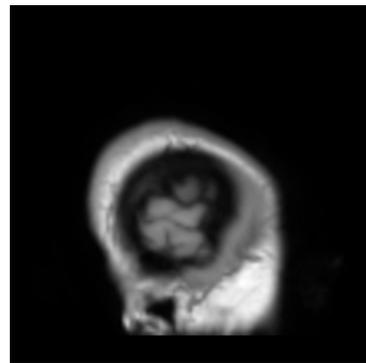
(a) 画像 A.x39



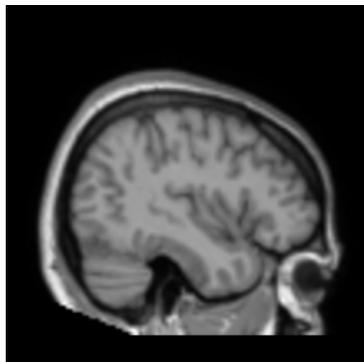
(b) 画像 A.x14



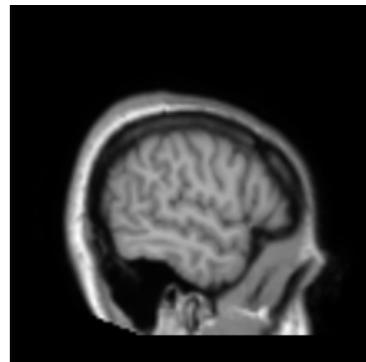
(c) 画像 A.x42



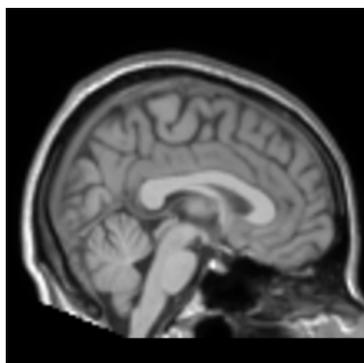
(d) 画像 A.x80



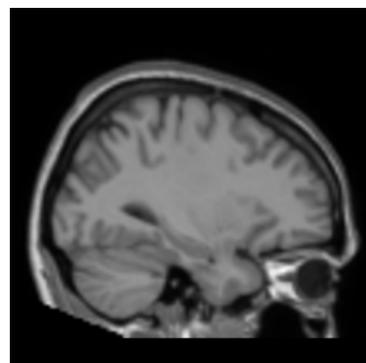
(e) 画像 A.x23



(f) 画像 A.x26



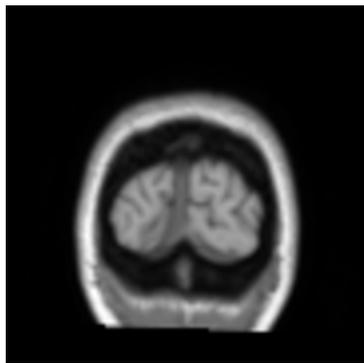
(g) 画像 A.x44



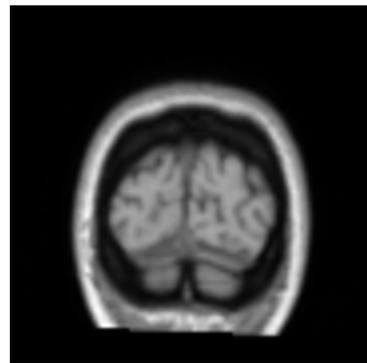
(h) 画像 A.x60

図 4.25: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸

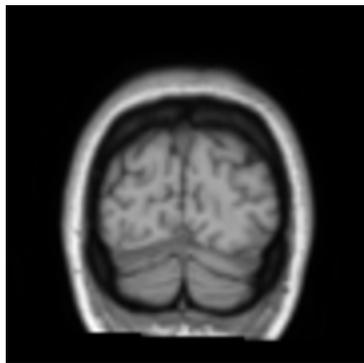
#### 4.4 VGG19



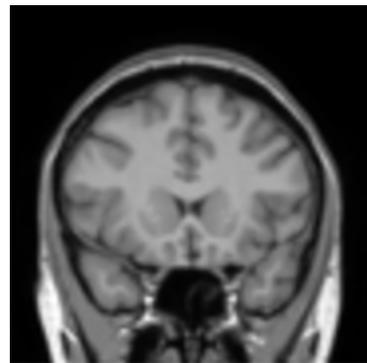
(a) 画像 A.y15



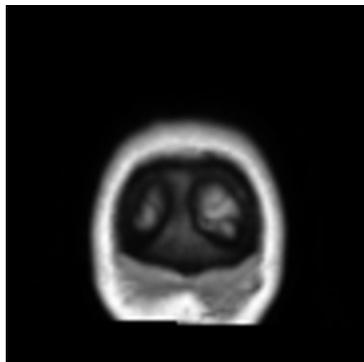
(b) 画像 A.y17



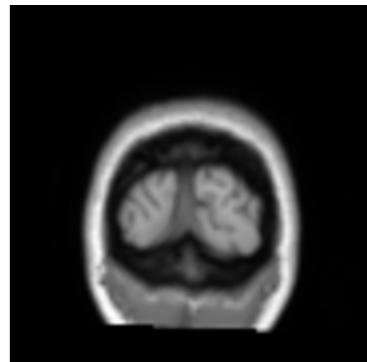
(c) 画像 A.y19



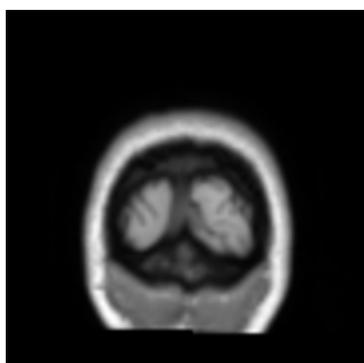
(d) 画像 A.y73



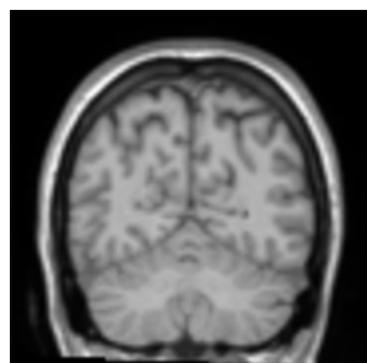
(e) 画像 A.y11



(f) 画像 A.y14



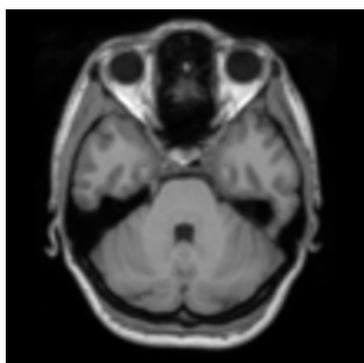
(g) 画像 A.y13



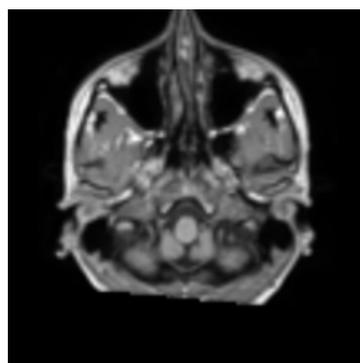
(h) 画像 A.y32

図 4.26: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸

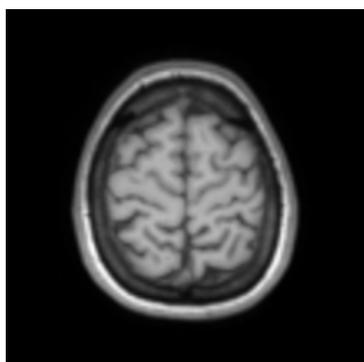
4.4 VGG19



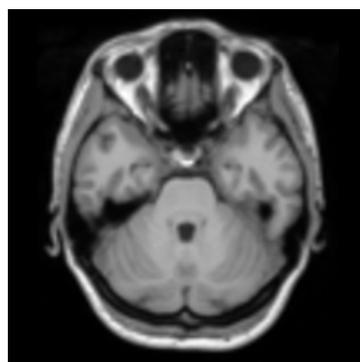
(a) 画像 A.z21



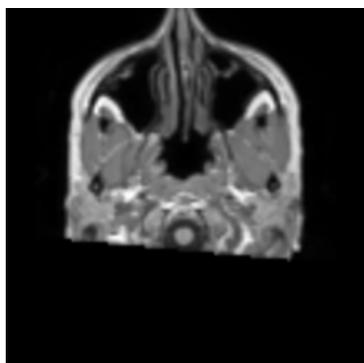
(b) 画像 A.z6



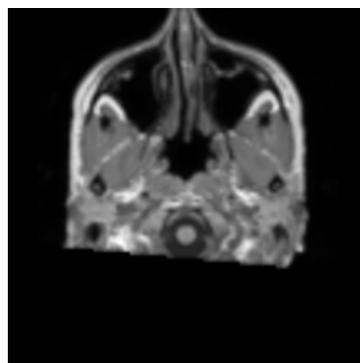
(c) 画像 A.z67



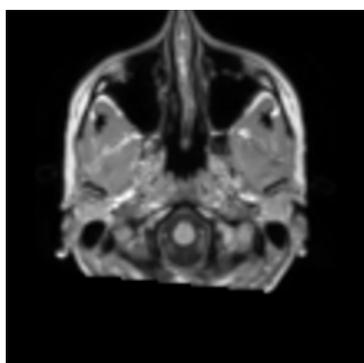
(d) 画像 A.z22



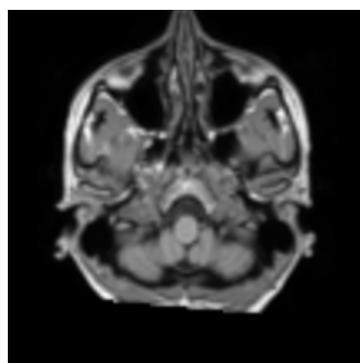
(e) 画像 A.z0



(f) 画像 A.z1



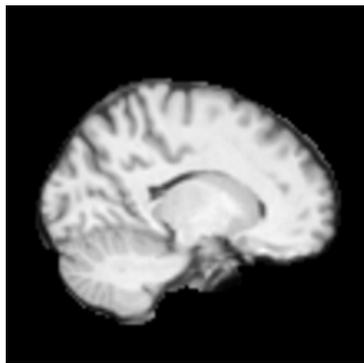
(g) 画像 A.z4



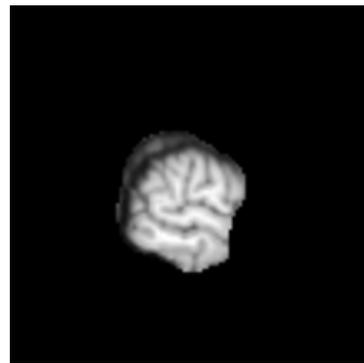
(h) 画像 A.z7

図 4.27: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸

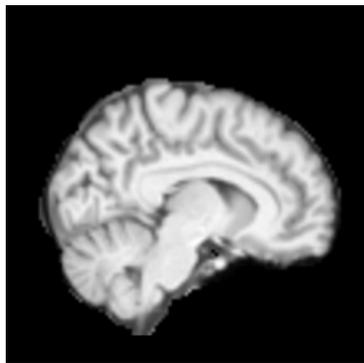
4.4 VGG19



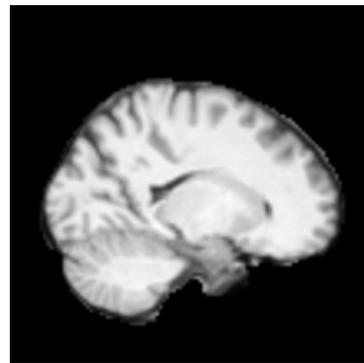
(a) 画像 B.x52



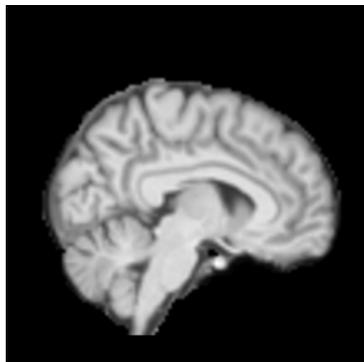
(b) 画像 B.x12



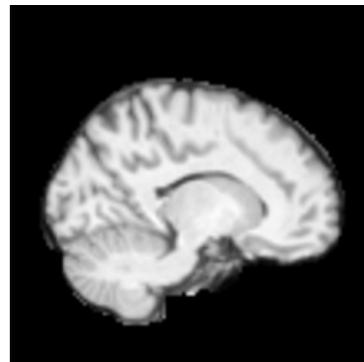
(c) 画像 B.x41



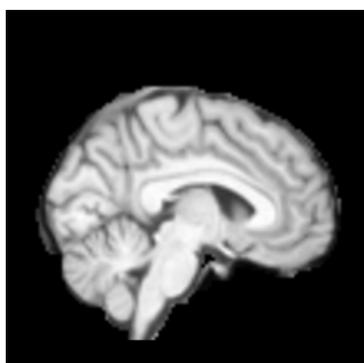
(d) 画像 B.x53



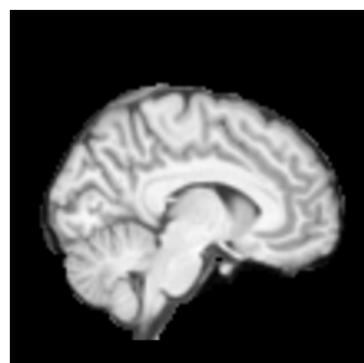
(e) 画像 B.x42



(f) 画像 B.x51



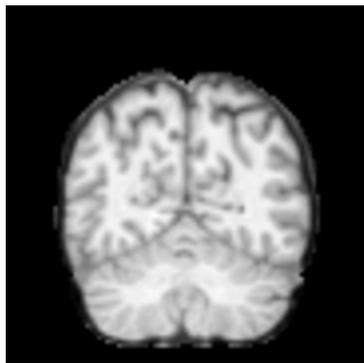
(g) 画像 B.x47



