

令和元年度
学士学位論文

MRI 構造画像を使った性別推定における 撮像シーケンスの比較

Comparison of Pulse Sequences of Structural
Magnetic Resonance Imaging for Gender Prediction

1200348 新田 雄一郎

指導教員 吉田 真一

2020年2月28日

高知工科大学 情報学群

要 旨

MRI 構造画像を使った性別推定における撮像シーケンスの 比較

新田 雄一郎

機械学習による医療用画像認識の研究は数多くある。近年は、疾病の有無や、症状のみでなく、身体の状態や属性についても研究されている。多くの研究は T1 強調画像を用いるものが多いが、T2 強調画像や拡散強調画像も医療現場では用いられる。T1 強調画像は白質・脂肪等は高輝度に示されるが、T2 強調画像は灰白質・髄液等が高輝度に示されており、異なる特徴を捉えた画像となっている。拡散方向ごとの拡散の大きさを捉えた拡散テンソル画像 (DTI) は脳の 3 次元画像の各ボクセルに水分子の拡散を格納した画像となっており、T1・T2 強調画像に比べ情報量の多い画像である。

脳構造画像に対して、3D-CNN(3D Convolutional Neural Network) を用いた研究はいくつか報告されているが、拡散テンソル画像は水分子の動きをテンソル表現しているため、3D-CNN にそのまま入力することができない。そこで本研究ではテンソル表現されている水分子の動きを方向ごとのチャンネルに入力し、各方向ごとに学習させる手法を用いる。本研究では、T1・T2・DTI を用いて男女の識別における脳構造画像のモードによる影響を畳み込みニューラルネットワークを構築し検証する。

3D-CNN を用いて性別識別を行った結果、脳組織部のみを抽出した画像においてはどの撮像シーケンスにおいても 84% と同等な判別率となることを示す。

キーワード T1 強調画像, T2 強調画像, 拡散強調画像, 拡散テンソル画像,
ニューラルネットワーク

Abstract

Comparison of Pulse Sequences of Structural Magnetic Resonance Imaging for Gender Prediction

Yuichiro NITTA

Research on medical image recognition by machine learning has been studied for a long time. Medical image recognition has been mainly for detection of diseases or symptoms. In recent years, there is a hypothesis which human health conditions and personal attributes affect brain structure. Most studies focus on T1-weighted images, however T2-weighted and diffusion-weighted images are also used in medical practice. Pixels of T1-weighted image have high intensity in white matter and fat, while those of T2-weighted image have high intensity in gray matter and cerebrospinal fluid. In addition, the diffusion tensor image (DTI) is an image which is affected by the movement of water molecules in the brain.

Some studies using 3D-CNN have been applied for brain structure images, but diffusion tensor images cannot be directly input to 3D-CNN because their data is represented as the tensor of the movement of water molecules. Therefore, in this research, we use 3D-CNN which the diffusion of each direction is input to different channel. We construct multi-channel 3D-CNN and verify the effect of brain structure image mode on gender discrimination using T1, T2, and DTI.

As a result of gender prediction using the 3D-CNN, the result shows that the accuracy is 84 %.

key words T1-weighted image, T2-weighted image, diffusion-weighted image,

diffusion tensor image, neural network

目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	1
1.3	論文構成	2
第 2 章	撮像シーケンス	3
2.1	静的コントラスト	3
2.1.1	T1 強調画像	4
2.1.2	T2 強調画像	4
2.2	動的コントラスト	4
2.2.1	拡散強調画像	5
2.2.2	拡散テンソル画像	5
2.2.3	トラクトグラフィー	6
第 3 章	機械学習手法	8
3.1	Convolutional Neural Network(CNN)	8
3.1.1	CNN の基本構造	8
3.1.2	チャンネル	9
3.2	3D-CNN	9
3.3	機械学習モデルの評価	10
第 4 章	拡散テンソル画像識別モデルの提案	12
4.1	学習モデル	12
第 5 章	実験	14

目次

5.1	性別推定	14
5.2	データセット	14
5.3	データの標準化	15
5.4	データの前処理	17
5.5	実験環境	18
5.6	事前実験	18
第 6 章	結果	21
第 7 章	考察	27
第 8 章	結論	29
	謝辞	30
	参考文献	32
付録 A	交差検証法での fold ごとの結果	34

目次

2.1	拡散テンソル画像	5
2.2	拡散テンソル画像	6
2.3	拡散テンソル方向を楕円形にて表現	7
2.4	トラクトグラフィー画像の例	7
3.1	2D-CNN の基本構造	9
3.2	チャンネル入力	9
3.3	3D-CNN の基本構造	10
3.4	K-分割交差検証方	11
4.1	学習モデル	13
4.2	3次元畳み込みニューラルネットワーク	13
5.1	被験者データの男女比	15
5.2	前処理なし T1 強調画像	16
5.3	前処理なし T2 強調画像	16
5.4	位置合わせを行った T1 強調画像	16
5.5	位置合わせを行った T2 強調画像	16
5.6	脳抽出部のみ T1 強調画像	17
5.7	脳抽出部のみ T2 強調画像	17
5.8	前処理なし DTI	17
5.9	事前実験：T1 強調画像 (位置合わせ)	19
5.10	事前実験：T2 強調画像 (位置合わせ)	19
5.11	事前実験：DTI(前処理なし)	20

図目次

6.1	T1 強調画像-FSL 処理なし	22
6.2	T2 強調画像-FSL 処理なし	23
6.3	T1 強調画像-FSL 位置合わせ	23
6.4	T2 強調画像-FSL 位置合わせ	24
6.5	T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出	24
6.6	T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出	25
6.7	DTI-FSL 処理なし	25
6.8	5 分割交差検証方の平均・標準偏差	26
A.1	T1 強調画像-FSL 処理なし (fold1)	35
A.2	T1 強調画像-FSL 処理なし (fold2)	35
A.3	T1 強調画像-FSL 処理なし (fold3)	36
A.4	T1 強調画像-FSL 処理なし (fold4)	36
A.5	T1 強調画像-FSL 処理なし (fold5)	37
A.6	T2 強調画像-FSL 処理なし (fold1)	37
A.7	T2 強調画像-FSL 処理なし (fold2)	38
A.8	T2 強調画像-FSL 処理なし (fold3)	38
A.9	T2 強調画像-FSL 処理なし (fold4)	39
A.10	T2 強調画像-FSL 処理なし (fold5)	39
A.11	T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold1)	40
A.12	T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold2)	40
A.13	T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold3)	41
A.14	T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold4)	41
A.15	T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold)5	42
A.16	T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold1)	42
A.17	T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold2)	43

図目次

A.18 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold3)	43
A.19 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold4)	44
A.20 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold5)	44
A.21 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold1)	45
A.22 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold2)	45
A.23 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold3)	46
A.24 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold4)	46
A.25 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold5)	47
A.26 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold1)	47
A.27 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold2)	48
A.28 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold3)	48
A.29 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold4)	49
A.30 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold5)	49
A.31 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold1)	50
A.32 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold2)	50
A.33 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold3)	51
A.34 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold4)	51
A.35 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold5)	52

表目次

5.1 シミュレーション実行環境	18
6.1 5分割交差検証法結果 (%)	22

第 1 章

序論

1.1 研究背景

近年、機械学習による医療用画像検査の自動化の試みが活発に行われている。さらに、症状のみでなく、身体の状態や属性についても研究されており、脳と年齢・性別の相関 [1] や T1 画像からの個人属性の推定 [2] が行われた。これらの研究は代表的な画像として T1 強調画像のみを用いて行われているが、近年の MRI の進歩に伴い、1 回の検査で複数の画像を撮像し、これらの写真を見比べて総合的に病名を判断する。頭部 MRI 検査においては、T1・T2 強調画像だけでなく拡散強調画像 (Diffusion Weighted Image: DWI) が医療現場の診断で用いられるようになってきている。T1 強調画像は白質・脂肪等は高輝度を示されるが、T2 強調画像は灰白質・髄液等が高輝度を示されており、それぞれにコントラストの特徴がある。また、拡散テンソル画像 (Diffusion Tensor Image: DTI) は脳の 3 次元画像に加え、水分子の動きを定量化した画像となっており、T1・T2 強調画像に比べ情報量の多い画像である [3][4]。最も拡散しやすい一方向に注目した拡散テンソル画像は、精神疾患の神経ネットワーク障害の研究において期待されている。拡散画像を対象にした CNN(Convolutional Neural Network) 分類はほとんど行われていない。

1.2 研究目的

脳構造画像に対して、3D-CNN を用いた研究はいくつか報告されているが、多くは T1 強調画像や T2 強調画像である。本研究では、より多くの情報が入っていると考えられ

1.3 論文構成

る拡散テンソル画像を用いる。拡散テンソル画像は水分子の動きをテンソル表現しているため、3D-CNN にそのまま入力することができない。そこで本研究ではテンソル表現されている水分子の拡散方向をチャンネルに入力し、方向ごとに学習させる手法を用いる。本研究では、T1・T2 強調画像・拡散テンソル画像を用いて男女の識別における脳構造画像のモードによる影響を畳み込みニューラルネットワークを用いて検証する。

1.3 論文構成

本論文の構成は、第 2 章では、MRI によって撮像される撮像シーケンスごとについて記す。第 3 章では、本研究で用いる機械学習手法について記す。第 4 章では、本研究におけるデータセットの説明や、実験手法について記す。第 5 章では、実験を行った結果を記す。第 6 章では、結果より撮像シーケンスごとに比較した考察を述べる。第 7 章では、本研究の結論を述べる。

第 2 章

撮像シーケンス

撮像シーケンスとは MRI によって撮像される画像である，T1・T2 強調画像や拡散強調画像の総称である．MRI では主に静的コントラストと動的コントラストの 2 種類のコントラストが使用されている．静的コントラストはプロトン (陽子) 密度や緩和時間などに基づいて撮像される．動的コントラストは脳内のプロトンの動的な特性に基づいて撮像される．これらは MRI 画像のコントラストの形成によって異なっている．コントラストの形成はプロトンの励起用の電磁波 (数 10 ~ 100MHz のラジオ用周波数を短時間照射するため RF(Radio Frequency) パルスと呼ぶ) の照射タイミングと原子核の磁気共鳴電磁波の受信タイミングによって大きく変化する．これらは繰り返し時間 (repetition time: TR) とエコー時間 (echo time: TE) と言われるパラメータを調節することで変化する．

本研究で用いる T1 強調画像・T2 強調画像・拡散テンソル画像について本章で説明する．

2.1 静的コントラスト

静的コントラストの例として，単純な T1・T2 コントラストについて示す．原子核の磁気共鳴の特性として，縦磁化の回復 (T1 回復) と横磁化の減衰 (T2 減衰) があり，プロトン密度・原子の流れ・拡散と同様に各画像の信号強度を決める要因となっている．T1・T2 の緩和時間を調節することで，得られる画像を変えることができる．

2.2 動的コントラスト

2.1.1 T1 強調画像

T1 コントラストを反映した画像を形成するには、中程度の TR と TE を設定した短いパルスシーケンスを用いて画像データを収集する必要がある。

頭部の正常像では、脂肪、白質が白く表示される。黒く表示される所としては、髄液、空気、骨皮質が挙げられる。また、流れの速い血流は信号を採取することができず、黒くなる。灰白質においては、中間の明るさとして示される。このような特徴により、脳の解剖画像として用いられることが多い。

2.1.2 T2 強調画像

T2 コントラストを反映した画像を形成するには、長い TR と中程度の TE を設定したパルスシーケンスを用いて画像データを収集する必要がある。

頭部の正常像では、脳脊髄液が高信号を呈し白く表示される。灰白質は中間の明るさで示され、白質は灰白質よりもさらに黒く示される。空気、骨皮質、流れの速い血流は T1 強調画像と同様に、信号を得られないことから、黒く示される。動静脈奇形や多くの腫瘍、その他の病的状態がより鮮明に現れる。

2.2 動的コントラスト

動的コントラストは常に動いている脳の構造と機能の両方の情報を含んだものである。例としては、拡散強調コントラスト・灌流強調コントラストが挙げられる。拡散強調コントラストでは、分子の運動における拡散について注目されたものである [5]。灌流強調コントラストでは、分子の拡散に対して、酸素を運ぶための血液の動きに注目されたものである。

2.2 動的コントラスト

2.2.1 拡散強調画像

拡散強調画像とは拡散が大きく起こる部位が暗く、小さく起こる部位が明るく描出されるものである。梗塞以外の病変も、細胞障害が強いと、細胞性浮腫のため高信号になることがある。抽出された拡散強調画像を異なる方向ごとに複数枚用い、必要な計算を行うことで拡散テンソル画像を求めることが可能になる。

2.2.2 拡散テンソル画像

拡散テンソル画像とは MRI によって撮像された様々な拡散方向に対する DWI を用いて水分子の動きを定量化した画像で、データとして各方向 (16~30) 毎の拡散の大きさをテンソル表現した直線である (図 2.1, 図 2.2)。可視化の際には、水分子が拡散する 16 方向分を楕円形に類似したもので表現される (図 2.3)。通常のスカラー値のみを保持する画像に比較し各ボクセルがテンソル情報を持ち、情報量が多い [3][4]。体の組織内を流れる水分子の動きをみることで、体に異常が発生していないかを診断することができる。また、DWI により血管に血栓が発生したり、動脈硬化といった流れに関する病気の診断がより正確に、早期に発見することができる。

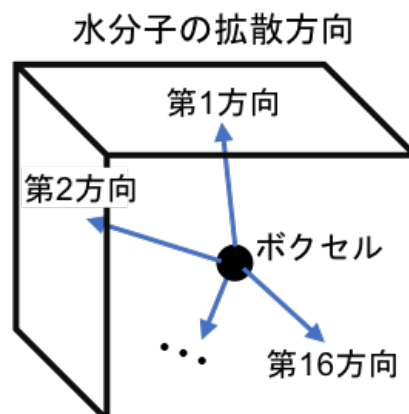


図 2.1 拡散テンソル画像

2.2 動的コントラスト

2.2.3 トラクトグラフィー

トラクトグラフィーはDTIを元にして灰白質の異方向拡散の影響を排除し、最も拡散しやすい方向を抽出し画像化したもの(図2.4)である。撮像手段としては傾斜磁場方向に大きく拡散する水分子からの信号を低下させる傾斜磁場を加える方法があげられる。神経繊維の走行と病気による変化部分との位置関係を観察でき、治療に向けての計画や治療後のケアアップに有用であるとされている。また、アルツハイマーや軽度の認知障害は海馬の特定領域に注目することで、早期発見に繋がるとされている。