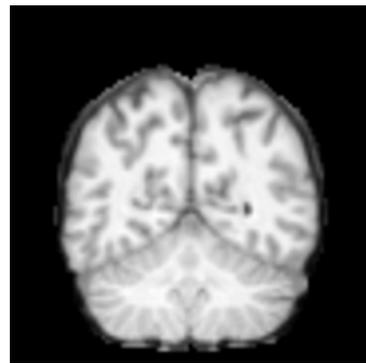
(h) 画像 B.x48

図 4.28: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸

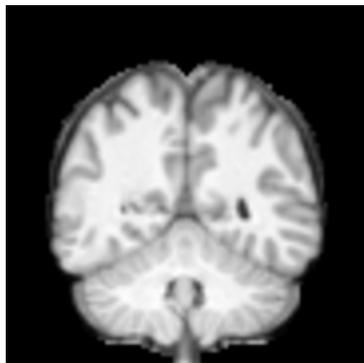
4.4 VGG19



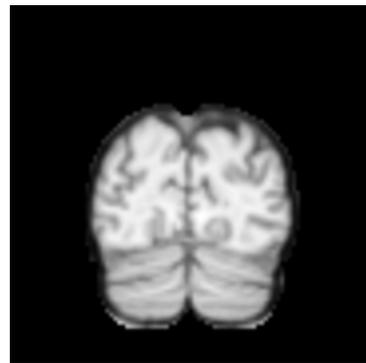
(a) 画像 B.y32



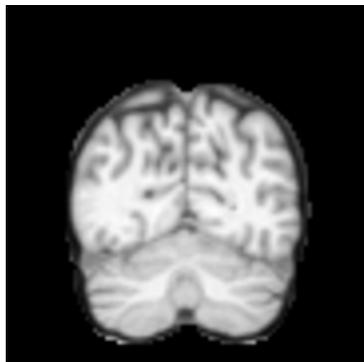
(b) 画像 B.y34



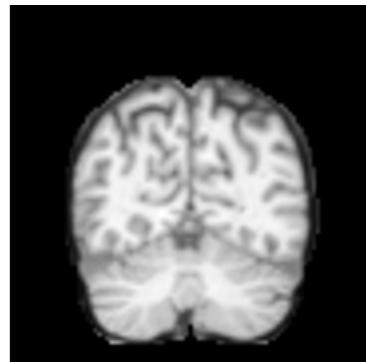
(c) 画像 B.y37



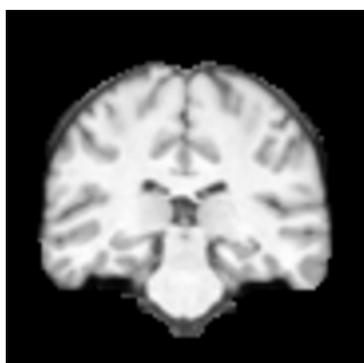
(d) 画像 B.y22



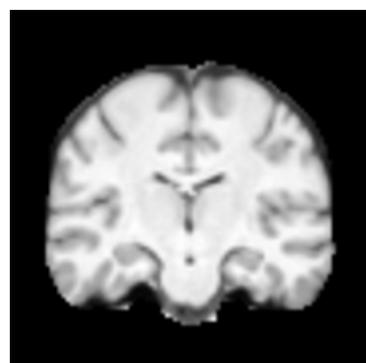
(e) 画像 B.y28



(f) 画像 B.y30



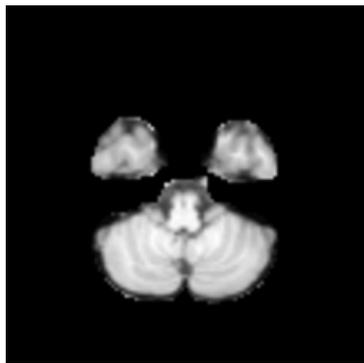
(g) 画像 B.y49



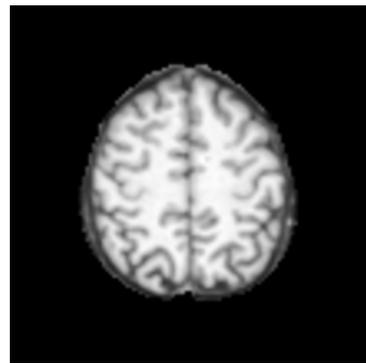
(h) 画像 B.y54

図 4.29: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸

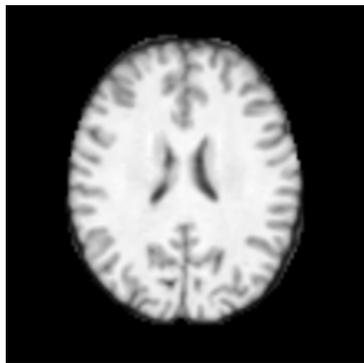
4.4 VGG19



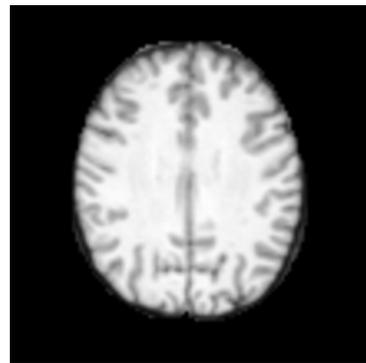
(a) 画像 B.z13



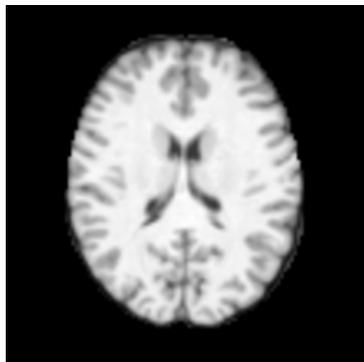
(b) 画像 B.z61



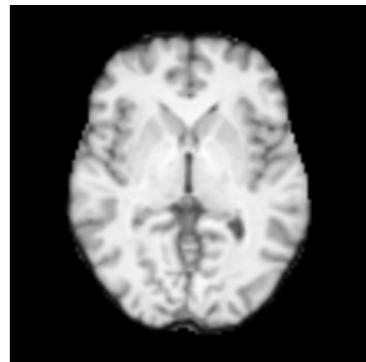
(c) 画像 B.z47



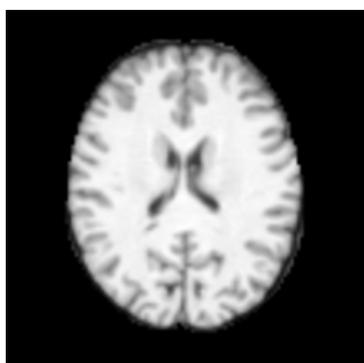
(d) 画像 B.z50



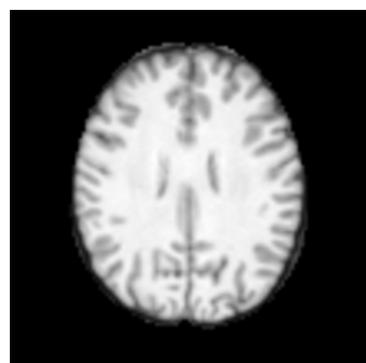
(e) 画像 B.z45



(f) 画像 B.z36



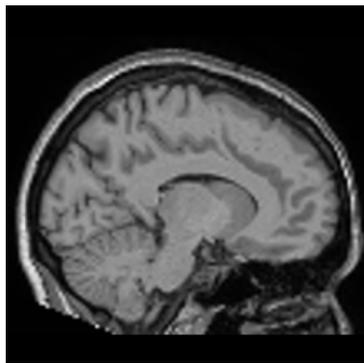
(g) 画像 B.z46



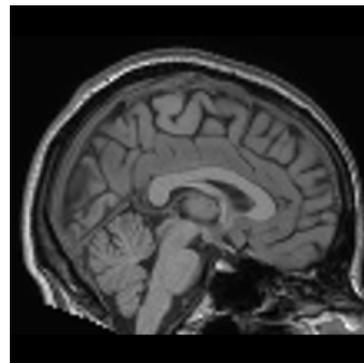
(h) 画像 B.z49

図 4.30: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸

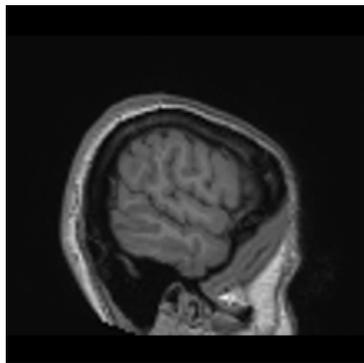
4.4 VGG19



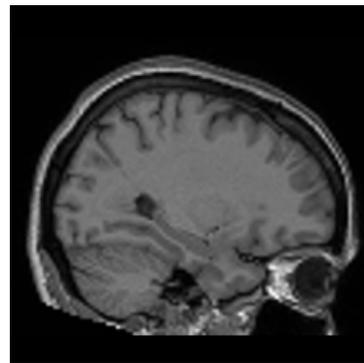
(a) 画像 C.x50



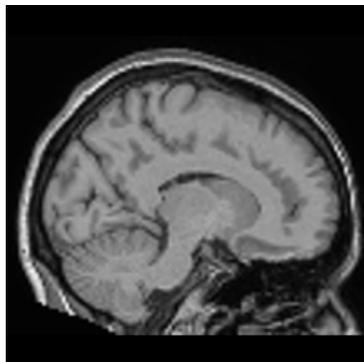
(b) 画像 C.x44



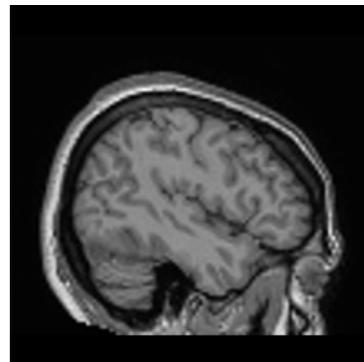
(c) 画像 C.x14



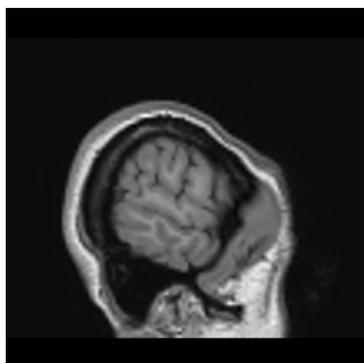
(d) 画像 C.x30



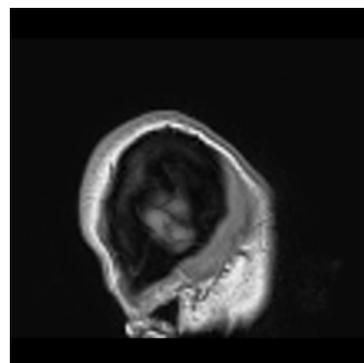
(e) 画像 C.x39



(f) 画像 C.x68



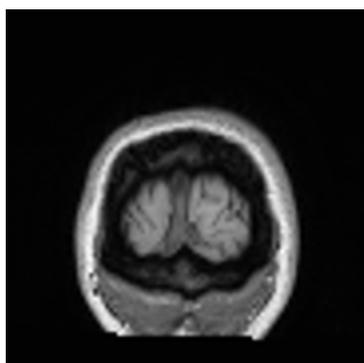
(g) 画像 C.x77



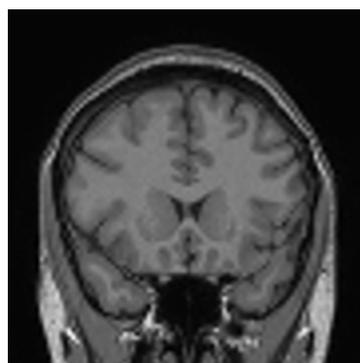
(h) 画像 C.x80

図 4.31: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸

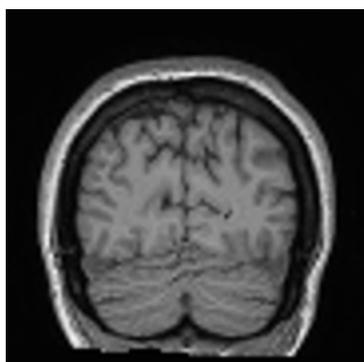
4.4 VGG19



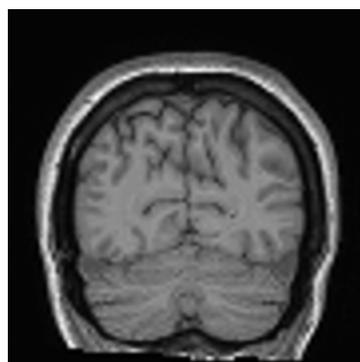
(a) 画像 C.y13



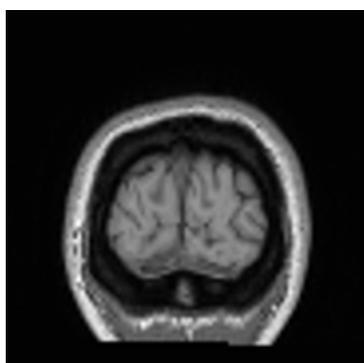
(b) 画像 C.y72



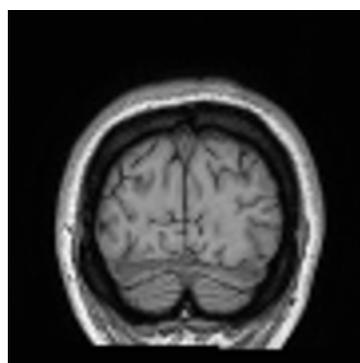
(c) 画像 C.y25



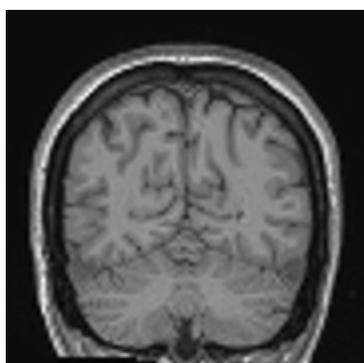
(d) 画像 C.y27



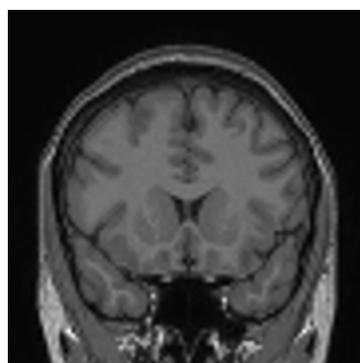
(e) 画像 C.y16



(f) 画像 C.y19



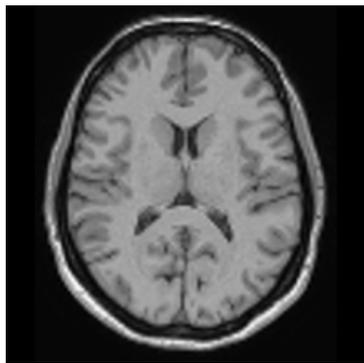
(g) 画像 C.y31



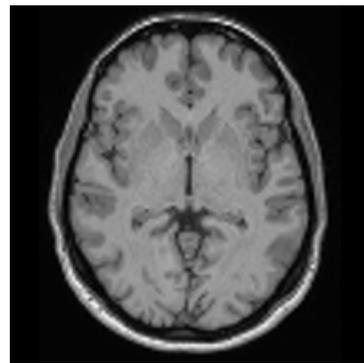
(h) 画像 C.y71

図 4.32: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸

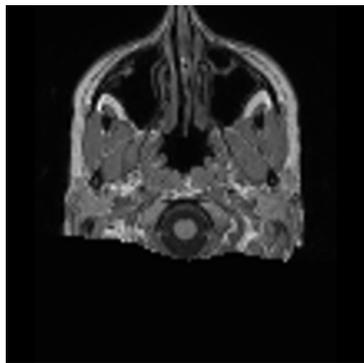
4.4 VGG19



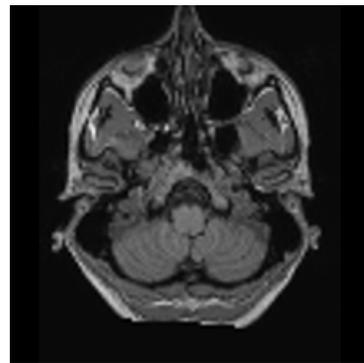
(a) 画像 C.z42



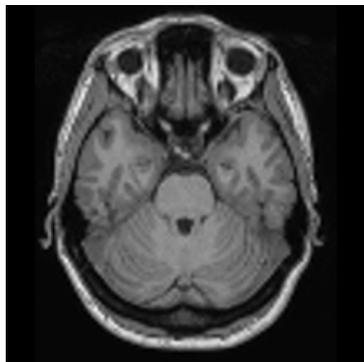
(b) 画像 C.z35



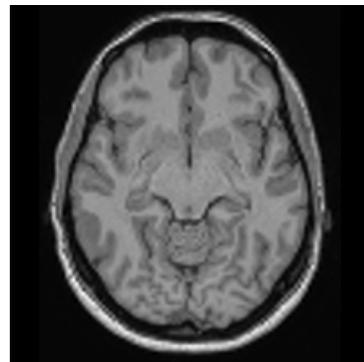
(c) 画像 C.z0



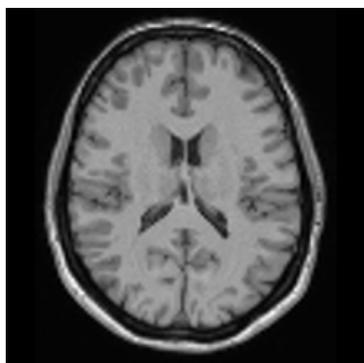
(d) 画像 C.z8



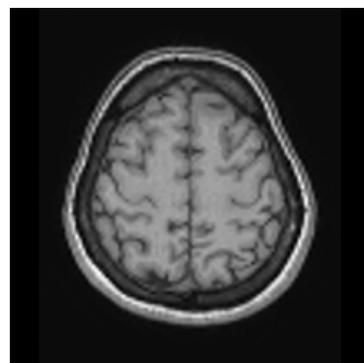
(e) 画像 C.z22



(f) 画像 C.z31



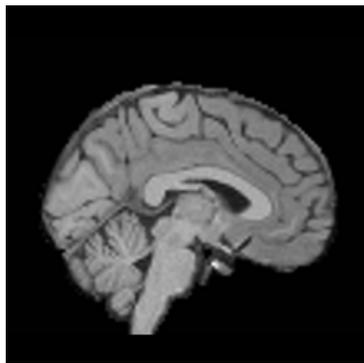
(g) 画像 C.z44



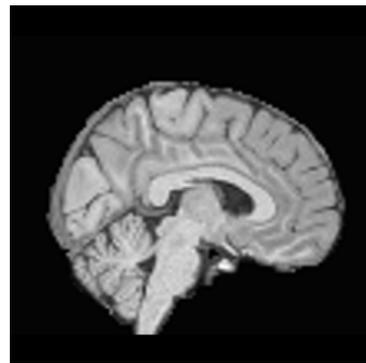
(h) 画像 C.z64

図 4.33: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸

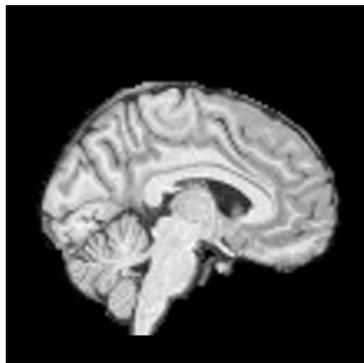
4.4 VGG19



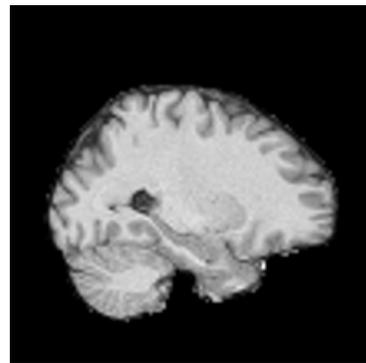
(a) 画像 D.x46



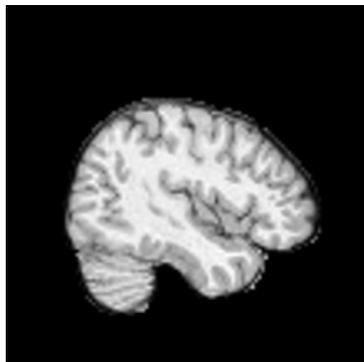
(b) 画像 D.x43



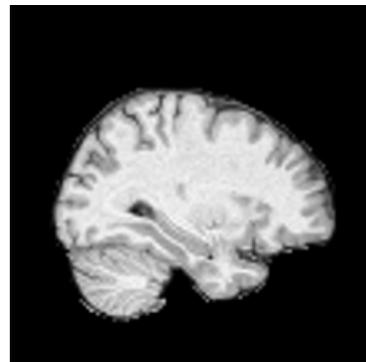
(c) 画像 D.x47



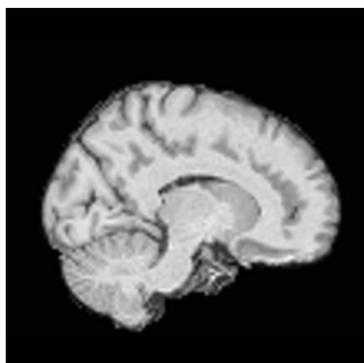
(d) 画像 D.x58



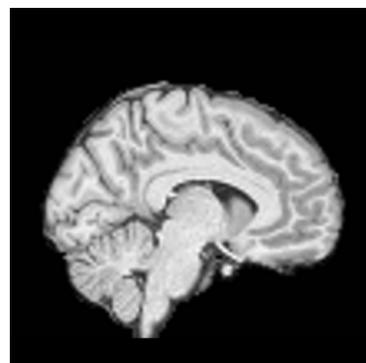
(e) 画像 D.x23



(f) 画像 D.x29



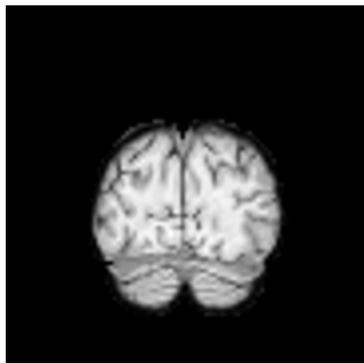
(g) 画像 D.x39



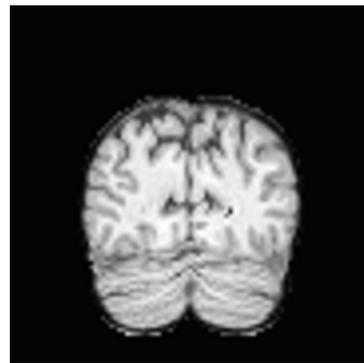
(h) 画像 D.x48

図 4.34: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸

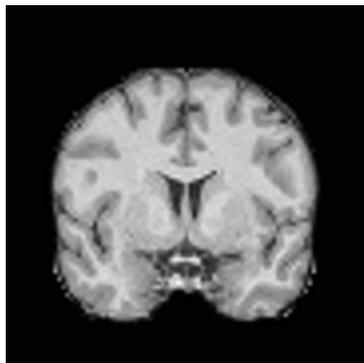
4.4 VGG19



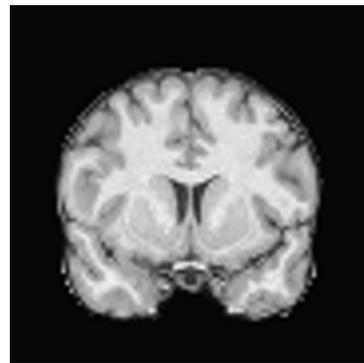
(a) 画像 D.y19



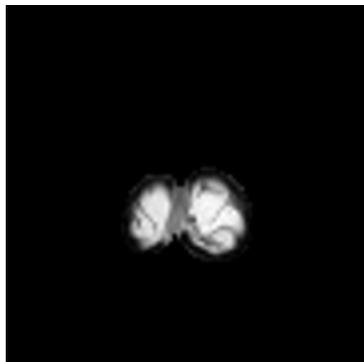
(b) 画像 D.y24



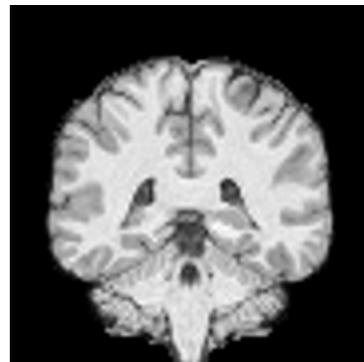
(c) 画像 D.y65



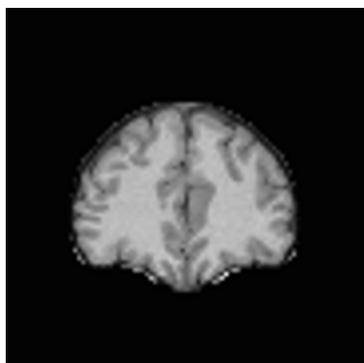
(d) 画像 D.y67



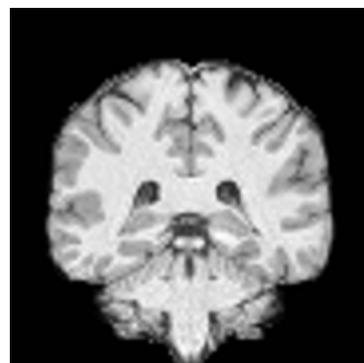
(e) 画像 D.y12



(f) 画像 D.y43



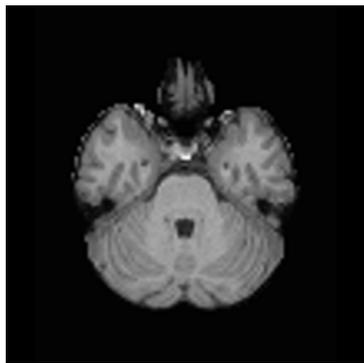
(g) 画像 D.y83



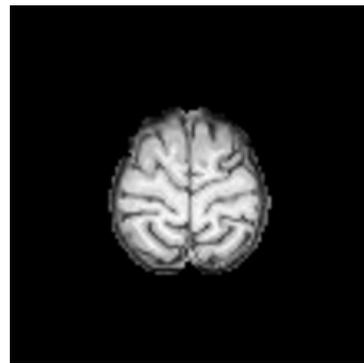
(h) 画像 D.y44

図 4.35: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸

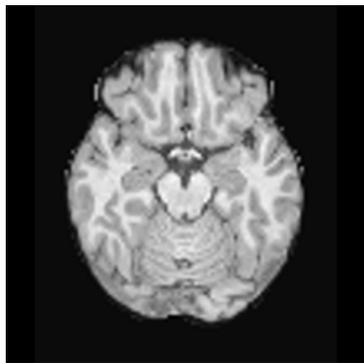
4.4 VGG19



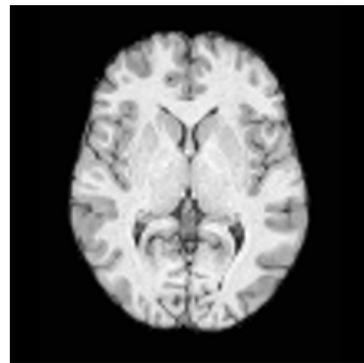
(a) 画像 D.z21