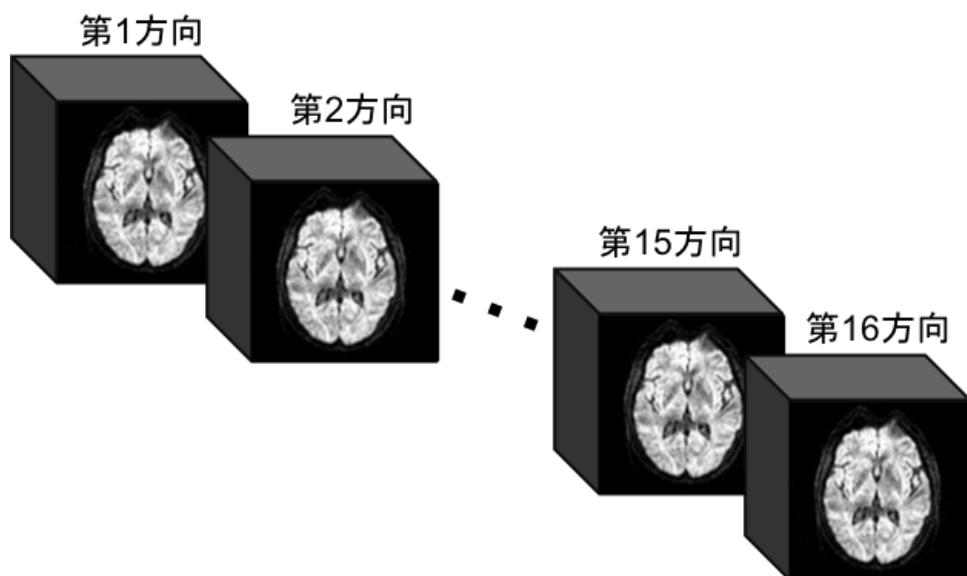


図 2.2 拡散テンソル画像

2.2 動的コントラスト

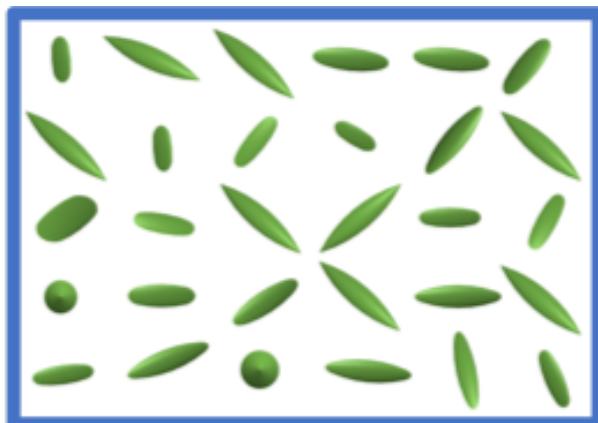


図 2.3 拡散テンソル方向を楕円形にて表現

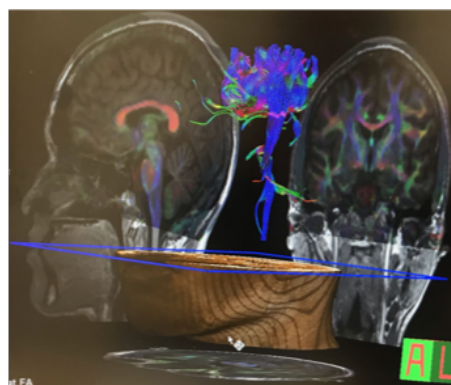
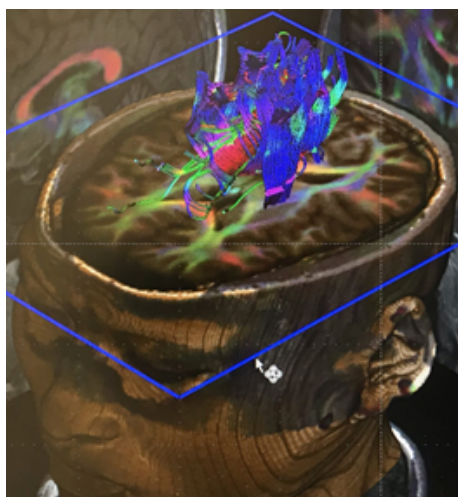


図 2.4 トラクトグラフィー画像の例

[高知工科大学 MRI 装置で撮像]

第 3 章

機械学習手法

本章では本研究で用いるディープニューラルネットワーク手法を説明する。

3.1 Convolutional Neural Network(CNN)

CNN は、画像認識等の様々な認識タスクにおいて高精度な識別が可能なニューラルネットワークである。CNN の原型として、生物の脳の視覚野に関する考えを元に考察された Neocognitron[6] が挙げられる。Neocognitron モデルを誤差逆伝搬法による勾配計算によって教師あり学習を実現している LeNet[7] は、文字認識において有効であると報告された。現在では、比較的小規模ということから、性能評価のための基礎的な CNN モデルとして AlexNet[8] が挙げられる。基本的な設計は LeNet を踏襲しており、5 層の畳み込み層と 3 層の全結合層により最終的な出力を行なっている。

3.1.1 CNN の基本構造

CNN の基本構造として 2D-CNN の概略図を図 3.1 に示す。CNN は主に特徴抽出部と認識部の 2 つで構成されている。特徴抽出部は畳み込み層とプーリング層で構成され、局所的な特徴マップを算出する。認識部では、全結合層にて特徴抽出部で得た特徴マップを用いて最終的な識別を行う。

3.2 3D-CNN

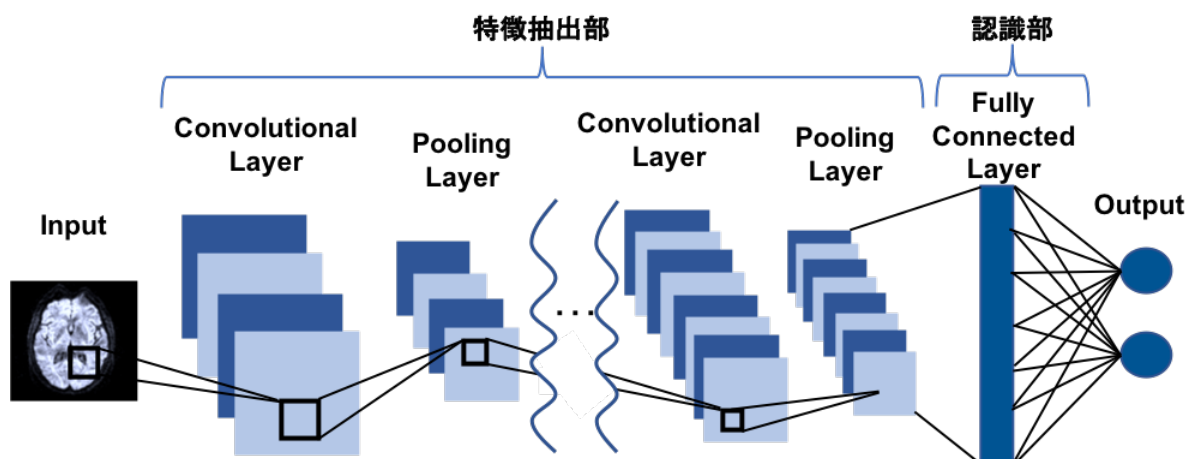


図 3.1 2D-CNN の基本構造

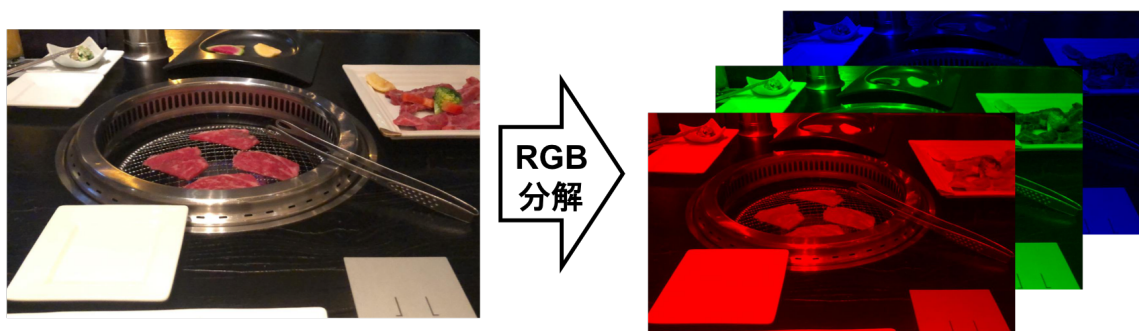


図 3.2 チャンネル入力

3.1.2 チャンネル

入力される画像にはモノクロ画像とカラー画像があり、これらは「チャンネル数」が異なる。モノクロ(グレースケール)画像は白と黒の濃淡だけでよいので、1チャンネルで表現できるが、カラー画像においては Red, Green, Blue の組合せで色を表現する必要がある(図 3.2)ので、3チャンネル分必要となる。情報量は3倍になるが、チャンネル間での畳み込みはせずに、各チャンネルで独立して行う。

3.2 3D-CNN

3D-CNN の基本構造の概略図を図 3.3 に示す。3D-CNN においても 2D-CNN と同様に、畳み込み層とプーリング層で特徴を抽出し、全結合層にて識別を行う。大きな違い

3.3 機械学習モデルの評価

として、特徴抽出に z 軸が与えられ、これにより 3 次元空間での特徴抽出を可能としている。

3.3 機械学習モデルの評価

学習モデルの汎化性能を評価するための手法として、 K -分割交差検証法 (K -Fold Cross-Validation : CV) を用いる。 K -分割交差検証法とは図 3.4 のように全データを K 個のデータセットに分割し、その内の一つをテストデータ、残りの $K - 1$ 個をトレーニングデータとする実験手法のことである。これにより分割したそれぞれの組み合わせで全 K 回のトレーニング・テストを行う。本研究では 5 分割検証法を用いる。これにより得られた推定精度の平均 (式 (3.1)) をモデルの性能とする。

$$\frac{E_1 + E_2 + \dots + E_K}{K} = \text{推定モデルの性能} \quad (3.1)$$

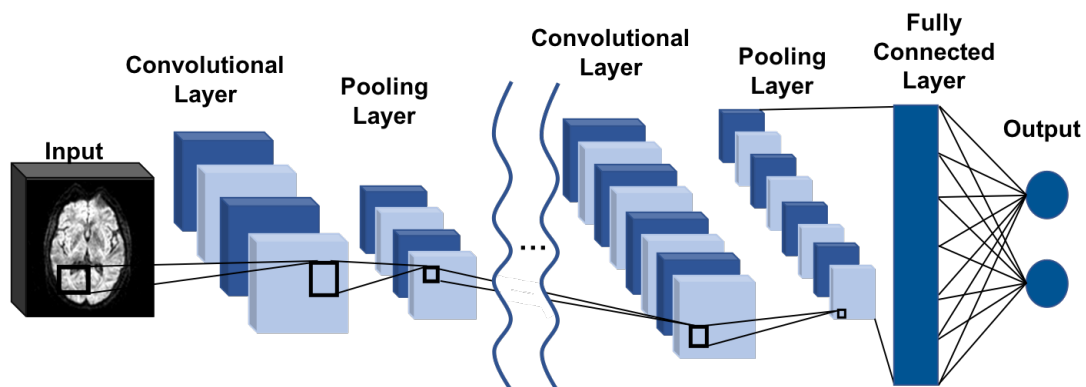


図 3.3 3D-CNN の基本構造

3.3 機械学習モデルの評価

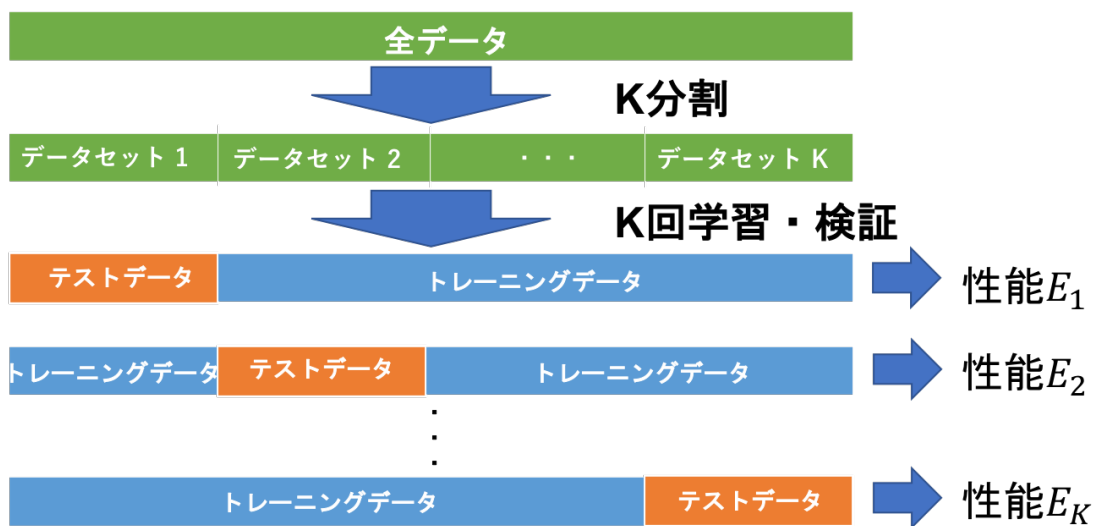


図 3.4 K-分割交差検証方

第 4 章

拡散テンソル画像識別モデルの 提案

本章では，拡散テンソル画像に対する識別モデルの提案する．

4.1 学習モデル

本研究で用いた全 7 層の 3D-CNN の構成を図 4.1 に示す．特徴抽出部では Convolution3D, BatchNormalization, Activation(relu), MaxPooling3D を 1 層として 5 回繰り返す．得られた特徴マップを認識部に入力することで男女の識別を行う．

最適化には事前実験で最も良い精度であった Adam を用いており，学習率は 10^{-3} ，学習回数は 200 と設定した．

本研究で用いる DTI は 1 被験者において 16 枚の 3 次元画像があり，T1・T2 強調画像に比べ情報量が多い．16 枚のテンソルになっているものをそのまま処理する CNN がなかったため，通常 RGB の 3 チャンネルの部分に 16 チャンネルを増やして，処理する方法を提案する (図 4.2)．T1・T2 強調画像は 1 被験者において 1 枚の 3 次元画像であり，3D-CNN にチャンネル数 1 として入力する．

4.1 学習モデル

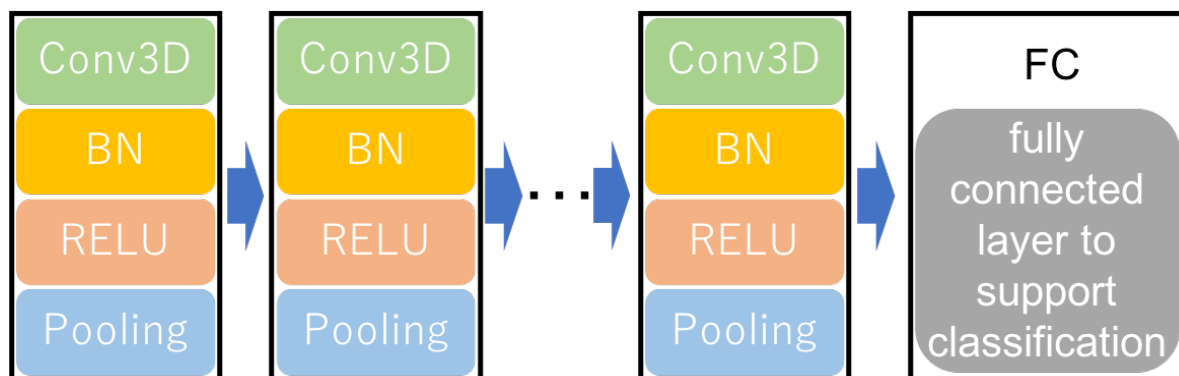


図 4.1 学習モデル

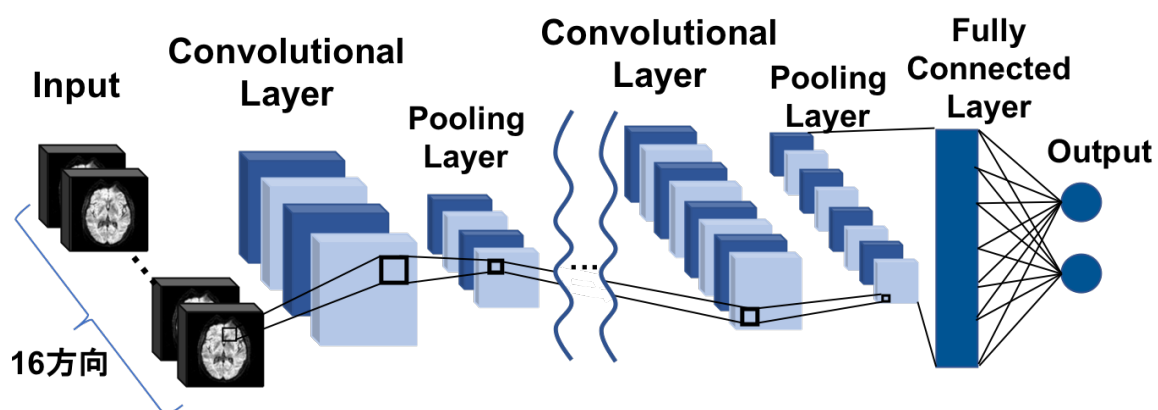


図 4.2 3次元畳み込みニューラルネットワーク

第 5 章

実験

本研究は、MRI によって撮影された撮像シーケンスの比較を目的として、シーケンスごとに 3D-CNN を用いて性別推定モデルを提案する。

5.1 性別推定

被験者の性別を推定するタスクを「男性」と「女性」の 2 クラス分類タスクとして推定実験を行う。各要素の割合は図 5.1 に示す。

推定モデルの評価は、式 (5.1) で算出される判別率 (Accuracy) にて行う。

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{正しく推定された被験者データ数}}{\text{全被験者データ数}} \quad (5.1)$$

5.2 データセット

本研究では IXI データセット [9] を用いる。IXI データセットとはロンドンの異なる 3 つの病院で 1.5T および 3T スキャナを使用して、正常で健康な被験者の約 600 人を対象にした MRI 画像をまとめたものとなっている。本研究では T1・T2 強調画像と DTI を用いる。しかし、IXI データセットには全被験者において、全撮像シーケンスが揃っていない。そこで、これら 3 種類全てが存在する画像番号と、情報シートにおける被験者番号が一致するデータのみ取り出し、使用する。19～86 歳の男性 176 名、女性 214 名の計 390 人の構成となっている。T1、T2 強調画像においては、MRI によって撮像された

5.3 データの標準化

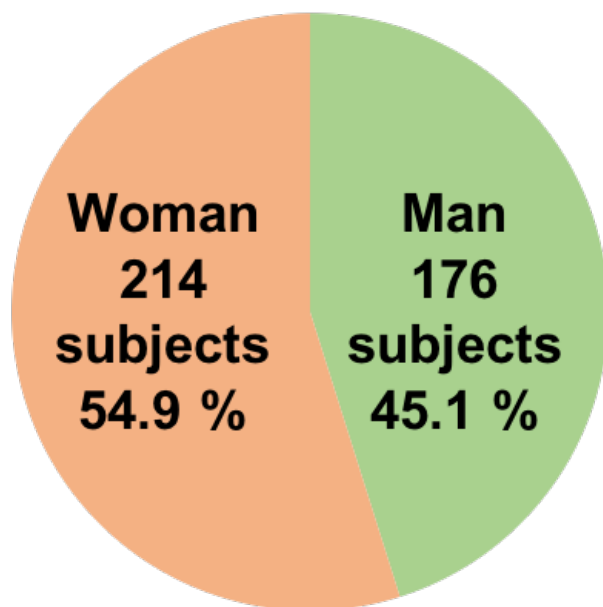


図 5.1 被験者データの男女比

元画像 (図 5.2, 図 5.3), 元画像に対して FSL による前処理 (位置合わせ等) を行った画像 (図 5.4, 図 5.5), それに加え頭蓋骨, 頭皮など, 灰白質, 白質, 髄液以外を除いた脳組織部のみを抽出した画像 (図 5.6, 図 5.7) の 3 種類を用いる. DTI は水分子の拡散方向を高輝度に示した画像であり, 頭蓋骨等に関しては撮像されていないものとする. そこで DTI は前処理を行っていない構造画像 (図 5.8) の 1 種類のみを用いて検証を行う.