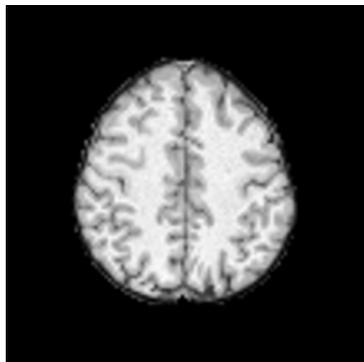
(b) 画像 D.z70



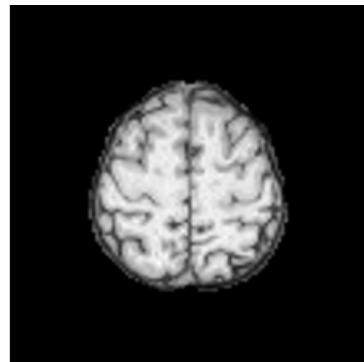
(c) 画像 D.z27



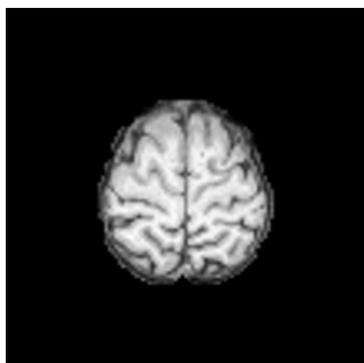
(d) 画像 D.z37



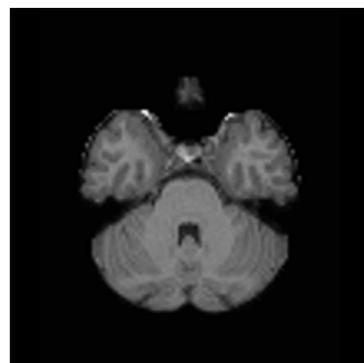
(e) 画像 D.z59



(f) 画像 D.z65



(g) 画像 D.z68



(h) 画像 D.z20

図 4.36: VGG19 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸

## 4.5 ResNet50

ResNet50 を用いた結果を，表 4.16 に頭蓋あり線系，表 4.17 に頭蓋無し線系，表 4.18 に頭蓋あり非線形，表 4.19 に頭蓋無し非線形の上位 8 スライスの結果を記述する．それぞれ x 軸，y 軸，z 軸の結果を記述している．図 4.37～図 4.48 に一人の被験者のそれぞれ上位 8 スliceを記載する．

表 4.16: ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋あり線系

x.slice num	44	16	48	54	18	25	27	37
acc	1	0.99	0.99	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98
y.slice num	15	40	86	13	14	16	17	22
acc	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97
z.slice num	5	6	7	8	11	13	20	25
acc	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97

表 4.17: ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋なし線系

x.slice num	63	22	24	27	48	49	55	21
acc	0.89	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87	0.87	0.86
y.slice num	35	70	46	49	58	21	36	47
acc	0.87	0.87	0.86	0.86	0.86	0.84	0.84	0.84
z.slice num	39	65	63	38	41	35	36	40
acc	0.91	0.91	0.89	0.88	0.88	0.87	0.87	0.87

## 4.5 ResNet50

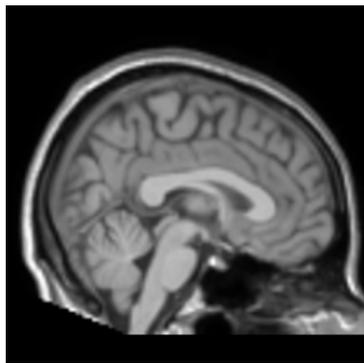
表 4.18: ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋あり非線形

x.slice num	33	44	15	23	24	47	12	13
acc	1	0.99	0.98	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97
y.slice num	75	14	27	28	72	87	15	16
acc	0.99	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96
z.slice num	2	20	41	1	10	13	17	23
acc	0.97	0.97	0.97	0.96	0.96	0.96	0.96	0.96

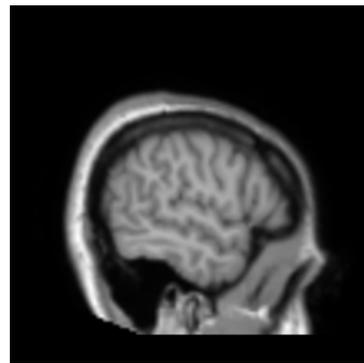
表 4.19: ResNet50 精度上位 8 スライス 頭蓋無し非線形

x.slice num	28	44	38	45	40	46	55	67
acc	0.87	0.87	0.86	0.86	0.85	0.85	0.85	0.85
y.slice num	46	68	78	21	47	53	59	62
acc	0.87	0.85	0.84	0.83	0.82	0.82	0.82	0.82
z.slice num	17	34	38	50	19	35	39	72
acc	0.82	0.82	0.82	0.82	0.81	0.81	0.81	0.81

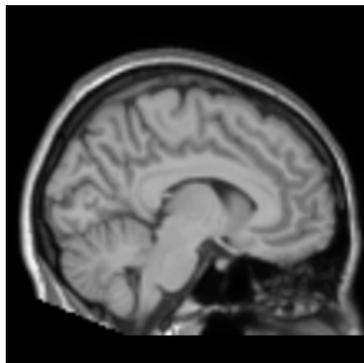
4.5 ResNet50



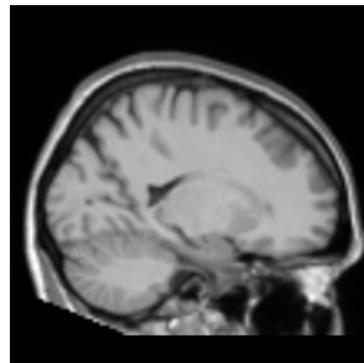
(a) 画像 A.x44



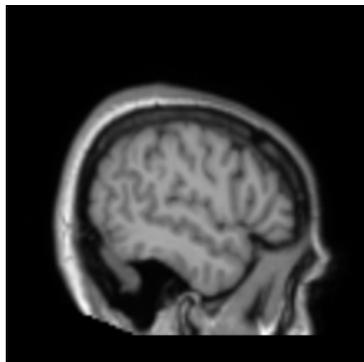
(b) 画像 A.x16



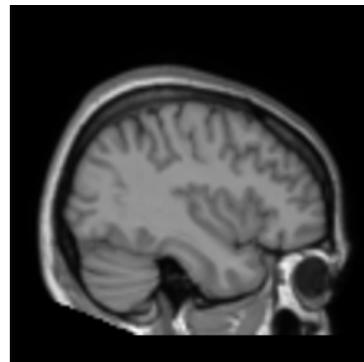
(c) 画像 A.x48



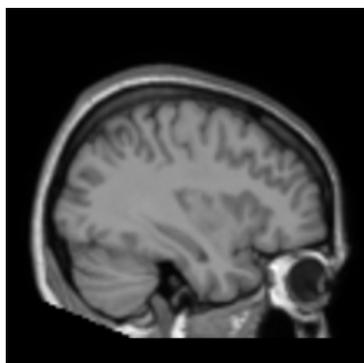
(d) 画像 A.x54



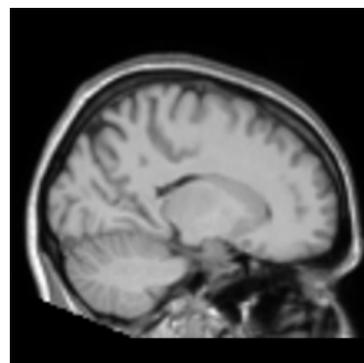
(e) 画像 A.x18



(f) 画像 A.x25



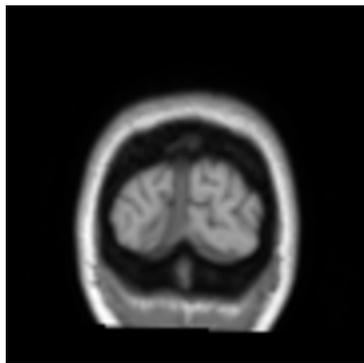
(g) 画像 A.x27



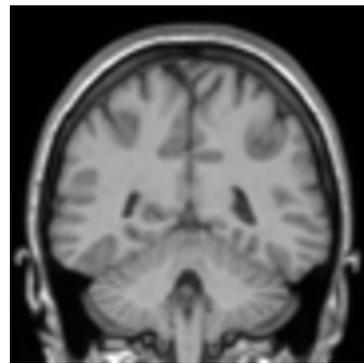
(h) 画像 A.x37

図 4.37: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 x 軸

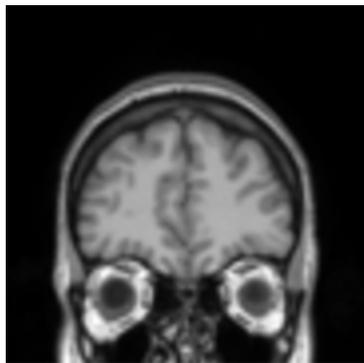
4.5 ResNet50



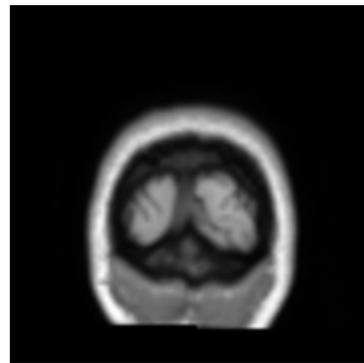
(a) 画像 A.y15



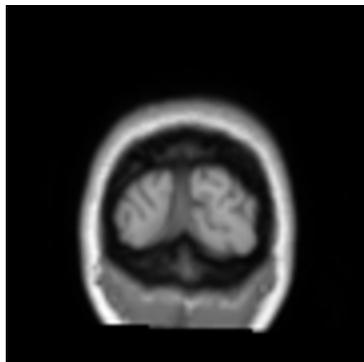
(b) 画像 A.y40



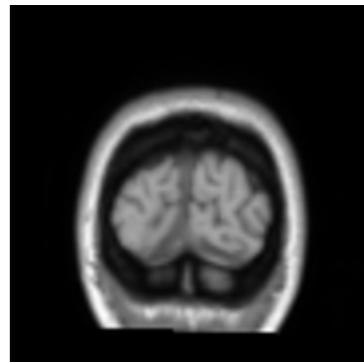
(c) 画像 A.y86



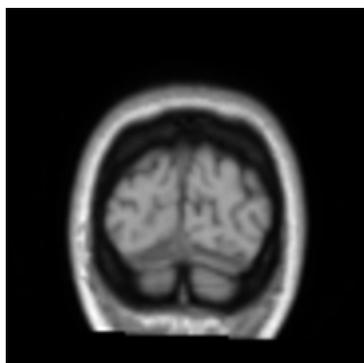
(d) 画像 A.y13



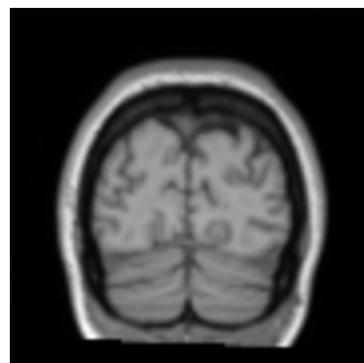
(e) 画像 A.y14



(f) 画像 A.y16



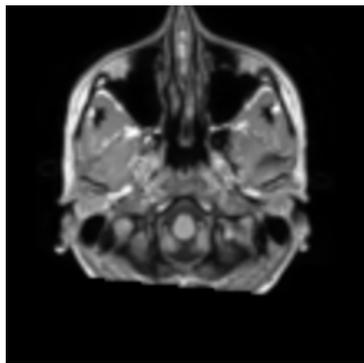
(g) 画像 A.y17



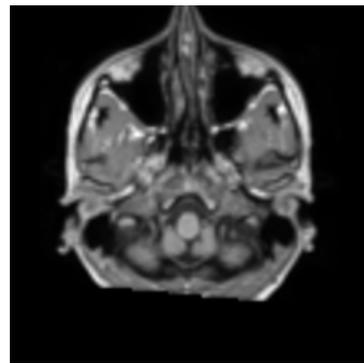
(h) 画像 A.y22

図 4.38: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 y 軸

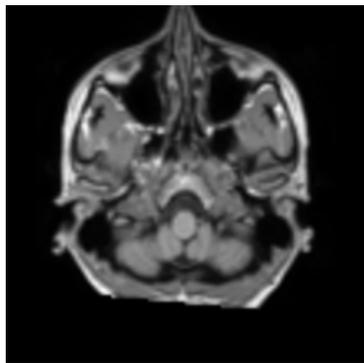
4.5 ResNet50



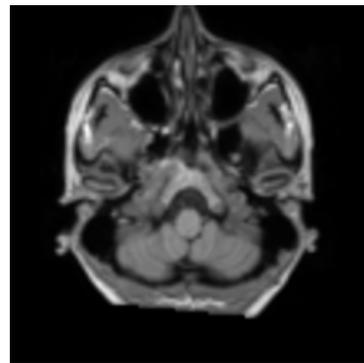
(a) 画像 A.z25



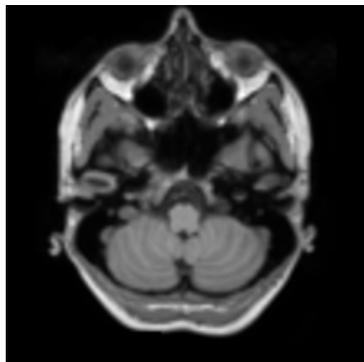
(b) 画像 A.z6



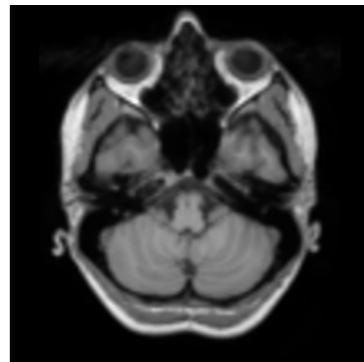
(c) 画像 A.z7



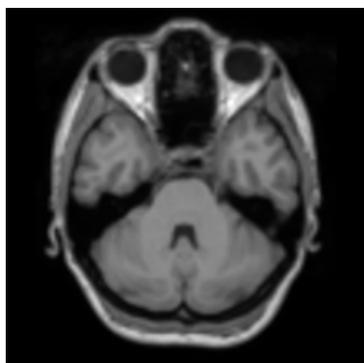
(d) 画像 A.z8



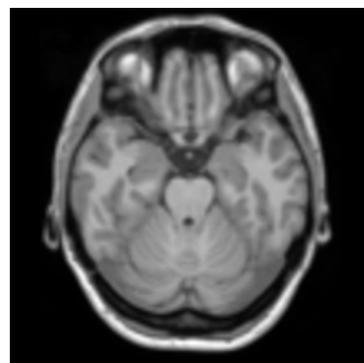
(e) 画像 A.z11



(f) 画像 A.z13



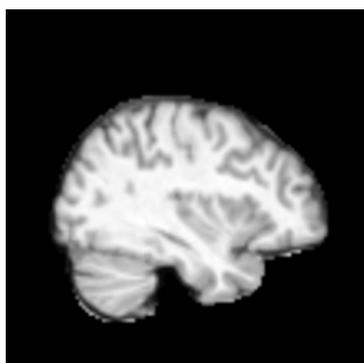
(g) 画像 A.z20



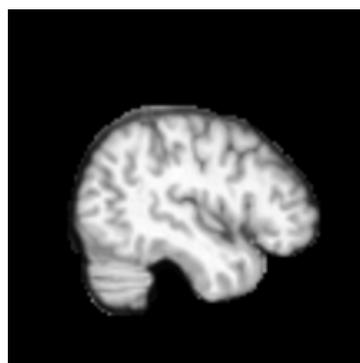
(h) 画像 A.z25

図 4.39: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり線系 z 軸

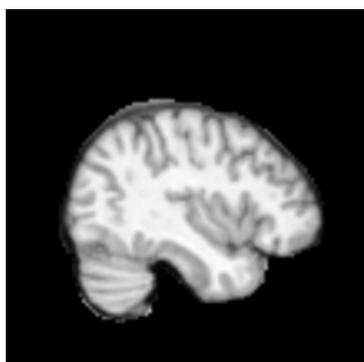
4.5 ResNet50



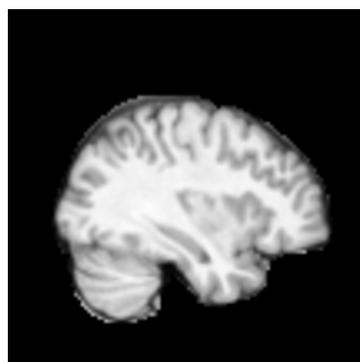
(a) 画像 B.x63



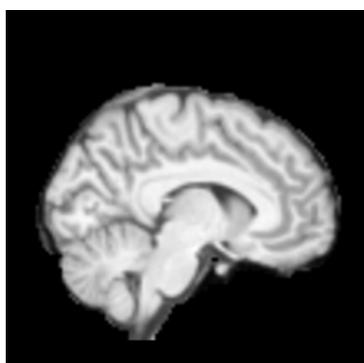
(b) 画像 B.x22



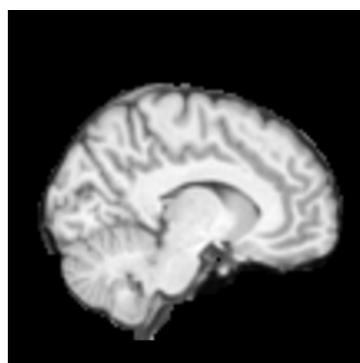
(c) 画像 B.x24



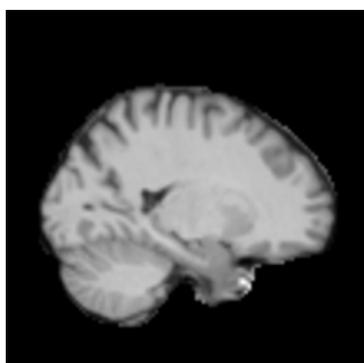
(d) 画像 B.x27



(e) 画像 B.x48



(f) 画像 B.x49



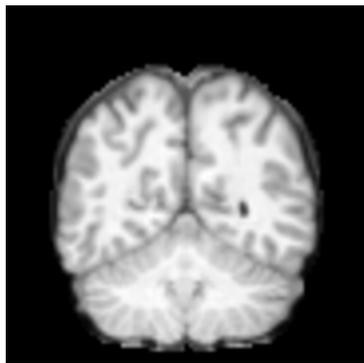
(g) 画像 B.x55



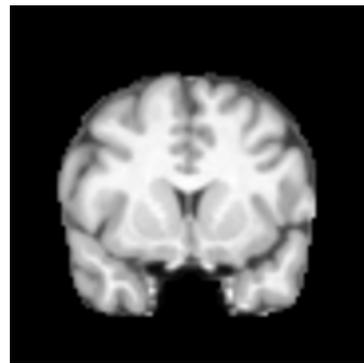
(h) 画像 B.x21

図 4.40: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 x 軸

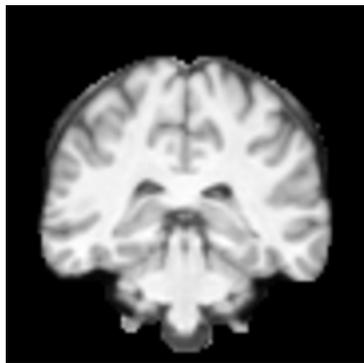