5.3 データの標準化

本研究で用いるデータセットは, 広い範囲のボクセル値を持っており, また各撮像シーケンスにおいて範囲が大きく異なっている. そのため, 異なる大きさの特徴を同じ空間で計算できるように各撮像シーケンスごとに標準化を用いる. 学習データは測定する時の単位によって数値は大きく変化する. それに伴い, 分布の形状も大きく変化してしまう. 測定した際の単位の影響を取り除く一つの方法として, 個々の特徴を平均 0, 分散 1 に標準化することが挙げられる.

本研究では, 元のデータ X の平均 μ と標準偏差 σ を用いて式 (5.2) のように線形変換

5.3 データの標準化

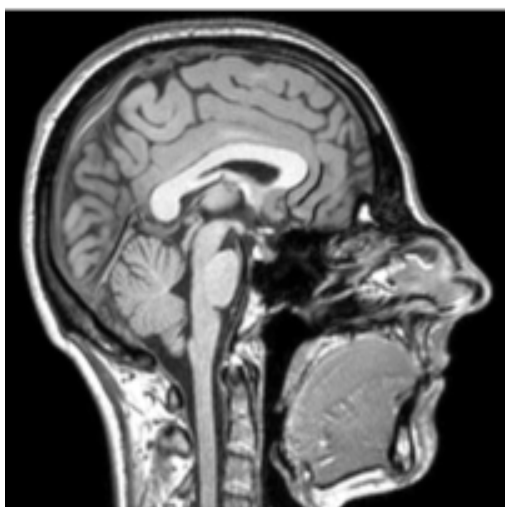


図 5.2 前処理なし T1 強調画像

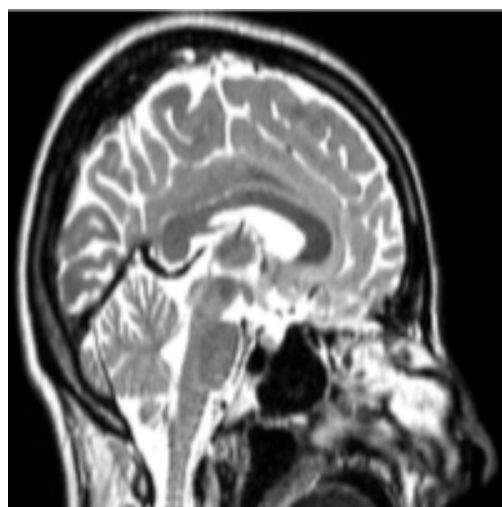


図 5.3 前処理なし T2 強調画像

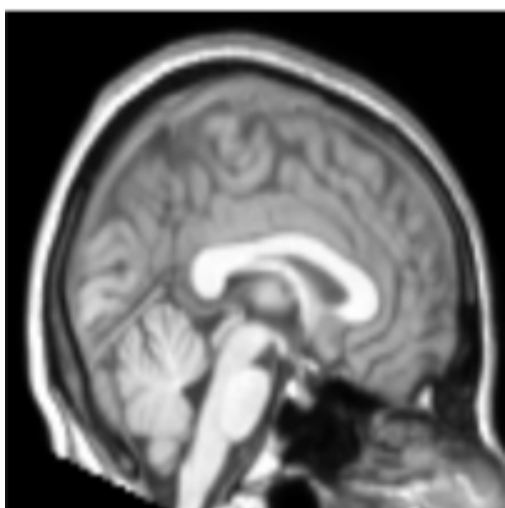


図 5.4 位置合わせを行った T1 強調画像

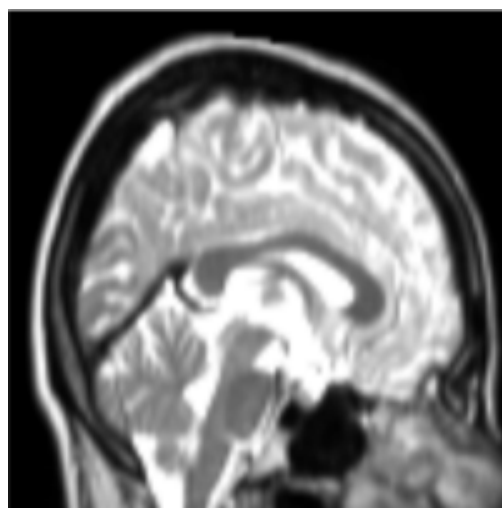


図 5.5 位置合わせを行った T2 強調画像

する.

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad (5.2)$$

5.4 データの前処理

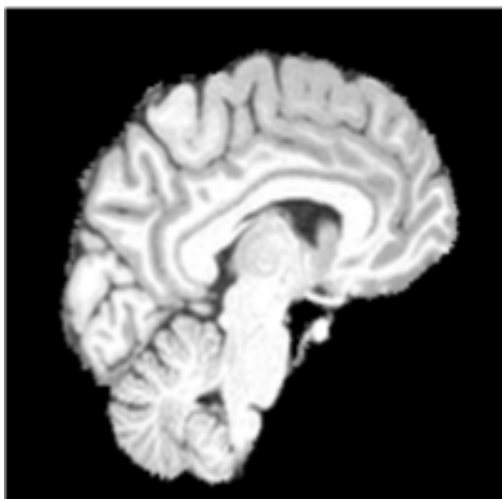


図 5.6 脳抽出部のみ T1 強調画像

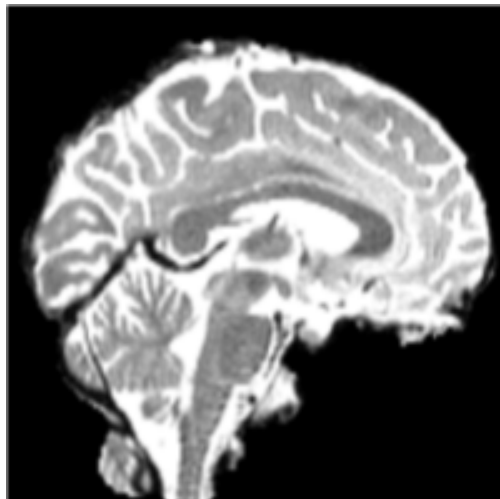


図 5.7 脳抽出部のみ T2 強調画像

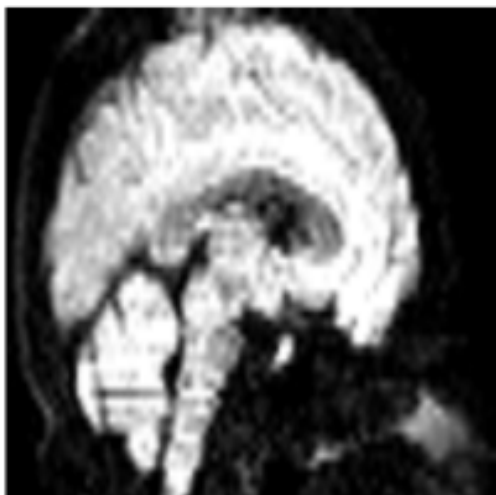


図 5.8 前処理なし DTI

CNN に入力する頭部 MRI 構造画像

5.4 データの前処理

データの前処理として FSL(FMRIB Software Library)[10] を用いる。FSL とは、MRI 脳構造画像または、拡散画像データのための画像解析と統計ツールを含むソフトウェアライブラリのことである。

5.5 実験環境

表 5.1 シミュレーション実行環境

Property	Detail
CPU	E5-2698 v4 @ 2.20GHz x80
GPU	Tesla V100-SXM2-32GB
OS	Ubuntu 16.04.4
Deep Learning Frameworks	Keras, Tensorflow

5.5 実験環境

3D-CNN モデルは Keras(Tensorflow backend) を使い, 表 5.1 の環境でシミュレーションを行った.

5.6 事前実験

本研究において学習モデルのハイパーパラメータを決定するための事前実験を行なった. 「Optimizer」と「Learning rate」について, [Adam 0.01], [Adam 0.001], [Adam 0.0001], [Adagrad 0.01] の 4 種類を設定して, 学習回数は 200 とし, 学習を行なった. 入力画像は FSL による位置合わせを行なった T1・T2 強調画像, FSL による前処理を行っていない DTI の 3 種類を用いる. 入力画像ごとの結果を図 5.9, 図 5.10, 図 5.11 に示す. 結果より, [Adam 0.001] が最もバラつきが無く, 高精度な判別率が示されていることが分かる.

5.6 事前実験

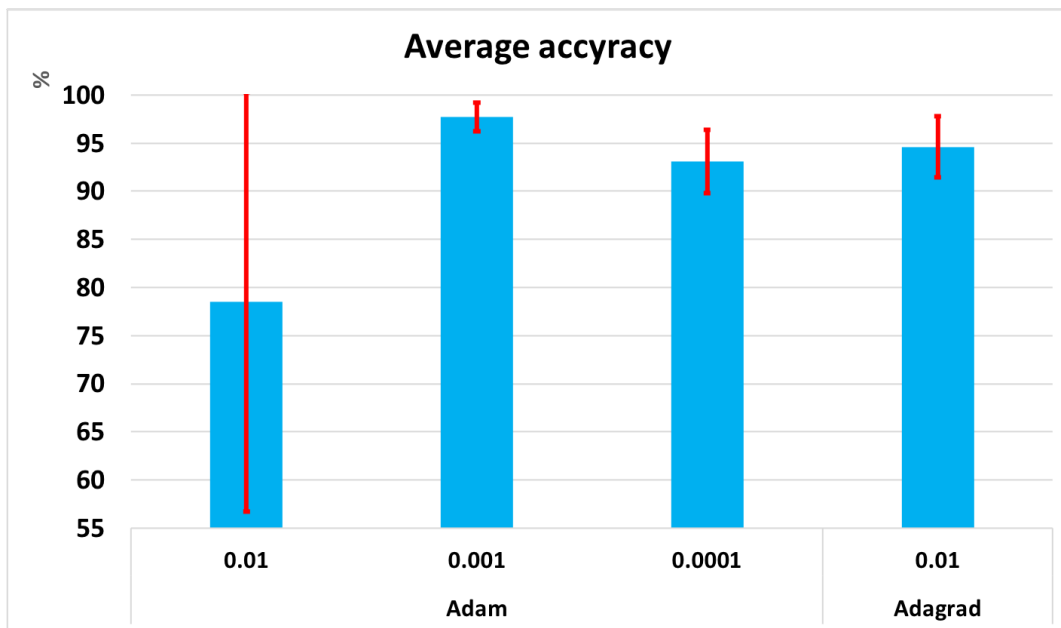


図 5.9 事前実験：T1 強調画像 (位置合わせ)

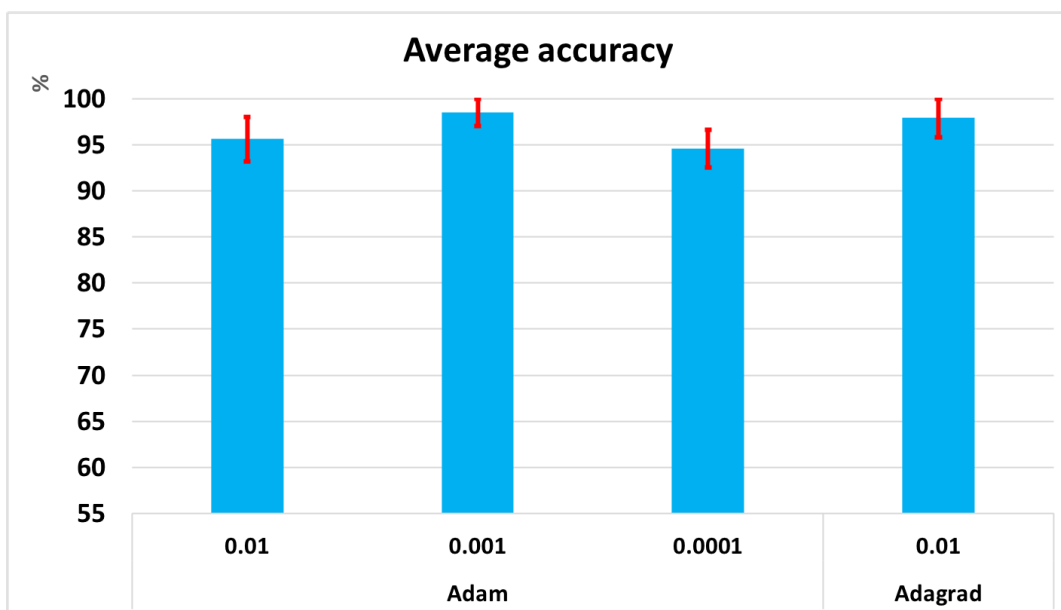


図 5.10 事前実験：T2 強調画像 (位置合わせ)

5.6 事前実験

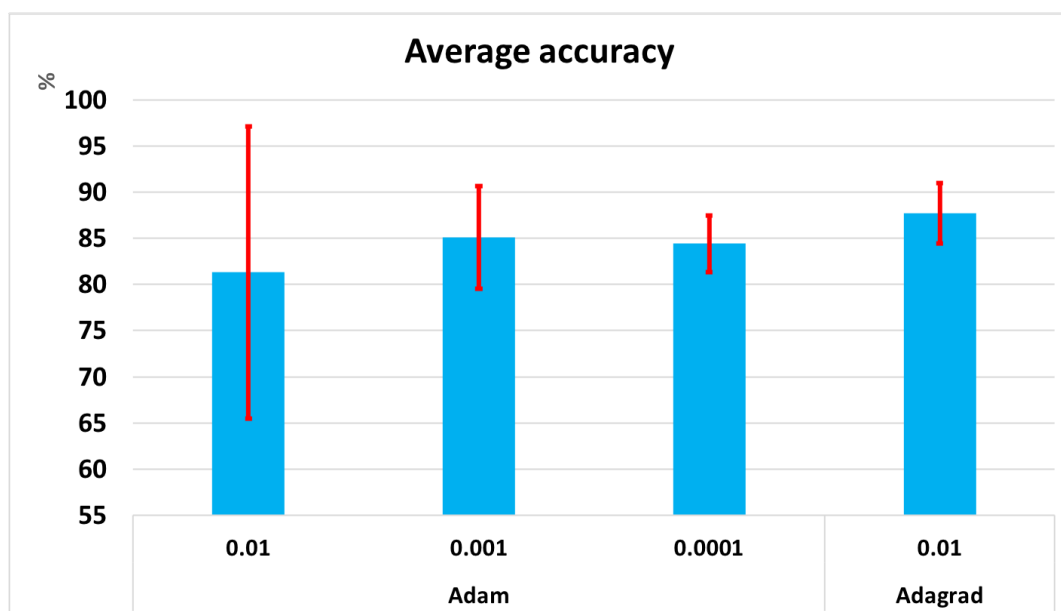


図 5.11 事前実験：DTI(前処理なし)