4.5 ResNet50



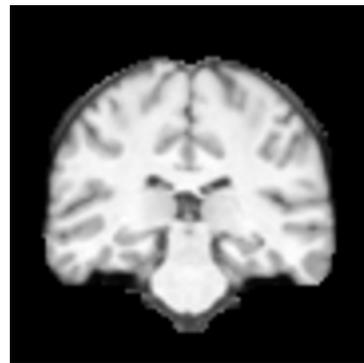
(a) 画像 B.y35



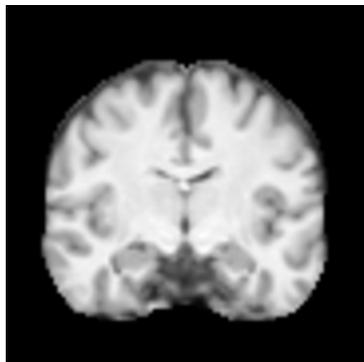
(b) 画像 B.y70



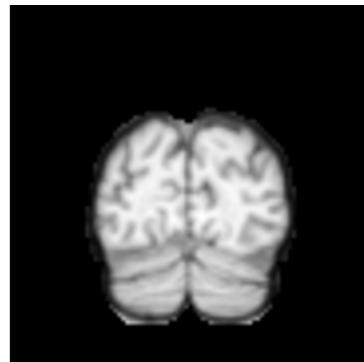
(c) 画像 B.y46



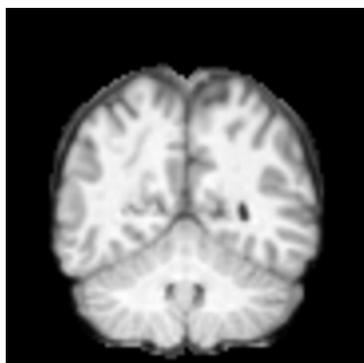
(d) 画像 B.y49



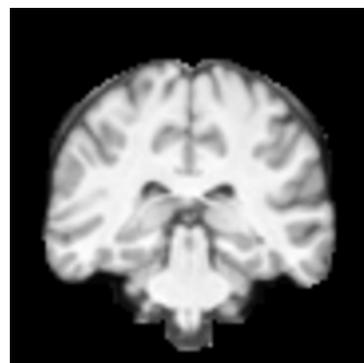
(e) 画像 B.y58



(f) 画像 B.y21



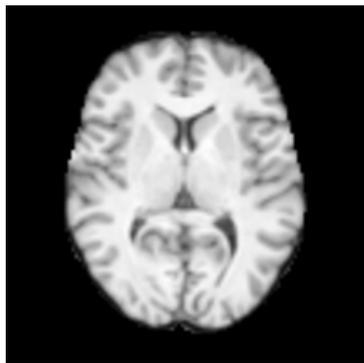
(g) 画像 B.y36



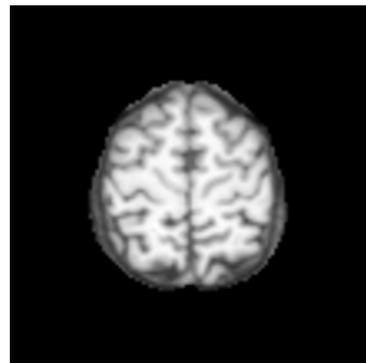
(h) 画像 B.y47

図 4.41: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 y 軸

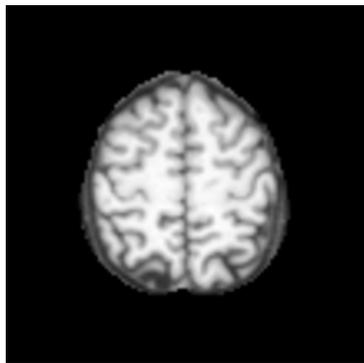
4.5 ResNet50



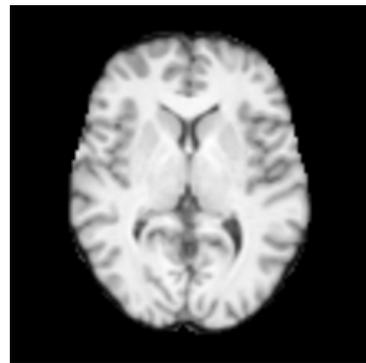
(a) 画像 B.z39



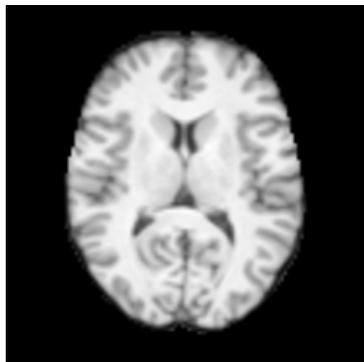
(b) 画像 B.z65



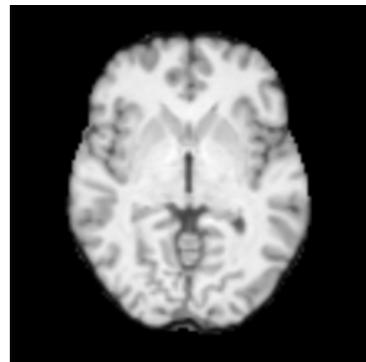
(c) 画像 B.z63



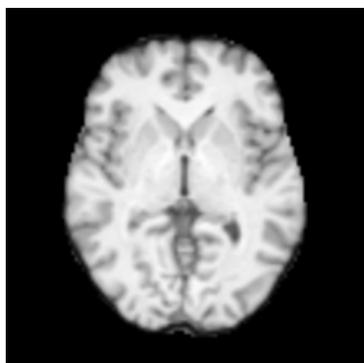
(d) 画像 B.z38



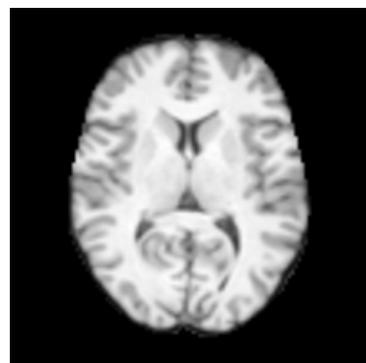
(e) 画像 B.z41



(f) 画像 B.z35



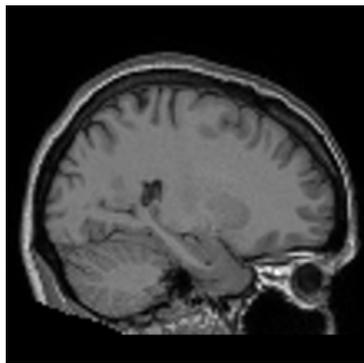
(g) 画像 B.z36



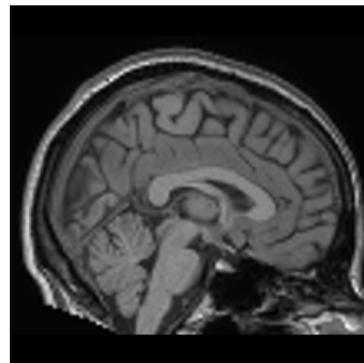
(h) 画像 B.z40

図 4.42: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し線系 z 軸

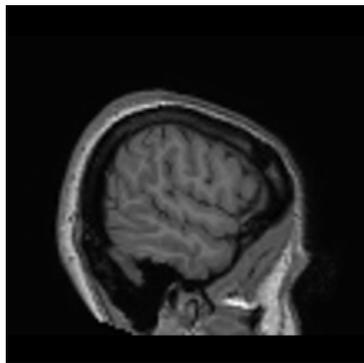
4.5 ResNet50



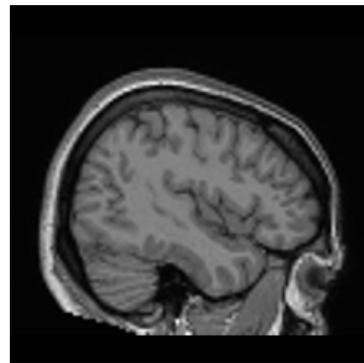
(a) 画像 C.x33



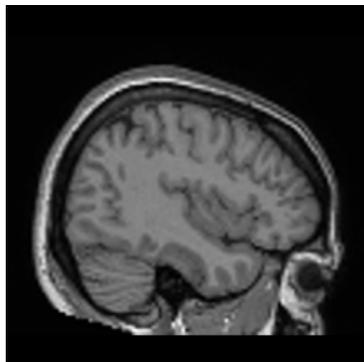
(b) 画像 C.x44



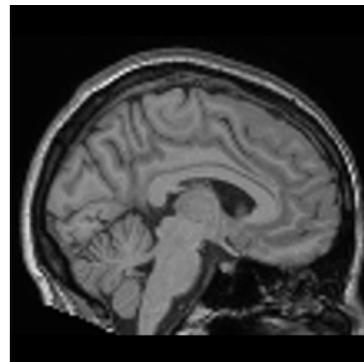
(c) 画像 C.x15



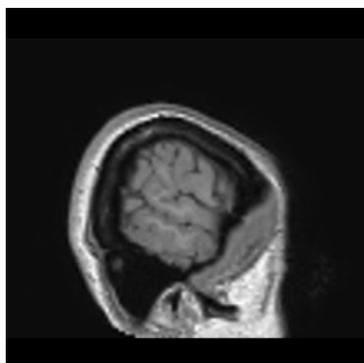
(d) 画像 C.x23



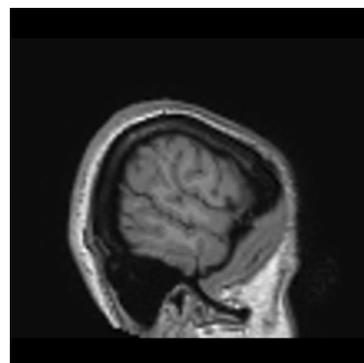
(e) 画像 C.x24



(f) 画像 C.x47



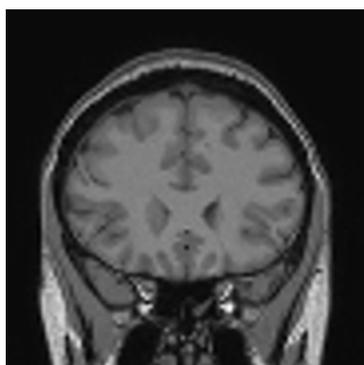
(g) 画像 C.x12



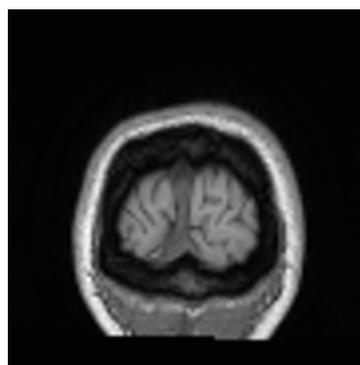
(h) 画像 C.x13

図 4.43: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 x 軸

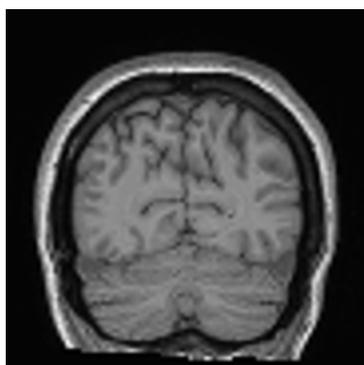
4.5 ResNet50



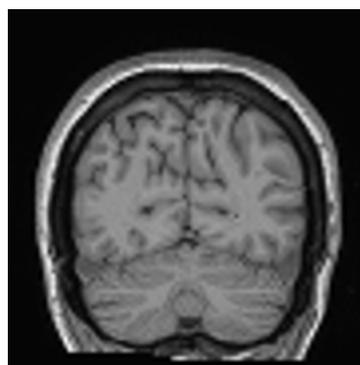
(a) 画像 C.y75



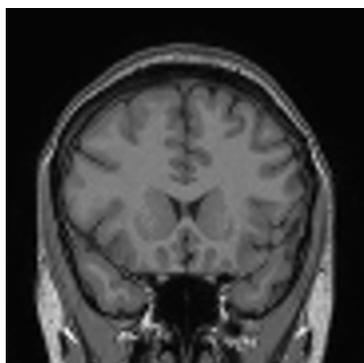
(b) 画像 C.y14



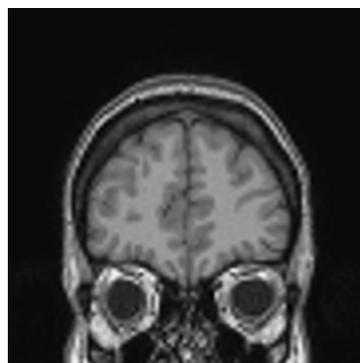
(c) 画像 C.y27



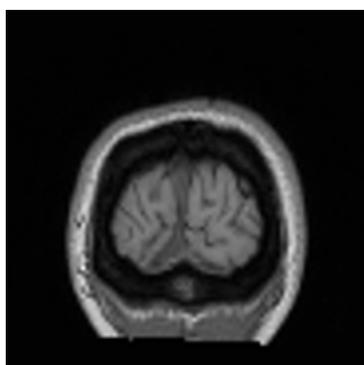
(d) 画像 C.y28



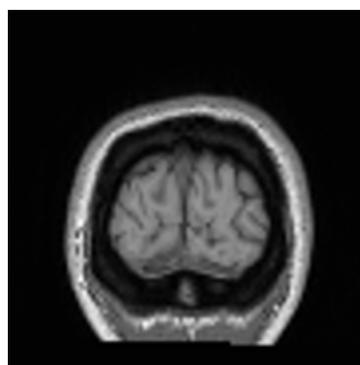
(e) 画像 C.y72



(f) 画像 C.y87



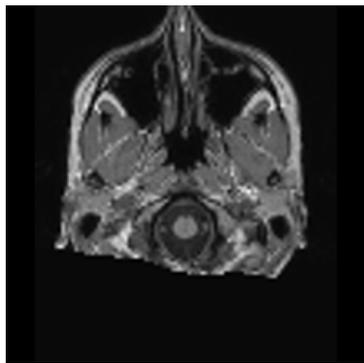
(g) 画像 C.y15



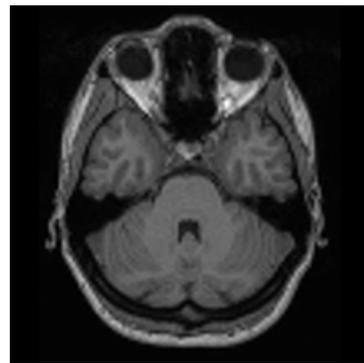
(h) 画像 C.y16

図 4.44: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 y 軸