第 6 章

結果

T1・T2 強調画像・DTI において 3D-CNN を用いて男女の性別識別を 5 分割交差検証法を用いて行った結果を以下に示す。学習経過をグラフ化したものを入力画像ごとに Accuracy と Loss に分けて図 6.1, 図 6.2, 図 6.3, 図 6.4, 図 6.5, 図 6.6, 図 6.7 に示す。また, 5 分割交差検証法を用いた Accuracy の平均 (Average: ave) と標準偏差 (Standard Deviation: s.d.) の各数値とグラフ化したものを表 6.1 と図 6.8 に示す。

結果より T1 強調画像の位置合わせ処理を行った画像は 97.7%と, 同じ処理を行った吉田ら [2] の結果とほぼ同等な判別率となっている。T2 強調画像は前処理に関係なく T1 強調画像とほぼ同等な結果となっている。T1・T2 強調画像においては, FSL による前処理を行わない画像と位置合わせのみを行う画像に対して, FSL によって脳組織部のみの抽出を行った画像は判別率が低い結果となった。T1 強調画像は 15 ポイント, T2 強調画像は 12 ポイント低い。DTI においては T1, T2 強調画像の脳組織部のみの画像とほぼ同等な結果となっている。

表 6.1 5 分割交差検証法結果 (%)

	前処理	1st	2nd	3rd	4th	5th	ave.	s.d.
T1	なし	100	97.3	99.1	97.3	99.1	98.6	1.07
	あり	100	96.2	96.2	98.7	97.4	97.7	1.50
	脳*	93.6	79.5	85.9	78.2	79.5	83.3	5.79
T2	なし	99.1	96.4	91.8	97.3	97.3	96.4	2.44
	あり	96.2	100	100	97.4	98.7	98.5	1.50
	脳*	88.5	80.8	84.6	88.5	84.6	85.4	2.88
DTI	なし	92.3	82.1	91.0	82.1	78.2	85.1	5.54

(*:灰白質, 白質, 髄液以外を除いた脳画像)

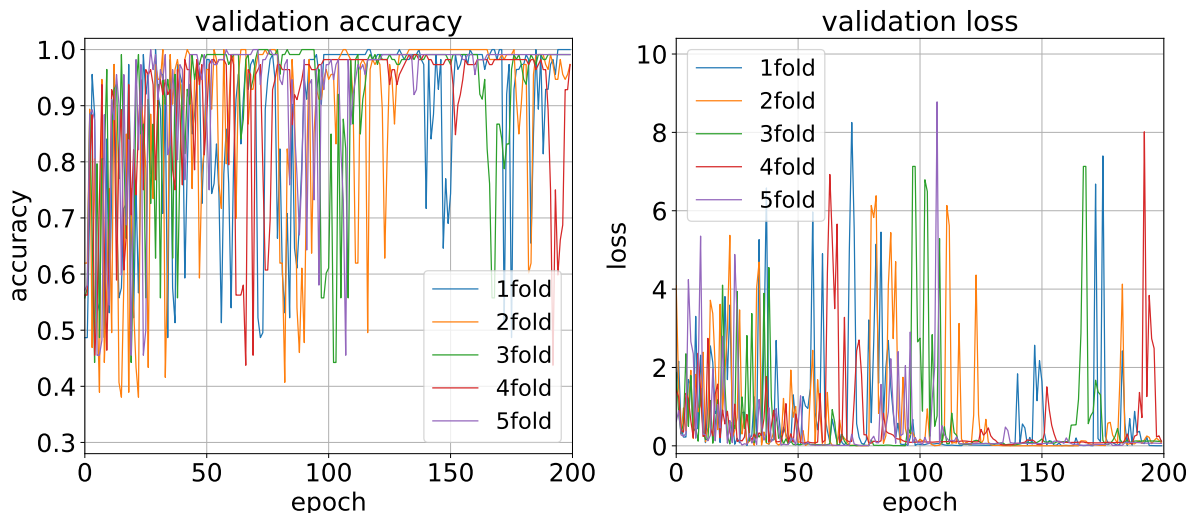


図 6.1 T1 強調画像-FSL 処理なし

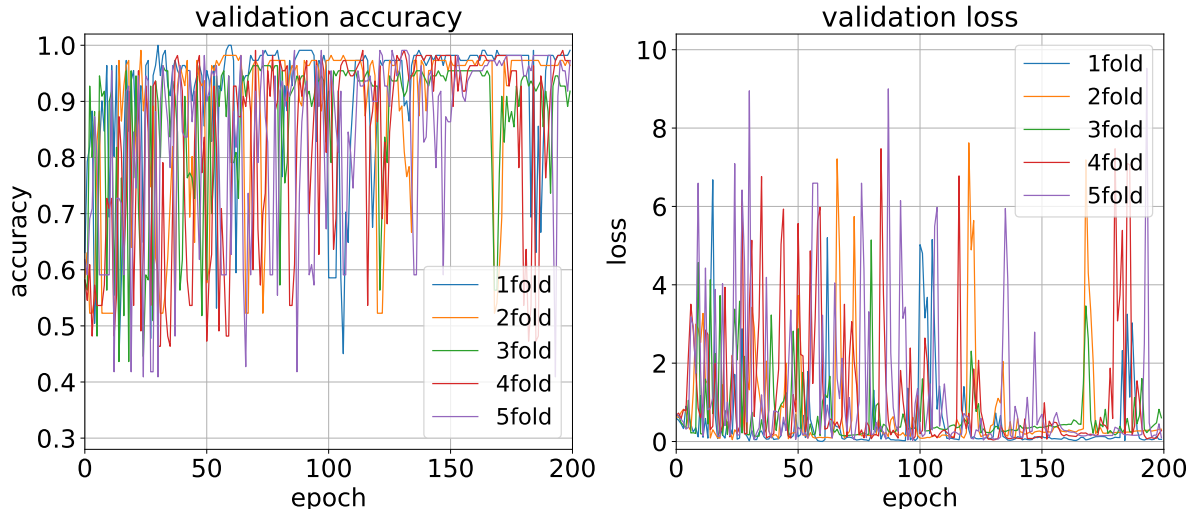


図 6.2 T2 強調画像-FSL 処理なし

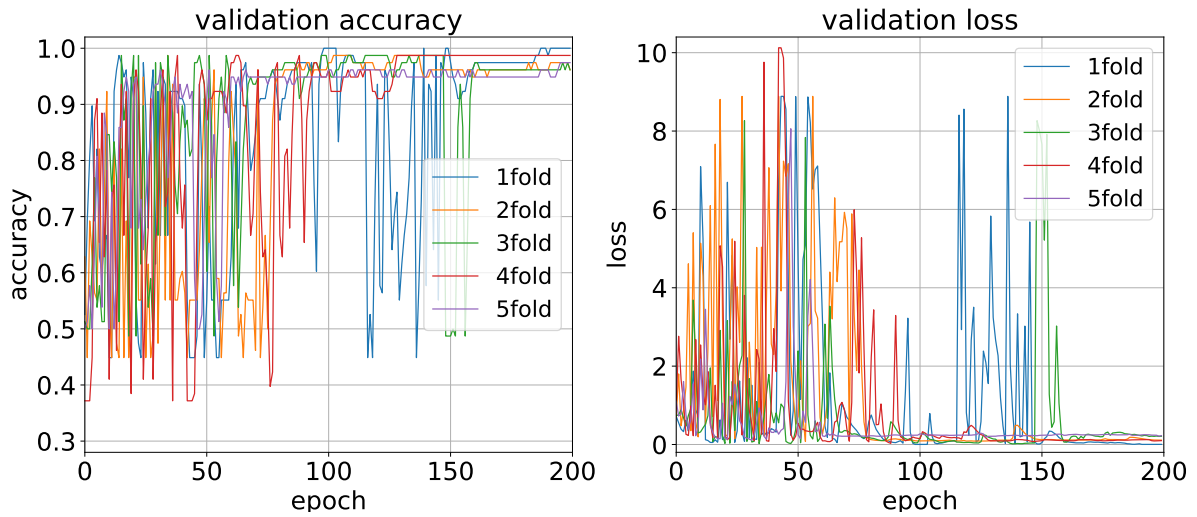


図 6.3 T1 強調画像-FSL 位置合わせ

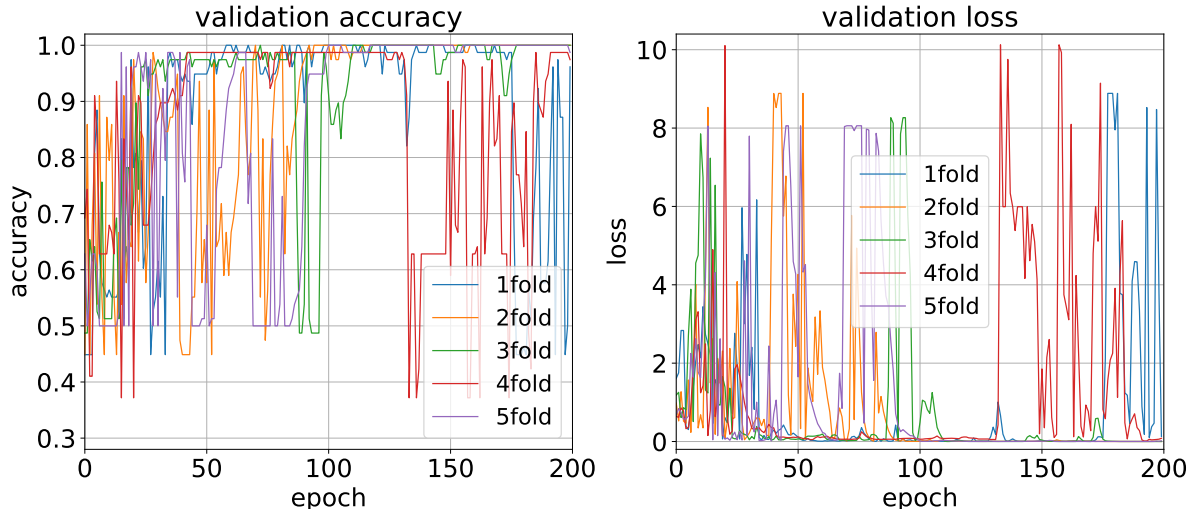


図 6.4 T2 強調画像-FSL 位置合わせ

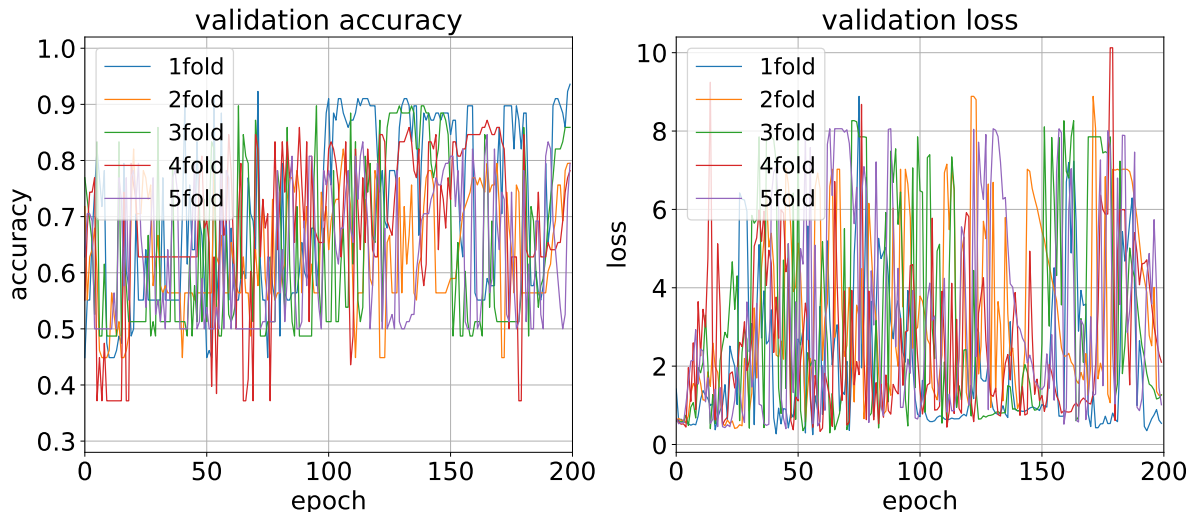


図 6.5 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出

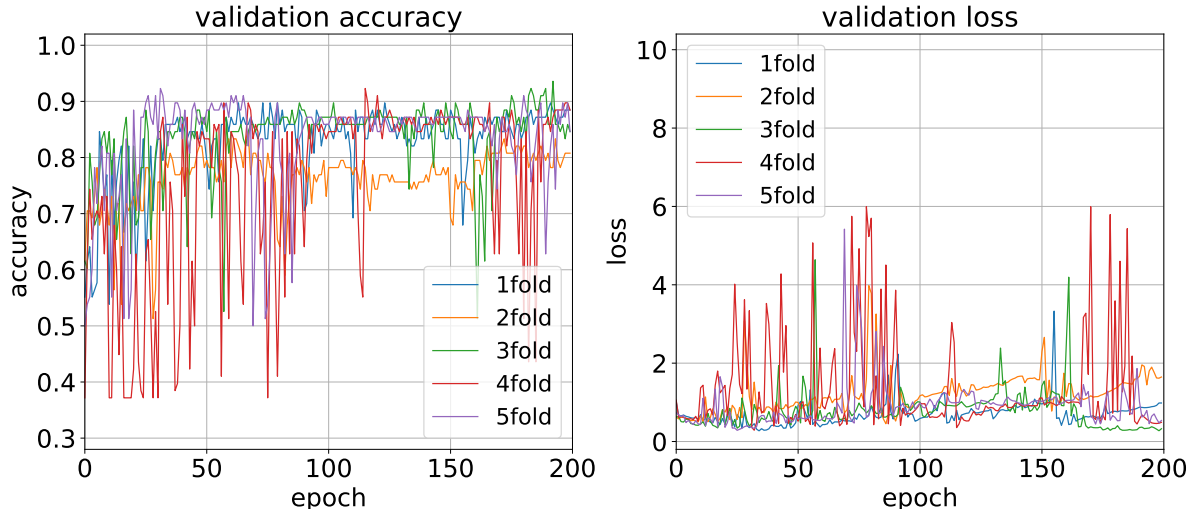


図 6.6 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出

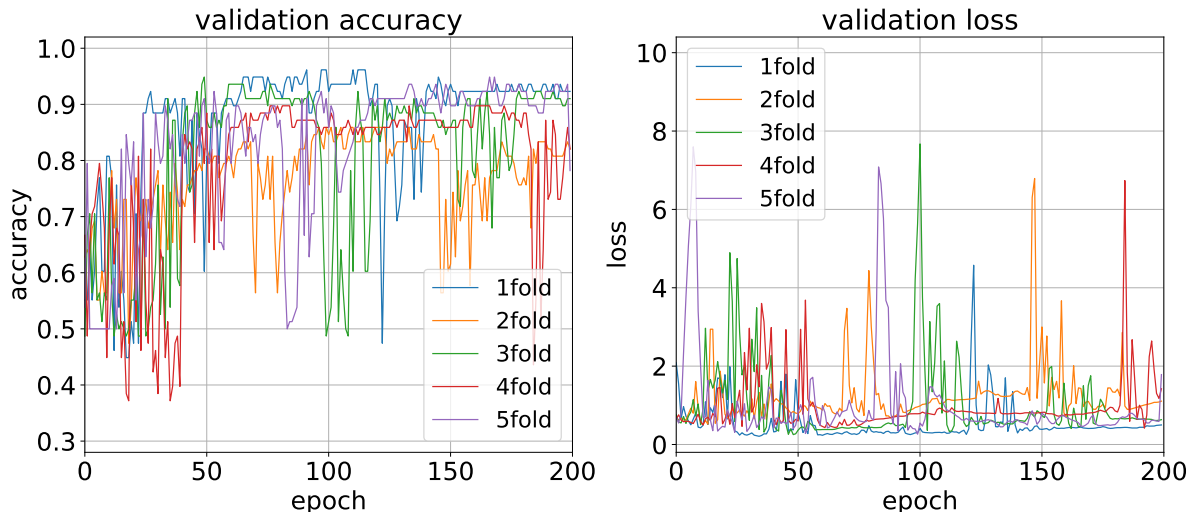


図 6.7 DTI-FSL 処理なし

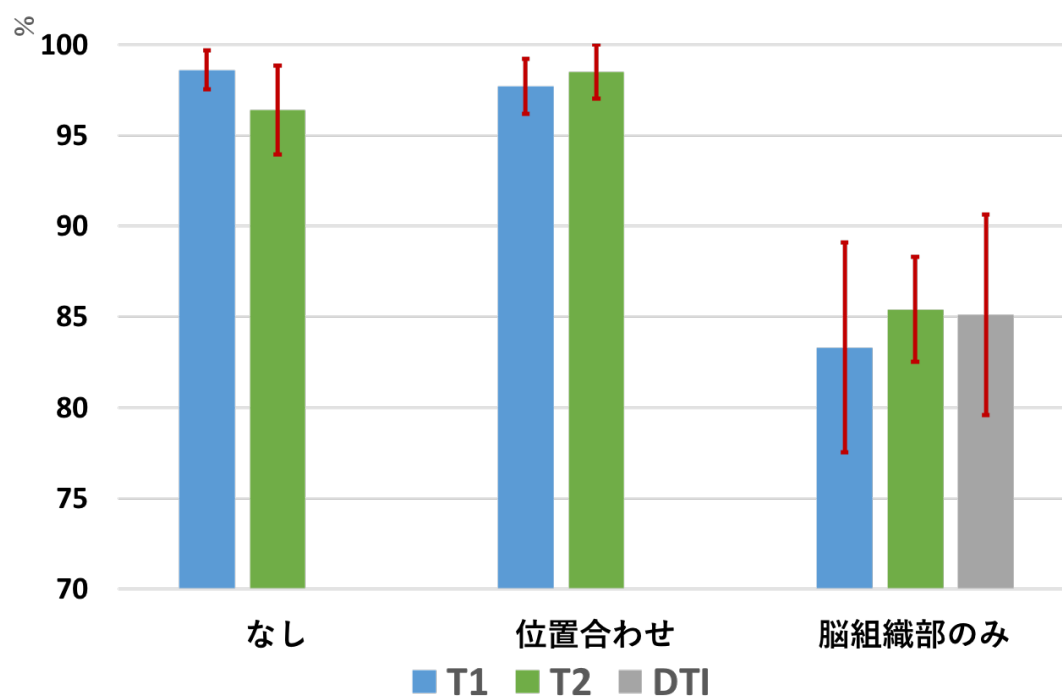


図 6.8 5 分割交差検証方の平均・標準偏差

第7章

考察

各入力画像における学習経過のグラフより、判別率と損失共に、学習回数が進むにつれて数値の振れ幅が小さくなっており、適切に学習されていると考えられる。T1・T2強調画像においてはFSLによる前処理に関係なく判別率がほぼ同等となっており、男女の識別における差はないと言える。前処理を行っていない、もしくは前処理により位置合わせのみを行ったT1、T2強調画像では、交差検証法において100%を記録する回があり、高い判別率を示している。対して、脳のみ画像では、90%を超える回がほとんどなく低い判別率を示している。高い判別率を示しており、脳以外の部分を男女の特徴として捉えていると言える。位置合わせを行った画像とそれに加え脳組織部のみの抽出を行った画像とで判別率に大きな差があり、頭蓋骨、頭皮等が影響しているのではないかと考えられる。DTIにおいては脳組織部のみのT1・T2強調画像と同等の判別率を示しており、DTIはT1・T2画像と同様に性別を推定することができると言える。この結果より、DTIは水分子が拡散する方向の情報を持っているはずだが、学習において注目されていないと考える。

今後の研究課題としては、白質・灰白質のみを抽出した脳構造画像を用いた検証を行うことで、脳のどの部分を注目して学習しているのかを特定することができるのではないかと考えている。MRIにおいて、3Tスキャナを用いた方が1.5Tスキャナに比べて空間解像度が向上すると報告されている[11]。本研究で用いたIXIデータセットは1.5Tと3Tの2種類のスキャナを用いられているため、どちらかの解像度に合わせて学習を行うべきではないかと考えられる。また、男女において脳萎縮に対する年齢の影響はあると

されており [12], 年齢幅ごとに学習させることで結果が変わることがあるのではないかと考える. また, DTI は 3D-CNN において水分子の拡散情報はチャンネルに入力しており, 各チャンネルでは独立に学習されてしまい関連性を持たせられない. そのため, 関連性を持たせるために 4D-CNN などといった, 新たなモデルの検討が必要となってくると考えられる.

第 8 章

結論

T1 強調画像を用いた脳と年齢、性別の関連性は多く研究されているが、医療現場においても用いられている T2 強調画像や拡散テンソル画像の研究はあまり報告されていない。各撮像シーケンスにおいて注目して撮像されている部分が違う。そこで、本研究は IXI データセットに対して、3D-CNN を用いて撮像シーケンスの性別推定への影響を目的として行った。結果は FSL による同じ前処理を行った画像においてはほぼ同等な結果となっており、本実験で用いたモデルにおいては T1・T2 強調画像・DTI は同様に性別を推定可能であると言える。これらを踏まえて今後の研究課題として、白質・灰白質のみを抽出した脳構造画像を用いた検証や拡散テンソル画像に対する新たな推定モデルの検討が挙げられる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導いただいた高知工科大学情報学群吉田真一准教授に心から感謝いたします。三年時に配属された時は、プログラミングに弱く、知識もほとんど無いような状態でしたが、ITnewsに始まり、細かいところから丁寧に説明・解説していただくことで、少しは成長できがのではないかなと思っています。修士ではこれまでに以上に迷惑をおかけするかもしれませんが、根気よく付き合っただけだと嬉しいです。今後ともよろしくお願いします。

高知工科大学情報学群濱村昌則教授、ならびに門田宏准教授には本研究の副査をして頂きました。お二方にはお忙しい中、梗概や発表での至らない点などをご教授いただき、研究をより深いものとすることができました。深く感謝申し上げます。

また、四宮友貴助教にもpythonを手取り足取り教えていただいたり、本研究の内容についても多くの助言をいただき、とても感謝しています。7月に参加した広島学会は自分にとって初めての学会で、手取り足取り教えていただくことがほとんどでしたが、とても自信に繋がるものとなりました。引き続き、残りの2年間もよろしくお願いします。

同研究室の方々にも大変お世話になりました。卒業された佐々木氏、笹谷氏、中山氏、領内氏、畠山氏には三年生の時に輪講から始まり様々なイベントでお世話になりました。多く書くとこんなお世話をした覚えはないと言われそうなので、控えますが、先輩たちがいたからこそ楽しく研究室に行くことができました。修士の澤村氏、三浦氏は研究室の学生トップとして僕らを引っ張ってもらいました。特に三浦氏には、コードの修正や研究における議論だけでなくご飯に誘ってもらったりとプライベートにおいてもよくしてもらいました。バカになれる人と一緒にいるとこんなにも楽しいのかと体感しております。これからの誘いお待ちしております。また3年生の皆様にも大変お世話になりました。威張っているだけで、あまり先輩らしいことができていなかったですが、気さくに話しかけてくれたりと明るく楽しい方ばかりなのでこれからの研究室も安泰だろう

謝辞

と感じています。これからは就職活動や研究活動等で忙しくなると思いますが、悔いの無いように残りの大学生活を楽しみ、吉田研究室と一緒に盛り上げて行きましょう。

そして、同研究室で2年間共にした同期の東氏、高橋氏、高橋氏、筒井氏、野田氏、元木氏、には大変お世話になりましたこと、深く感謝いたします。高橋氏は同学年では唯一の女性ということもあり大変な思いをしていたかもしれませんが、高橋氏の真面目な姿を見るたびに自分も頑張らなければと思えました。元木氏は研究内容が似ているということもあり、色々と教えていただきました。とても助かりました。残りの東氏、高橋氏、筒井氏、野田氏は共に大学院へ入院ということで、2年後に揃って退院できるように頑張らしましょう。これからもよろしく願います。

そして、私を大学まで通わせてくれた家族に対しては、本当に心より感謝申し上げます。また、更に二年間お世話になる事を許していただきありがとうございます。今まで以上に勉学に励みたいと思います。

最後に、これまで支えてくださった先生や友人、研究に協力していただいた方へ、4年間関わってきた全ての皆様へ心からの感謝の気持ちと御礼を申し上げたく、謝辞に変えさせていただきます。

参考文献

- [1] Yasuyuki Taki, Benjamin Thyreau, Shigeo Kinomura, Kazunori Sato, Ryoji Goto, Ryuta Kawashima, Hiroshi Fukuda., Correlations among Brain Gray Matter Volumes, Age, Gender, and Hemisphere in Healthy Individuals, PLoS One, 6(7), 2011.
- [2] Shinichi Yoshida, Yuki Shinomiya, Takenobu Sasatani, Kaechang Park., Prediction of Human Characteristics from Brain Structural MRI using CNN, The 7th International Symposium on Frontier Technology: International Symposium on Frontier Technology(ISFT-2019), Pattaya, Thailand, 529–533, 2019.
- [3] Le Bihan MD, Jean - François Mangin, Cyril Poupon, Chris A. Clark, Sabina Pappata, Nicolas Molko, Hughes Chabriat., Diffusion tensor imaging: concepts and applications, Journal of Magnetic Resonance Imaging, 13(4), 534–546, 2001.
- [4] S. A. Huettel, A. W. Song, and G. M. 福山秀直監訳, fMRI 原理と実践 3rd edition, メディカル・サイエンス・インターナショナル, 2016.
- [5] LE BIHAN, D., Diffusion, perfusion and functional magnetic resonance imaging, Collège français de pathologie vasculaire, Congrès (29 ; Paris 1995-03-17)
- [6] K. Fukushima and S. Miyake. Neocognitron., A new algorithm for pattern recognition tolerant of deformations and shifts in position, Pattern Recognition, 15(6):455–469, 1982.
- [7] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner., Gradientbased learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11):2278–2324, 1998.
- [8] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks, InProc, of NIPS, 2012.
- [9] IXI Dataset., <https://brain-development.org/ixi-dataset>.
- [10] S.M. Smith, M. Jenkinson, M.W. Woolrich, C.F. Beckmann, T.E.J. Behrens, H.

参考文献

- Johansen-Berg, P.R. Bannister, M. De Luca, I. Drobnjak, D.E. Flitney, R. Niazy, J. Saunders, J. Vickers, Y. Zhang, N. De Stefano, J.M. Brady, P.M. Matthews. Advances in functional and structural MR image analysis and implementation as FSL, *NeuroImage*, 23(S1):208-19, 2004.
- [11] Katja Pinker, Ioannis Stavrou, Pavol Szomolanyi, Romana Hoeffberger, Michael Weber, Andreas Stadlbauer, Iris M, Noebauer-Huhmann, Engelbert Knosp, Siegfried Trattnig., Improved Preoperative Evaluation of Cerebral Cavernomas by High-Field, High-Resolution Susceptibility-Weighted Magnetic Resonance Imaging at 3 Tesla: 42(6), pp.346-351, 2007.
- [12] R. C. Gur, P. D. Mozley, S. M. Resnick, G. L. Gottlieb, M. Kohn, R. Zimmerman, G. Herman, S. Atlas, R. Grossman, and D. Berretta., Gender differences in age effect on brain atrophy measured by magnetic resonance imaging, 88(7), pp.2845–2849, 1991.

付録 A

交差検証法での fold ごとの結果

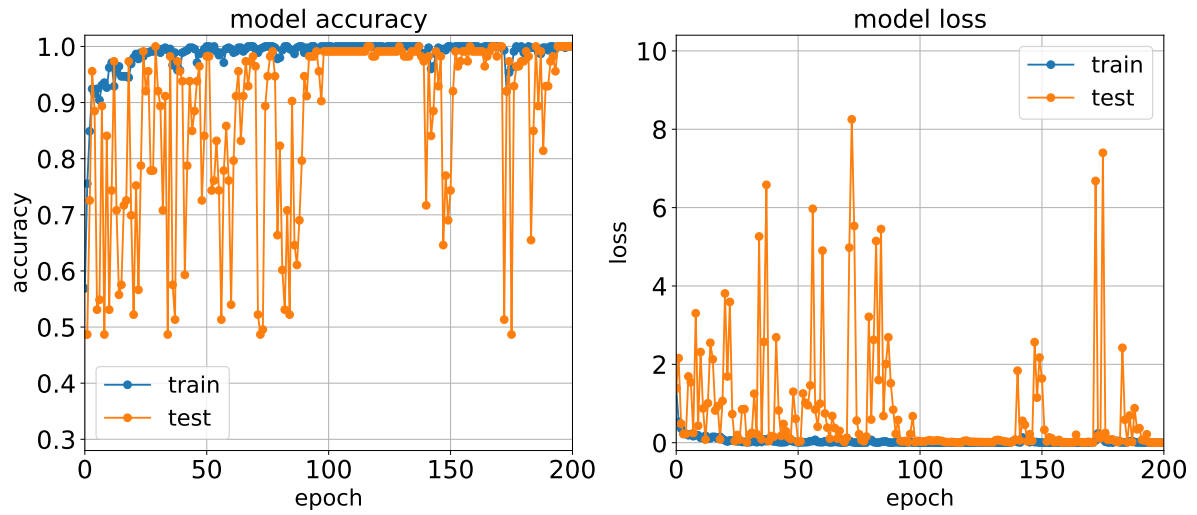


図 A.1 T1 強調画像-FSL 処理なし (fold1)

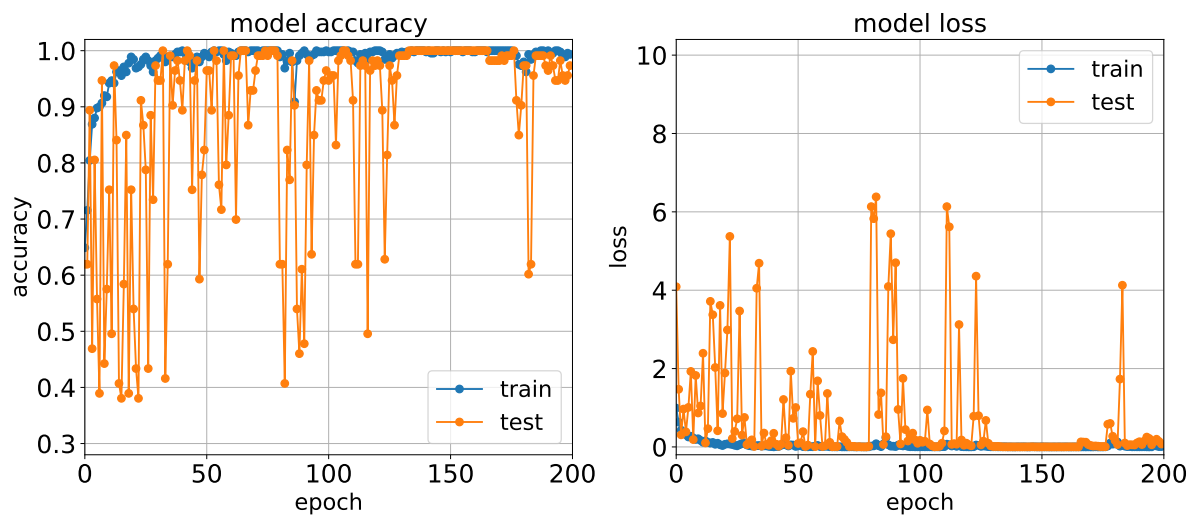


図 A.2 T1 強調画像-FSL 処理なし (fold2)

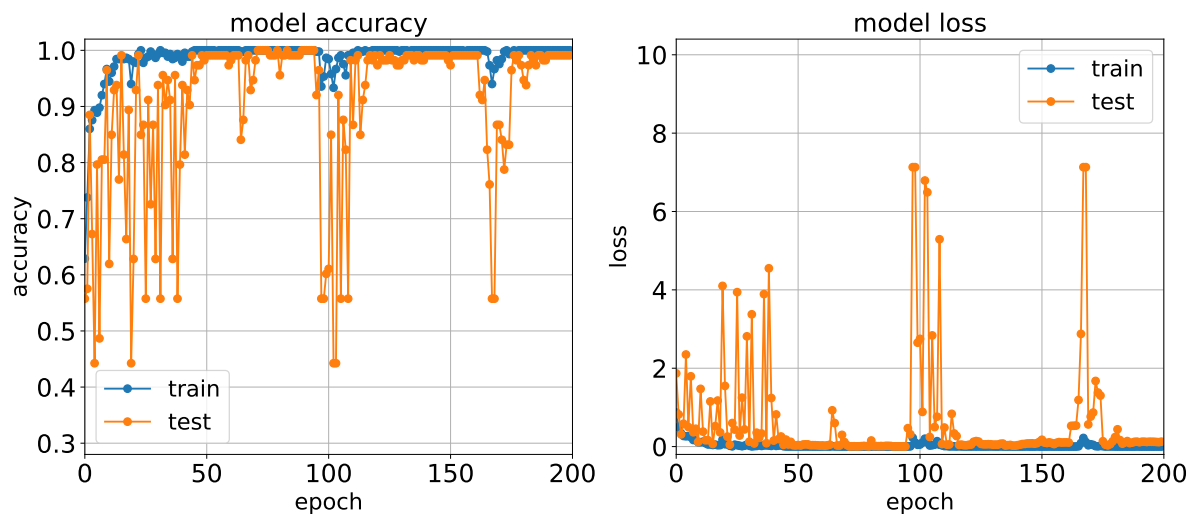


図 A.3 T1 強調画像-FSL 処理なし (fold3)