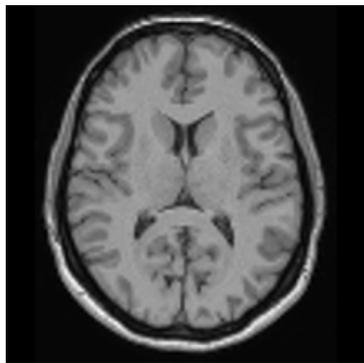
4.5 ResNet50



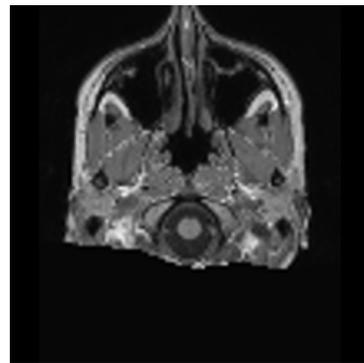
(a) 画像 C.z2



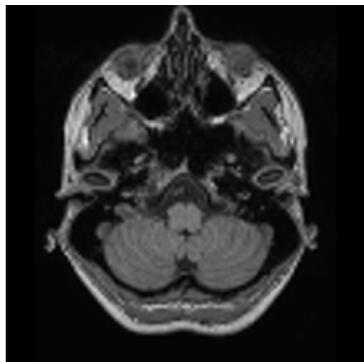
(b) 画像 C.z20



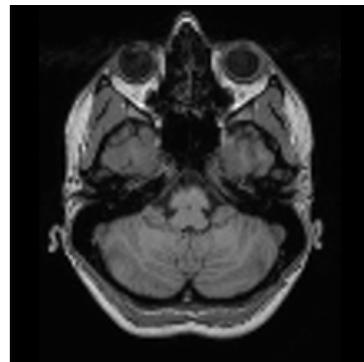
(c) 画像 C.z41



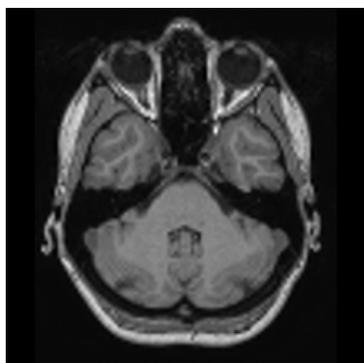
(d) 画像 C.z1



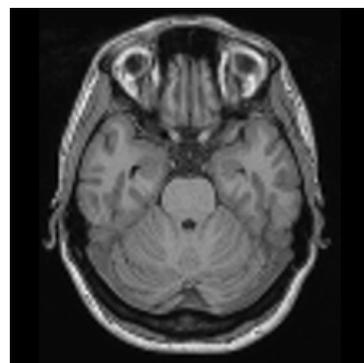
(e) 画像 C.z10



(f) 画像 C.z13



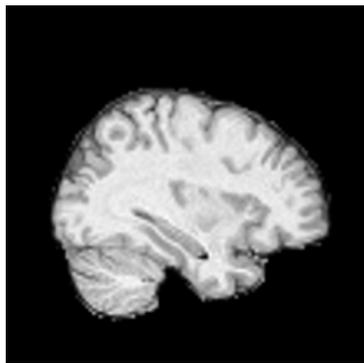
(g) 画像 C.z17



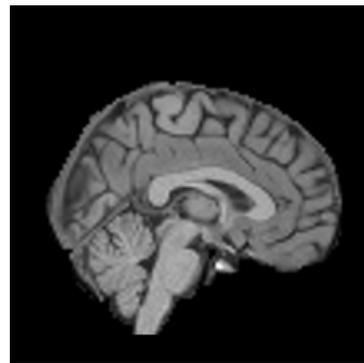
(h) 画像 C.z23

図 4.45: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋あり非線系 z 軸

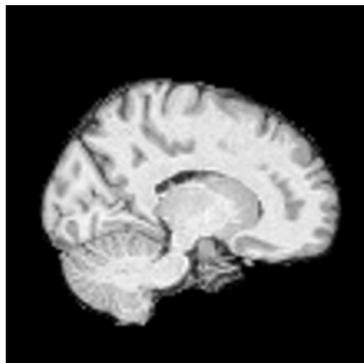
4.5 ResNet50



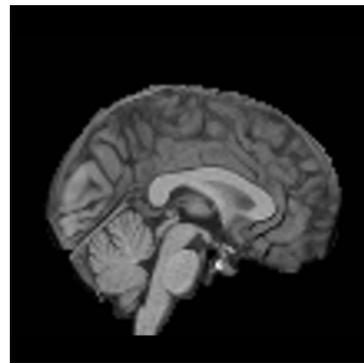
(a) 画像 D.x28



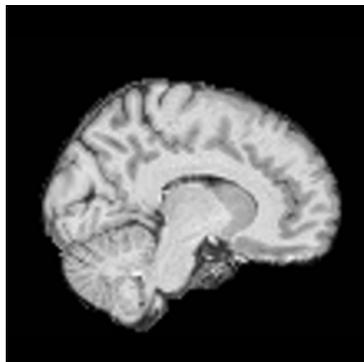
(b) 画像 D.x44



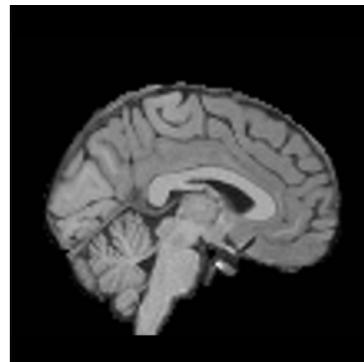
(c) 画像 D.x38



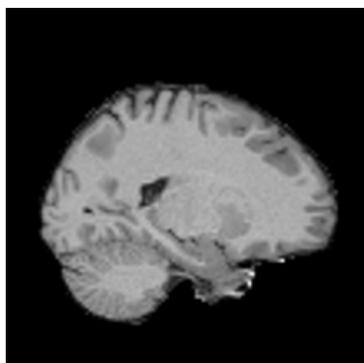
(d) 画像 D.x45



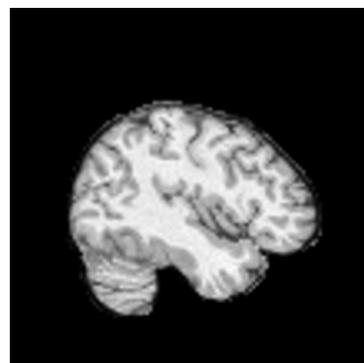
(e) 画像 D.x40



(f) 画像 D.x46



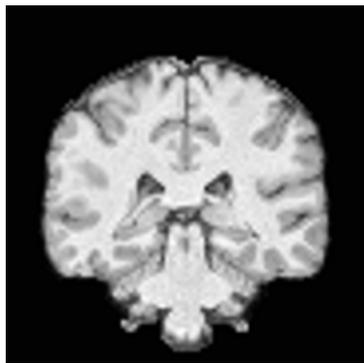
(g) 画像 D.x55



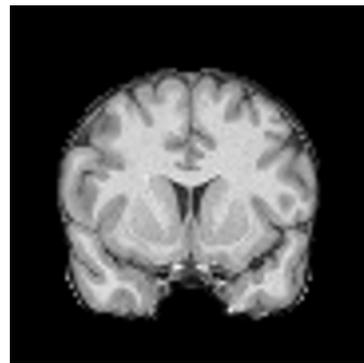
(h) 画像 D.x67

図 4.46: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 x 軸

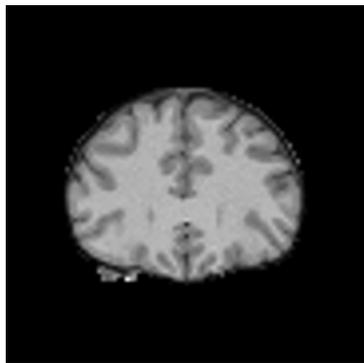
4.5 ResNet50



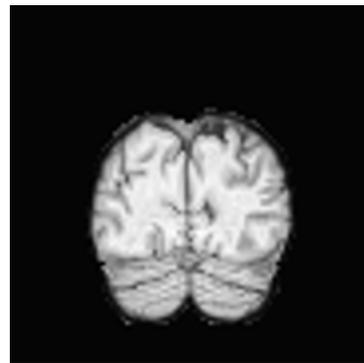
(a) 画像 D.y46



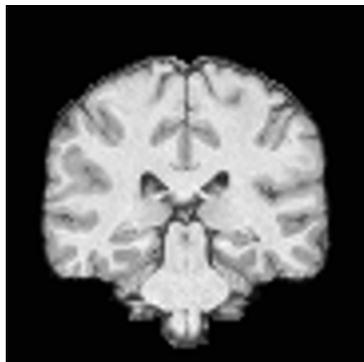
(b) 画像 D.y68



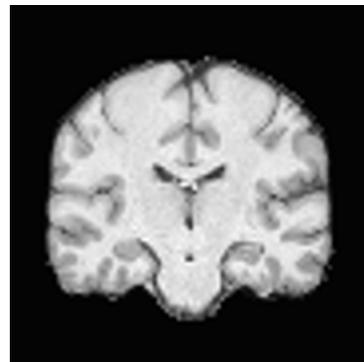
(c) 画像 D.y78



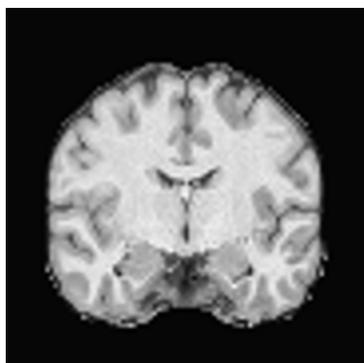
(d) 画像 D.y21



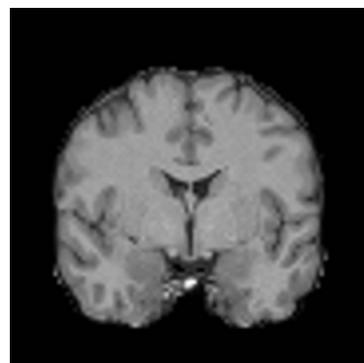
(e) 画像 D.y47



(f) 画像 D.y53



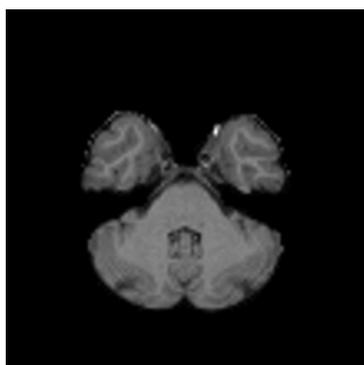
(g) 画像 D.y59



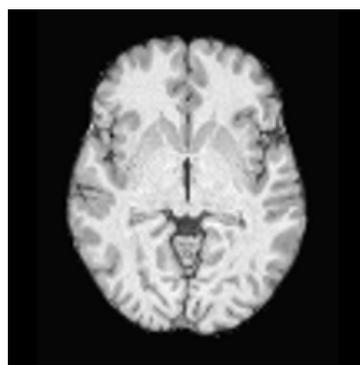
(h) 画像 D.y62

図 4.47: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 y 軸

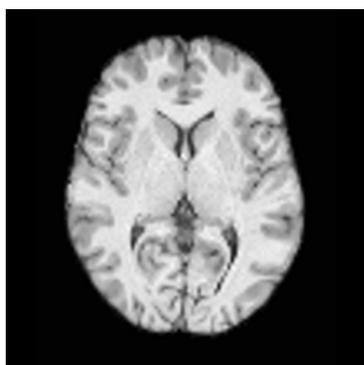
4.5 ResNet50



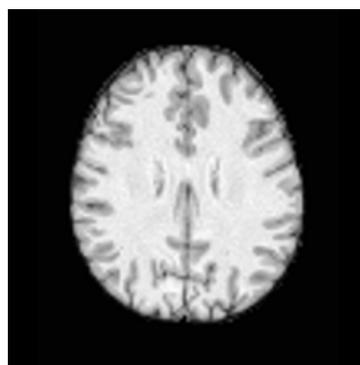
(a) 画像 D.z17



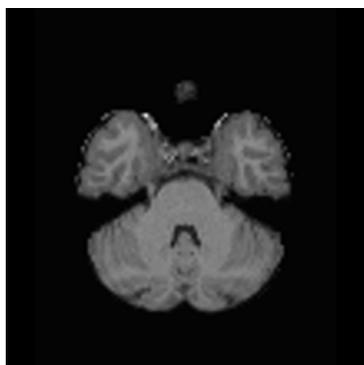
(b) 画像 D.z34



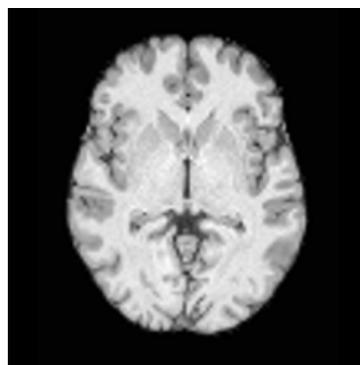
(c) 画像 D.z38



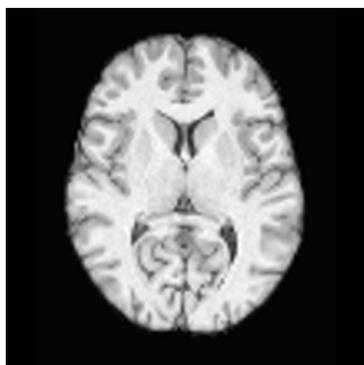
(d) 画像 D.z50



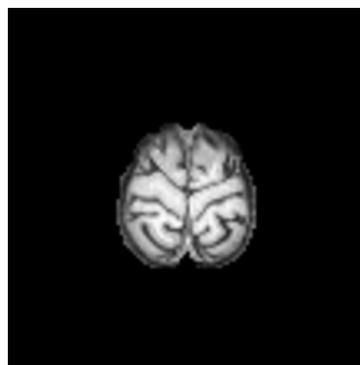
(e) 画像 D.z19



(f) 画像 D.z35



(g) 画像 D.z39



(h) 画像 D.z72

図 4.48: ResNet50 上位 8 スライス画像 頭蓋無し非線系 z 軸

## 4.6 3ch 合成画像

3ch 合成した画像に対して, VGG16, ResNet50 を用いた結果を表に記述する. どれも元のモデルでの精度よりも低いものとなる結果となった.