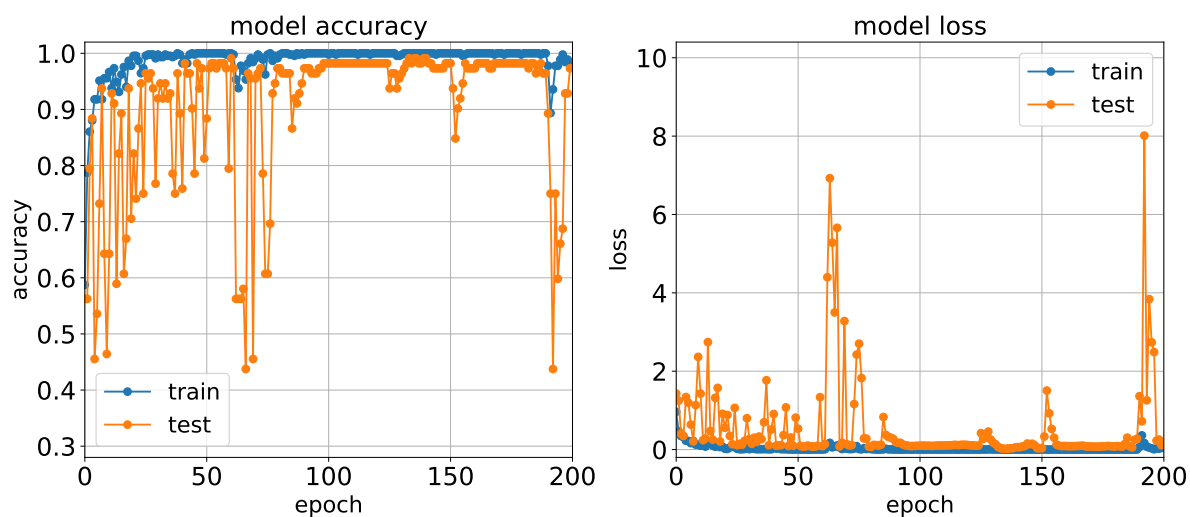


図 A.4 T1 強調画像-FSL 処理なし (fold4)

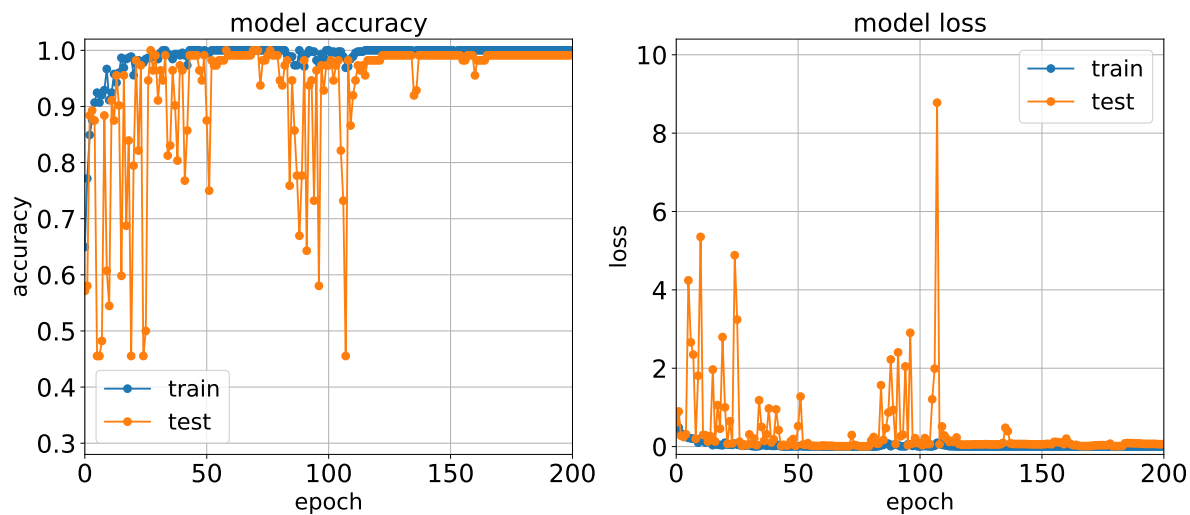


図 A.5 T1 強調画像-FSL 処理なし (fold5)

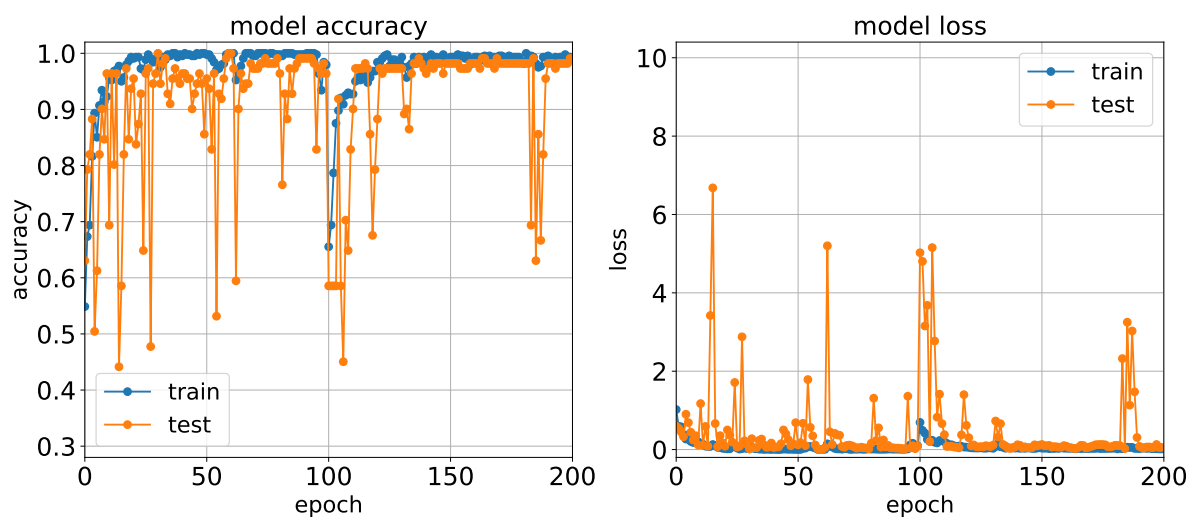


図 A.6 T2 強調画像-FSL 処理なし (fold1)

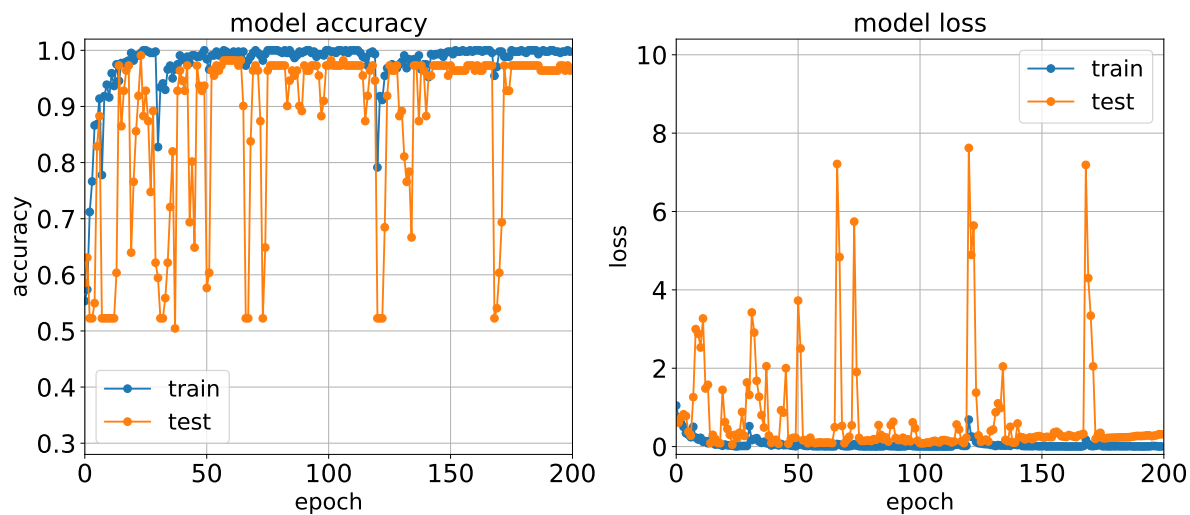


図 A.7 T2 強調画像-FSL 処理なし (fold2)

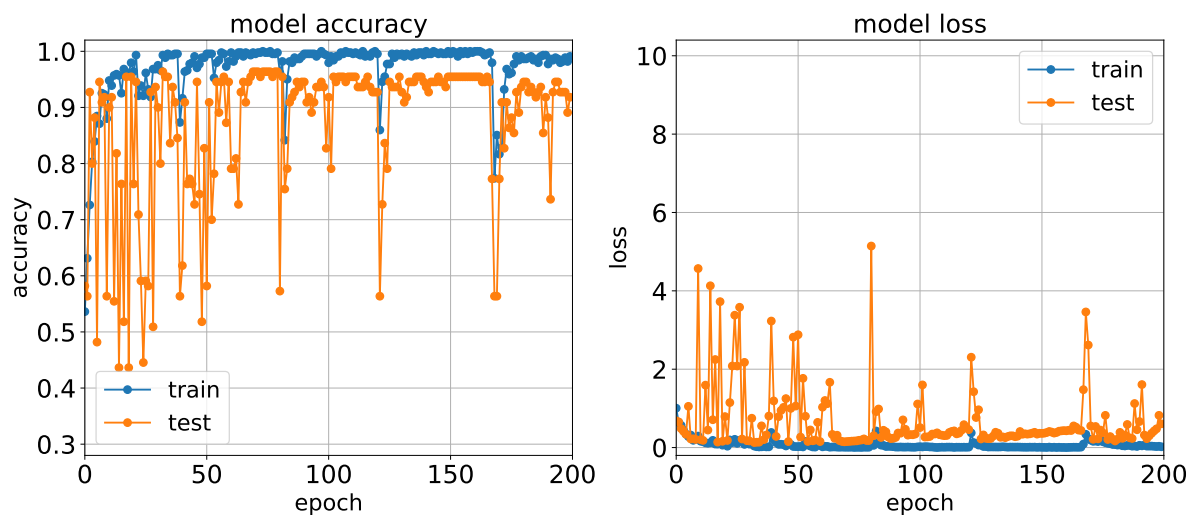


図 A.8 T2 強調画像-FSL 処理なし (fold3)

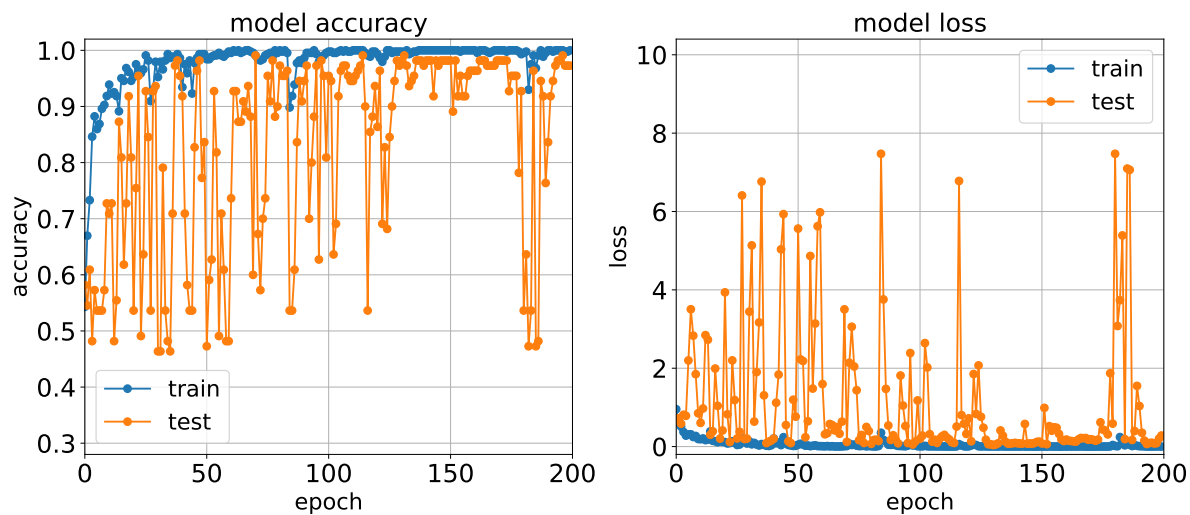


図 A.9 T2 強調画像-FSL 処理なし (fold4)

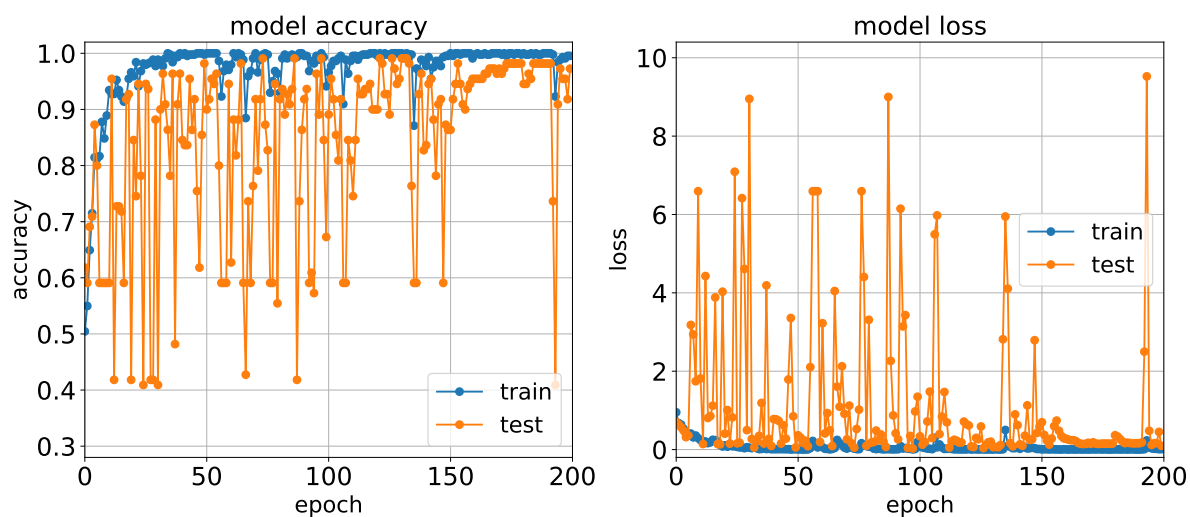


図 A.10 T2 強調画像-FSL 処理なし (fold5)

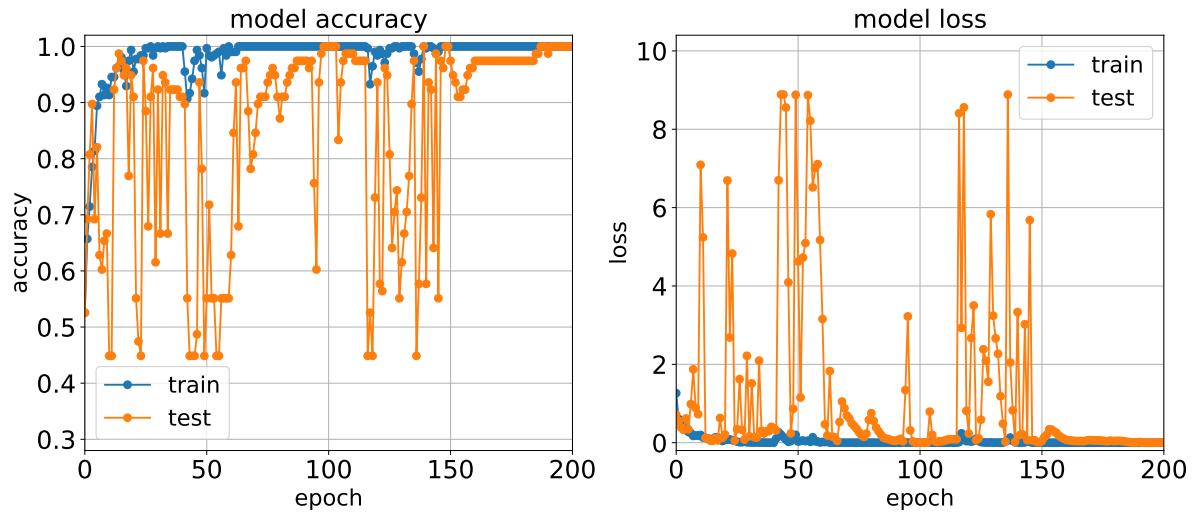


図 A.11 T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold1)