表 4.20: モデルごとの Accuracy

Image&Axis	B.x	B.y	B.z	D.x	D.y	D.z
VGG16	0.85	0.84	0.85	0.82	0.82	0.81
VGG16(3ch)	0.78	0.74	0.73	0.70	0.74	0.67
ResNet50	0.89	0.87	0.91	0.87	0.87	0.82
ResNet50(3ch)	0.87	0.86	0.80	0.81	0.82	0.79

## 4.7 事前学習無し VGG16

事前学習無しの VGG16 を用いた結果を表に記述する. 精度は事前学習済みモデルを超えるものはなかった. 加えて, 表 4.2 にあるようにパラメータ数が VGG16 と同じものの 1 エポックあたりにかかる時間が約 14 倍となった.

表 4.21: 事前学習なし VGG16

slice num	29	47	58
A	0.92	0.93	0.93
B	0.75	0.76	0.81
C	0.93	0.89	0.87

# 第 5 章

## 考察

### 5.1 3D-CNN と 2D-CNN の比較考察

3D-CNN を用いての精度は表 4.3 に示しており、頭蓋あり画像では頭蓋なし画像と比べると比較的高精度であるが画像 D では識別不能であった。表 4.2 では 2 次元化した画像を用いてのモデルの最高精度を記録したスライスの精度を記載している。スライス異なるもののどのモデルでも 3DCNN を用いたものよりも高精度な結果となった。3DCNN を用いての精度は表 2 の下段のようになっており、頭蓋あり画像では頭蓋なし画像と比べると比較的高精度であるが画像 D では識別不能であった。

### 5.2 事前学習済みモデルとの比較考察

事前学習済みモデルは、パラメータ数が最大で 560 倍になっており、パラメータ数に応じて学習時間は伸びるものの学習速度は向上する結果となった。特に ResNet50 はどのモデルと比較しても最も精度が良い結果となった。画像 A, C ではどの事前学習済みモデル、軸でも 95%以上の精度となった。2D-CNN と事前学習済みのモデルでは、畳み込み層の数が異なることから畳み込み層が多いほど精度が向上するというわけではなく、VGG16 と VGG19 では畳み込み層が増えていたものの精度が向上しているものが少なく、低下しているものも見られた。画像 A, C と画像 B, D では画像 A, C の方が高精度であったことから改めて頭蓋の影響が大きく精度に影響することがわかる。頭蓋無し画像での精度はこれまで低い傾向にあったが画像 B の z 軸では、ResNet50 で 90%を超える精度も確認された。

## 5.3 上位3スライス合成画像を用いた事前学習済みモデル，事前学習無しモデルの比較考察

3スライス合成画像では3スライスで記録された精度のどれも上回らない結果となった。しかし本実験では，1通りの組み合わせしかできていないことから上位3スライスでなく，別の組み合わせでは高精度なものが出る可能性も考えられる。VGG16モデルの事前学習済みでないモデルを用いて幾つかのスライスに対して男女識別タスクを行ったところ，90秒程度と事前学習済みモデルと比較しても約14倍の時間がかかっていた。精度に関しても3スライスのみでしか検証を行っていないものの事前学習済みモデルを上回ることはなかった。このことから事前学習済みモデルの有用性が示された。

## 5.4 高精度を記録した画像についての考察

2次元画像での学習において，より効率的に必要な情報のスライスのみを選択するために学習において高精度であった画像について考察する。第4章で示したように，上位8スライスについて考察する。

### 5.4.1 3軸の画像と2D-CNNについての考察

図4.1の画像Aのx軸ではx43~x56までに上位8スライスが集まっており，中心部分に高精度スライスが集まっている傾向が見られた。図4.4と図4.7では側頭葉と中心付近のスライスが多く集まっている傾向が見られた。y軸画像では画像A，Cではばらつきが見られたものの後頭部の方にスライスが集まっているように見られた。画像B，Dでは後頭部や脳幹を含む部分が集まっていた。z軸方向画像では，画像A，Bでは全体の中心画像や前頭葉，頭頂葉を含む画像や脳幹を含む画像が見られた。画像C，Dでも同様ではあったが画像Bでは脳幹と後頭葉，側頭葉のみの画像や頭頂付近の前頭葉，頭頂葉のみのスライスが見られた。

## 5.4 高精度を記録した画像についての考察

### 5.4.2 3軸の画像と VGG16 についての考察

x 軸では、どの画像も全体的にばらつきが見られたが図 4.19 の d,e,f ではほぼ頭蓋のみの画像で高精度を記録していた。また、どの画像も x44~x48 の脳幹や脳室を含み中心付近の画像が含まれていた。y 軸では図 4.14 の画像 A では眼球付近の頭蓋を含む画像も多く、顔側の画像も多く見られた。図 4.20 の画像 C では後頭部のほぼ頭蓋のみの画像などが高精度であったり、後頭部寄りの画像が多かった。画像 B, D の図 4.17 と図 4.23 では中心よりやや後ろよりから後頭部にかけた画像が多く見られた。z 軸では、図 4.15 の画像 A で脳幹や後頭葉を含む画像、など首側寄りの画像が大半を占めていた。図 4.18, 図 4.21, 図 4.24 の画像 B,C,D でも同様の部位を含む画像が多く見られた。

### 5.4.3 3軸の画像と VGG19 についての考察

x 軸では、図 4.28 の画像 B, 図 4.34 の画像 D では特に脳室や脳幹を含む中心付近の画像が多く見られた。頭蓋を含む画像 A, C の図 4.25 と図 4.31 でも中心部分を含む画像が見られたが、ほぼ頭蓋のみの画像なども含まれていた。y 軸では、図 4.26 の画像 A. では頭蓋が多く、後頭部を含む画像が多く見られた。その他の画像も後頭部寄りの画像が多くを占めていた。z 軸では、頭蓋ありの画像では最底辺の  $z=0$  の画像が画像 A,C 共に含まれており、かなり首寄りの画像が多く見られた。頭蓋なしの B,D では図 4.30 のように中心付近の画像が多く含まれていたが、お互い脳幹と後頭葉、側頭葉のみの画像が見られた。

### 5.4.4 3軸の画像と ResNet50 についての考察

x 軸では、頭蓋あり画像で図 4.43 の c,g,h のような頭蓋が多めの画像が見られた。どの画像も左脳寄りの画像ばかりで構成されていた。y 軸では、頭蓋ありの画像 A, C では、頭蓋が多く含まれる後頭部側の画像が多く含まれていた。頭蓋無し画像の B, D では脳幹を含む中心の画像や後頭部の画像、中心より少し顔寄りの画像などが含まれていた。z 軸では、頭蓋ありの画像 A,C で図 4.39 のようにかなり首側の画像が多く含まれていた。画像 B では図

## 5.5 まとめ

4.42 のように中心から少しした付近の画像が多く含まれていた。

### 5.4.5 3軸の画像と各モデルについての考察

各モデルと3軸の画像からいくつかの共通した画像から識別が行えていることがわかった。この結果から男女の識別においての必要なスライスの手がかりとなることが予想される。しかしながら、記載している画像では図4.4のbのように男女識別を行うには情報量が足りていなさそうなスライスもある。今回抽出した被験者のみでは、個人差によってサイズが異なっており、より多くの情報を持つ被験者が多数いることも考えられるほか、男女識別によって記載した被験者が、正答であったかどうか重要な点となるため一概には言い切れないことに注意する必要がある。他の被験者との比較も行う必要があると考えられる。

## 5.5 まとめ

3D-CNNと2D-CNN、事前学習済みのVGG16、VGG19、ResNet50モデルとの比較を行った。3D-CNNと2D-CNNでは、パラメータ数が1/4ほどになりエポックごとの学習時間も4.9倍ほど速度の向上が見られた。また、精度においても3D-CNNよりも2D-CNNの方が高精度での識別を可能としたスライスがあり、画像Dにおいて、3D-CNNでは55%（チャンスレベル）であり識別不能であったが、2D-CNNでは20%ほど向上した。事前学習済みモデルについては、3D-CNNと比較しても非常に高精度での識別を行っており、パラメータ数が最大で560になっているものの、学習時間も3.9～4.7倍ほどの速度の向上が見られた。また、精度も最大で18～36%ほど向上していた。これらのことを踏まえ、事前学習済みモデルの有用性が示された。3ch合成画像の方では良い精度は得られなかったもののいくつかの組み合わせを試してみる必要があると考えられる。以上の結果から、実際に識別に必要なスライスをうまく活用することができれば、計算コスト・学習時間をうまく削減、短縮できると考えられる。しかし、そのスライス自体を特定するまでには至っておらず今後の課題である。学習時間に関しても、3D-CNNモデルは1つの3D画像に対して

## 5.5 まとめ

の時間であり、2D-CNN モデルは 1 つの 2D 画像であることから全スライスに対して男女識別タスクを行う場合は 2D-CNN モデルの方が全体にかかる時間は長いことには注意する必要がある。

## 第 6 章

# 結論

本研究では、前処理した 3 次元脳 MRI 画像を 1 スライスごとに抽出して 2 次元を作成し、3D-CNN モデルと 2D-CNN、および事前学習済みモデル、事前学習無しモデルを用いて男女識別を行なった上で性能の比較を行った。その結果、スライスによっては 3D-CNN の結果を上回る精度となり、画像 D においては識別不能だったレベルから最大で 87% の精度に、頭蓋なしの画像で ResNet50 を用いて最大 91% の精度を得た。頭蓋あり画像で最大で 18 の精度向上が見られ、ResNet50 では 100% の精度となった。また、計算時間においても 3D-CNN と比較すると 3.9 4.9 倍ほど短縮することができた。加えて、事前学習済みモデルの有用性が示されたことで 2 次元にスライスした画像では、転移学習が行えることが有利に働くといえる。これらのことから、うまく識別に寄与する画像を絞り込めれば 3D-CNN を用いない方がより効率的かつ、高精度に識別可能であるといえる。今後、どのスライスを用いることが効果的ななどの検討を行う必要がある。

# 謝辞

本研究を進めるうえでご指導をしてくださった吉田真一教授に心より感謝申し上げます。研究だけにとどまらず研究室活動や学生生活を支えていただいただけでなく多大なるご迷惑をおかけしたにも関わらず最後まで面倒を見ていただきました。研究におきましても度重なるテーマの変更にも懇切丁寧にサポートしていただきました。輪講含め、TAでも大変お世話になり勉強させていただきました。吉田研究室で活動させていただいたことは自分の誇りでもあり素晴らしいものでした。本当にありがとうございました。研究室活動を有益なものにし、学生生活のみならずプライベートも含めた日々の学生生活を豊かにして支えてくれた同期の吉田翔真くん、武内一晴くん、高橋龍一くん、細川五代くん、可愛い後輩たち、研究においても大変面倒を見ていただいた四宮先生と諸先輩方にも頭が上がりません。またこの度、本研究の論文の審査にあたり、深いご理解と有益なご意見を賜りました中原潔教授並びに妻鳥貴彦准教授に心より感謝申し上げます。大学生生活6年間で得た思い出は最高の宝です。改めて感謝いたします。

# 参考文献

- [1] M.F. ベアー, B.W. コノーズ, M..A パラディーンソン著, 加藤宏司, 後藤薫監訳. 神経科学 脳の探究, 西村書店, 2012.
- [2] Laura S. Allen, Roger A. Gorski : Sexual dimorphism of the anterior commissure and massa intermedia of the human brain, JOURNAL OF COMPARATIVE NEUROLOGY, 312(1), 97/104, 1991.
- [3] Takenobu Sasatani, Kaechang Park, Shinichi Yoshida, Yuki Shinomiya : Prediction of human characteristics from brain structural MRI using CNN, International Symposium on Frontier Technology(ISFT-2019), 529/533, 2019.
- [4] 西森渉, “MRI 脳画像の前処理方法の違いによる 男女識別精度の比較,” 高知工科大学 学士学位論文, 2020.
- [5] 藤沢元, “深層学習による 3 次元 MRI 脳画像分類モデルの説明可能性に関する研究,” 高知工科大学 修士学位論文, 2023.
- [6] Karen Simonyan, Andrew Zisserman: Very Deep Convolutional Networks for large-scale image recognition, ICLR 2015.
- [7] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun: Deep Residual Learning for Image Recognition, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 770/778, 2016.
- [8] Biomedical Image Analysis Group, IXI-dataset, <https://brain-development.org/ixi-dataset/>.
- [9] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, Dhruv Batra : Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2921/2929, 2016.

## 参考文献

- [10] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proceedings of the IEEE*, 86(11), 2278/2324, 1998.

# 付録 A

# 付録 B