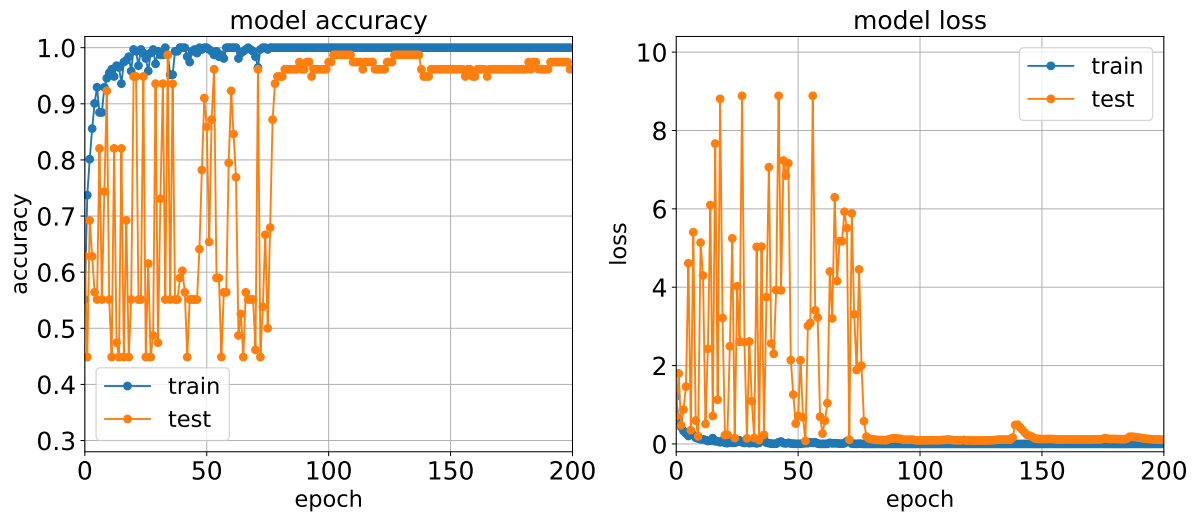


図 A.12 T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold2)

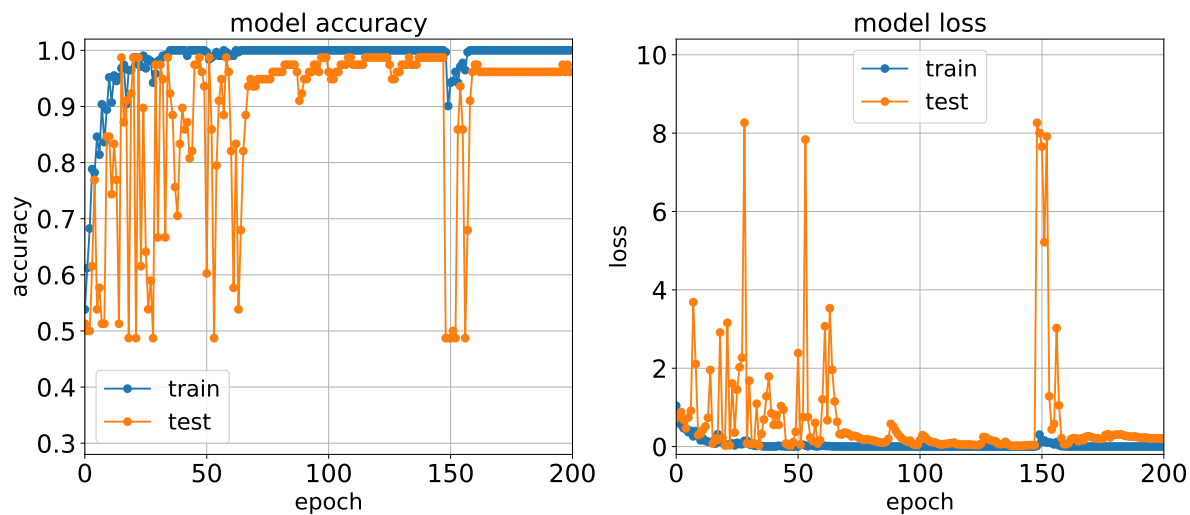


図 A.13 T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold3)

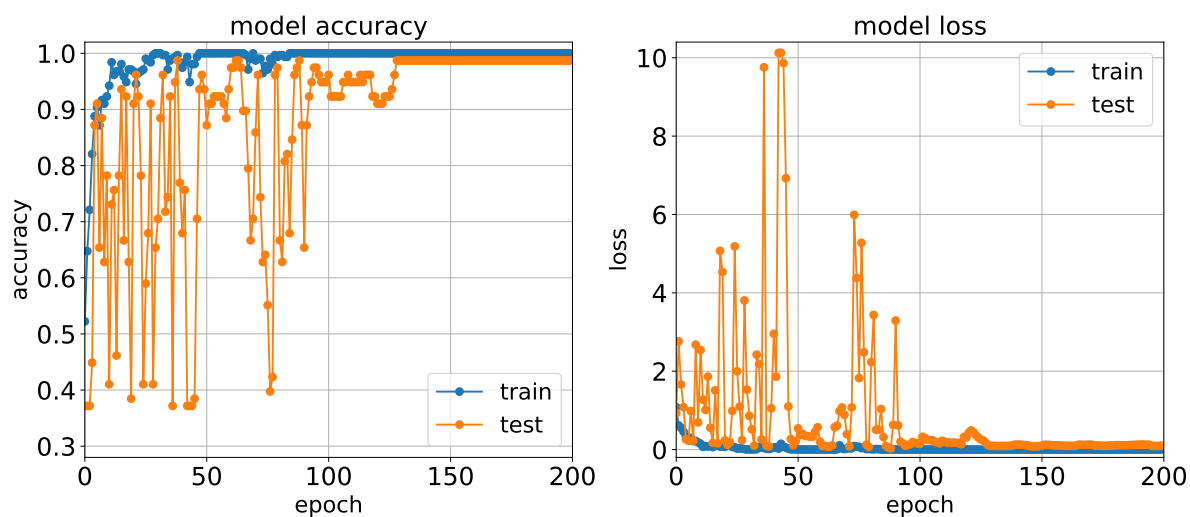


図 A.14 T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold4)

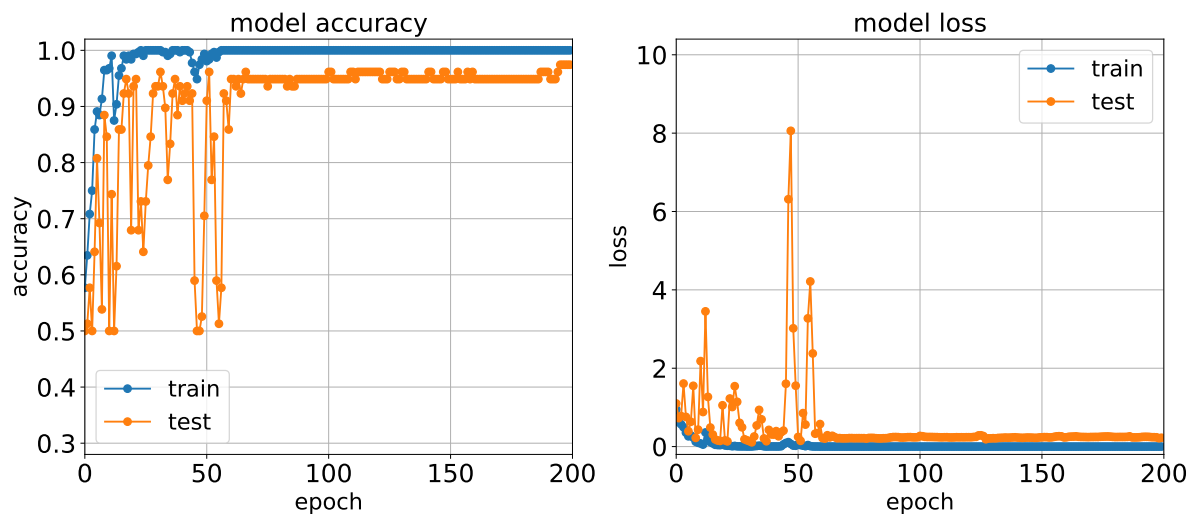


図 A.15 T1 強調画像-FSL 位置合わせ (fold)5

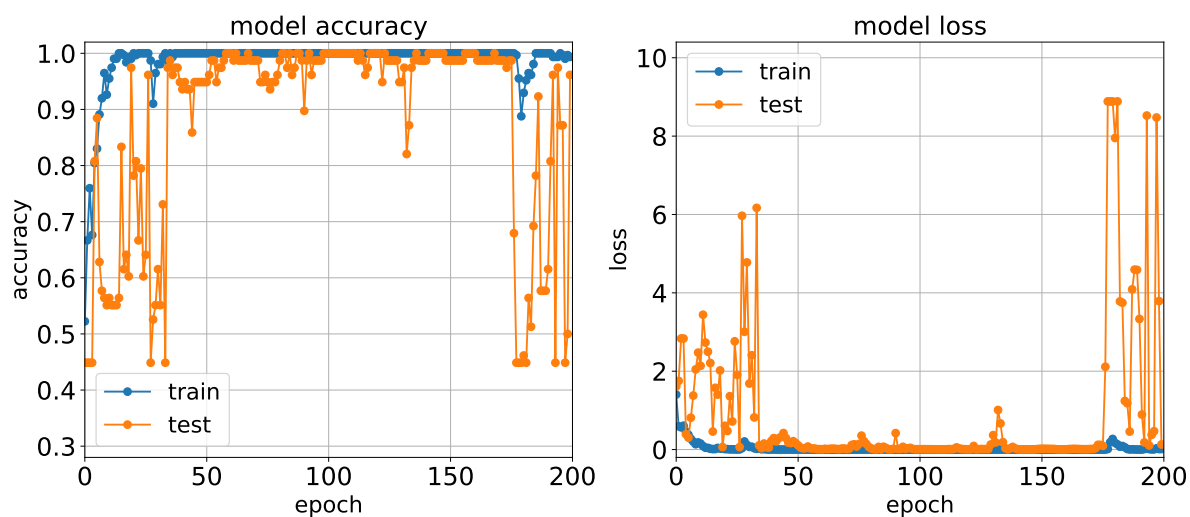


図 A.16 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold1)

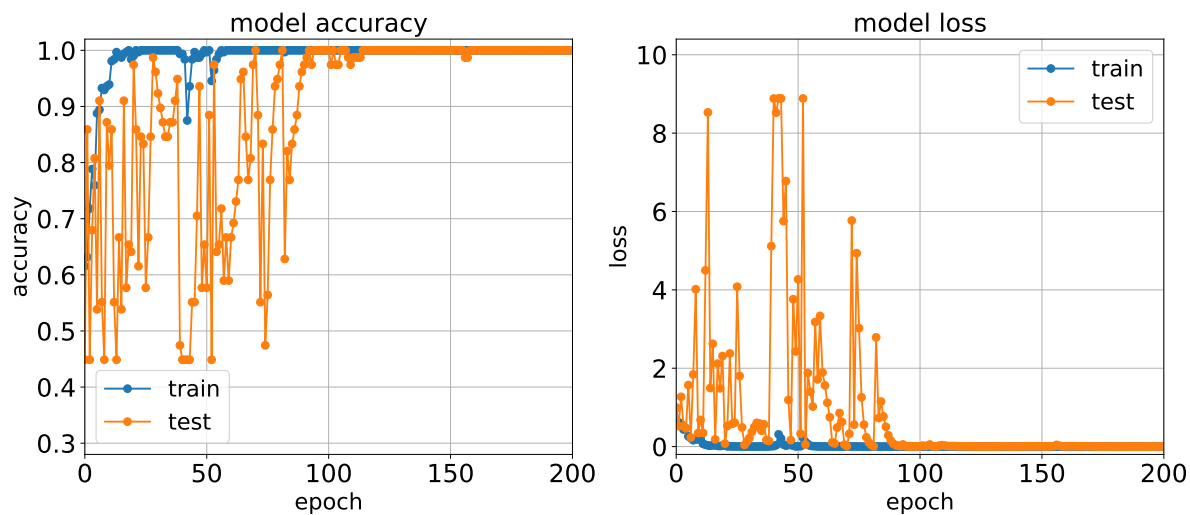


図 A.17 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold2)

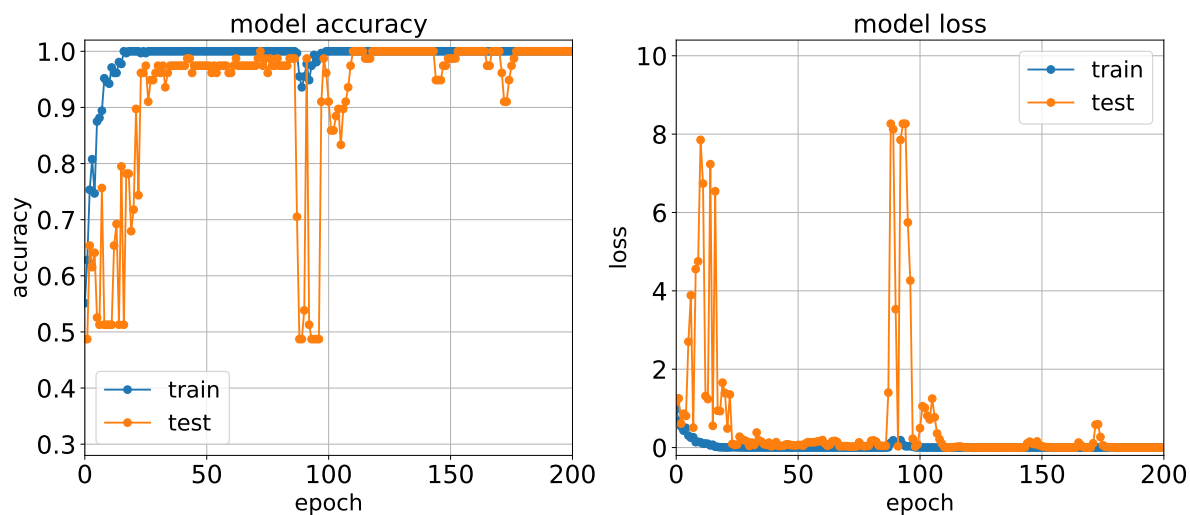


図 A.18 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold3)

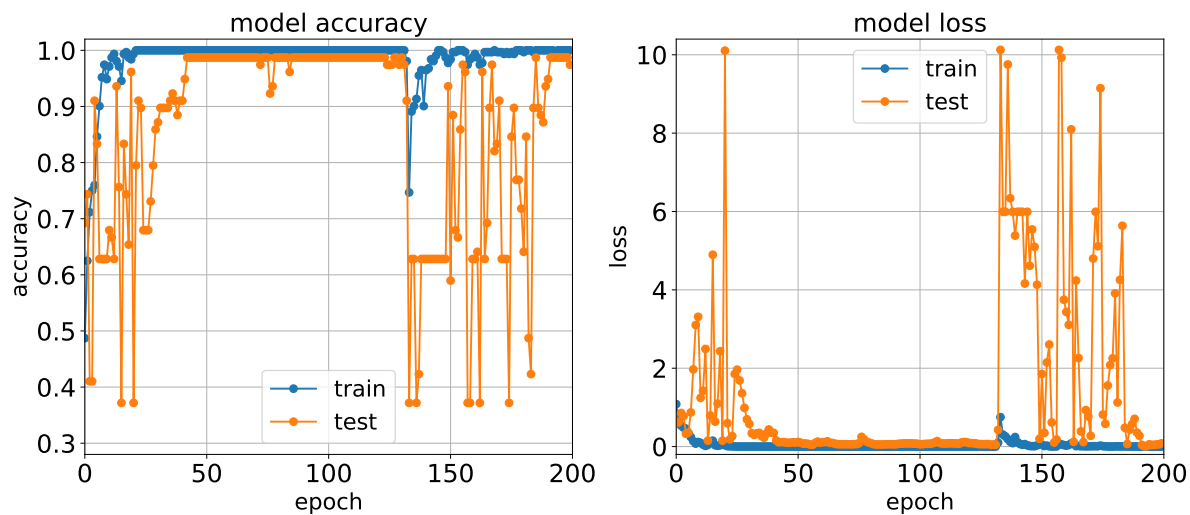


図 A.19 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold4)

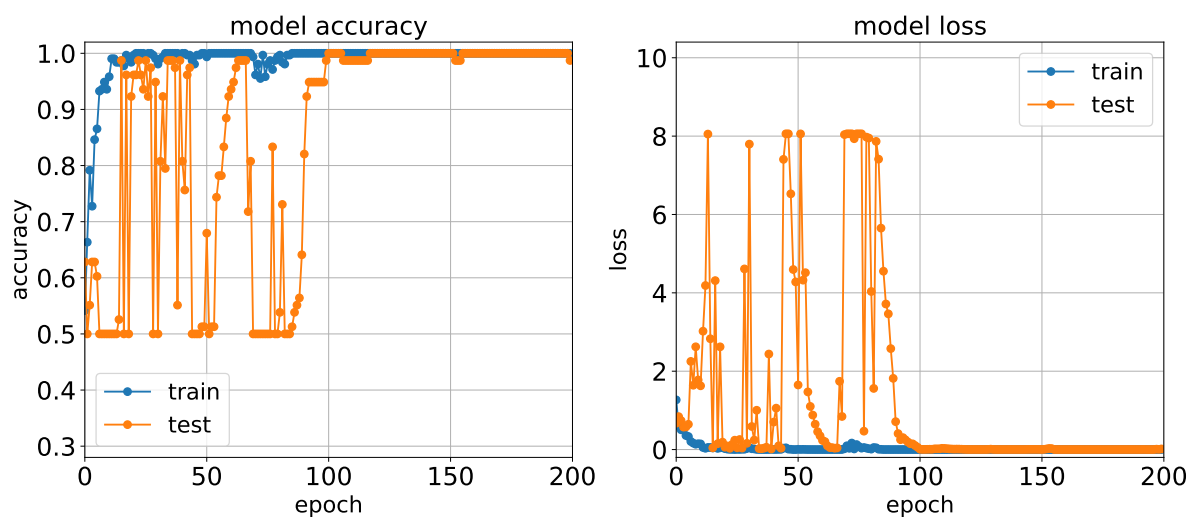


図 A.20 T2 強調画像-FSL 位置合わせ (fold5)

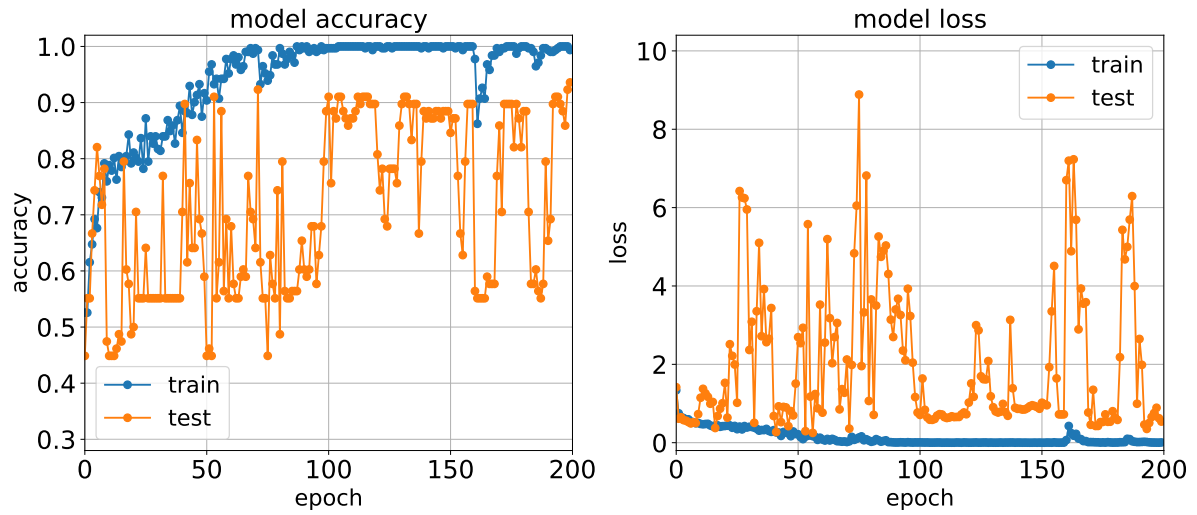


図 A.21 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold1)

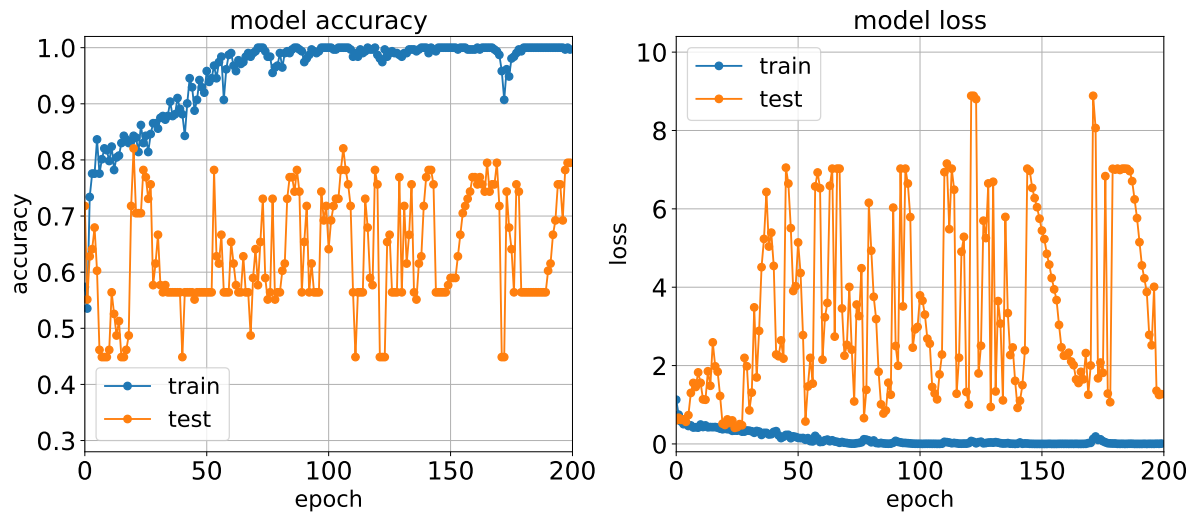


図 A.22 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold2)

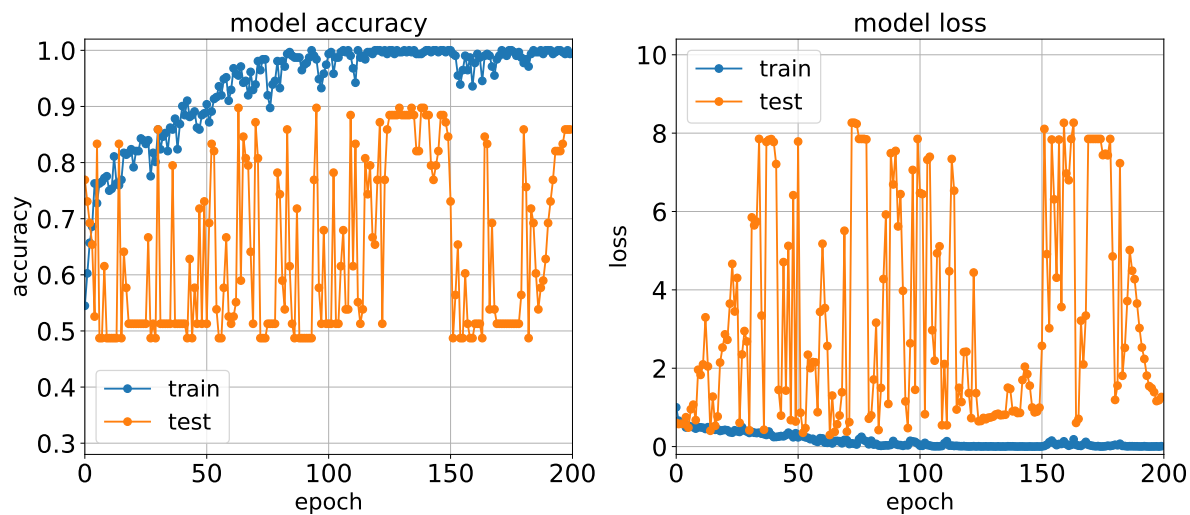


図 A.23 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold3)

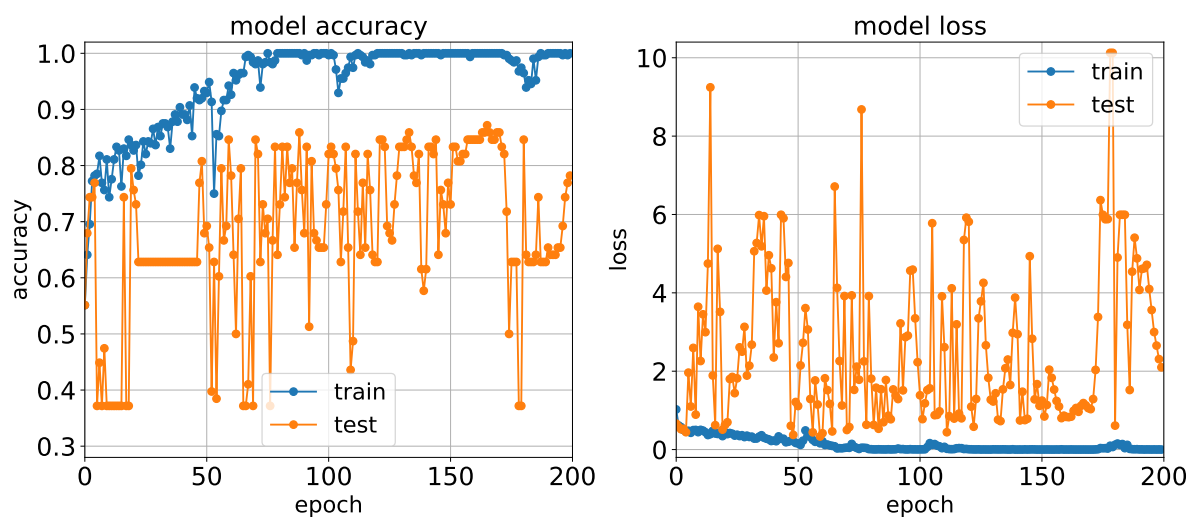


図 A.24 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold4)

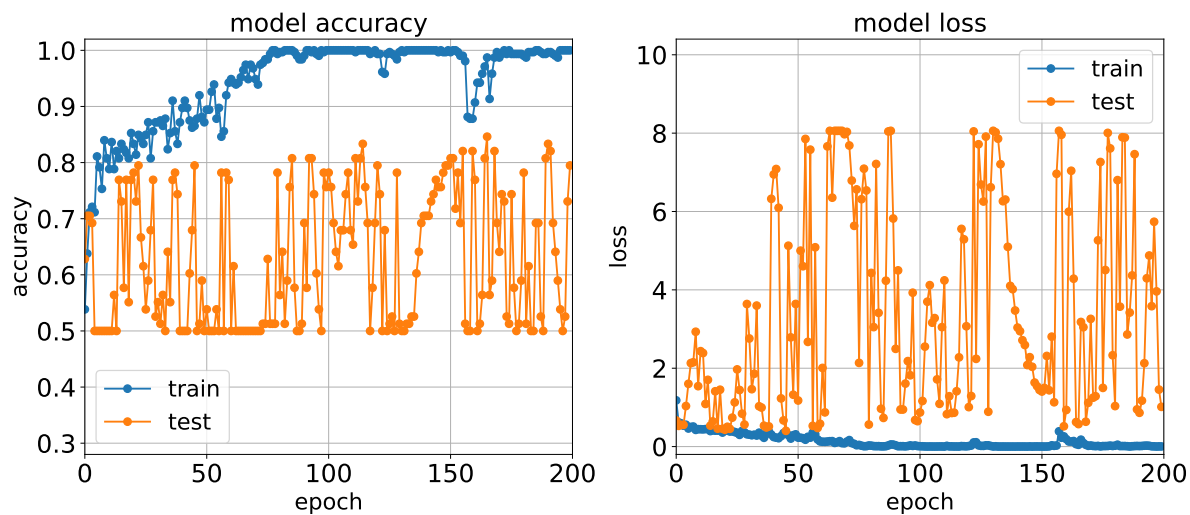


図 A.25 T1 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold5)

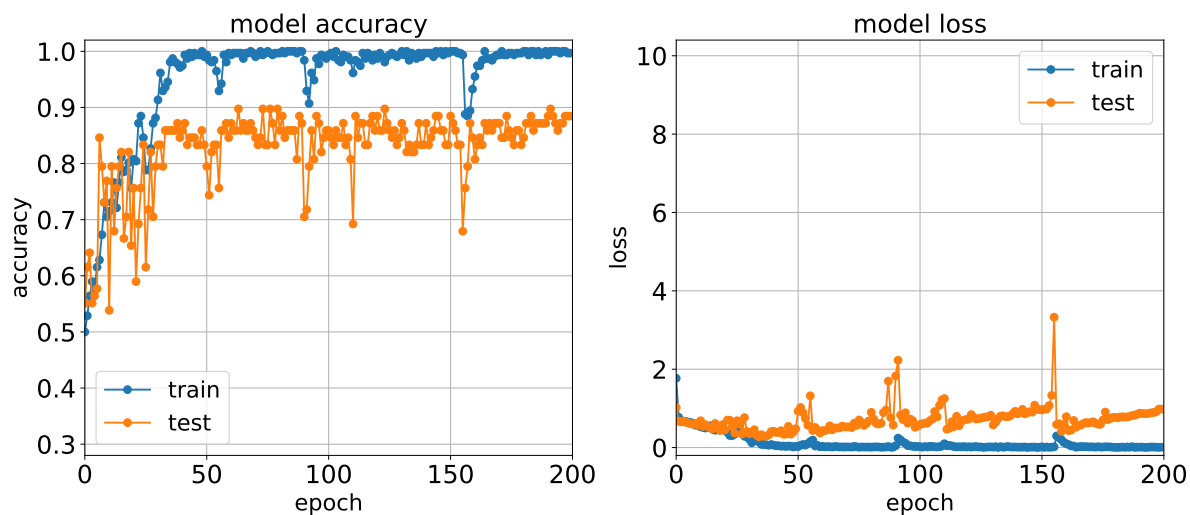


図 A.26 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold1)

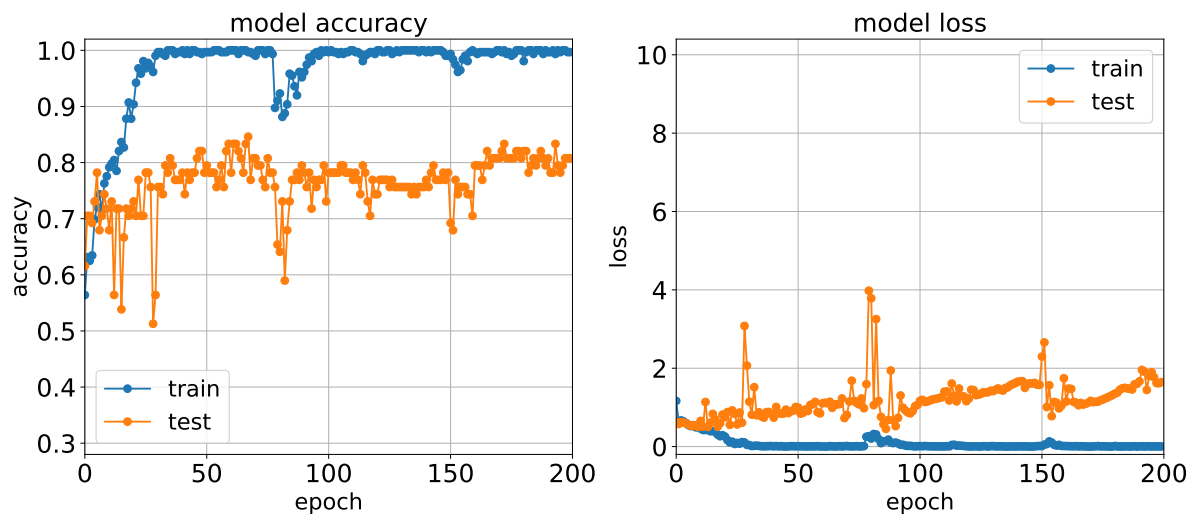


図 A.27 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold2)

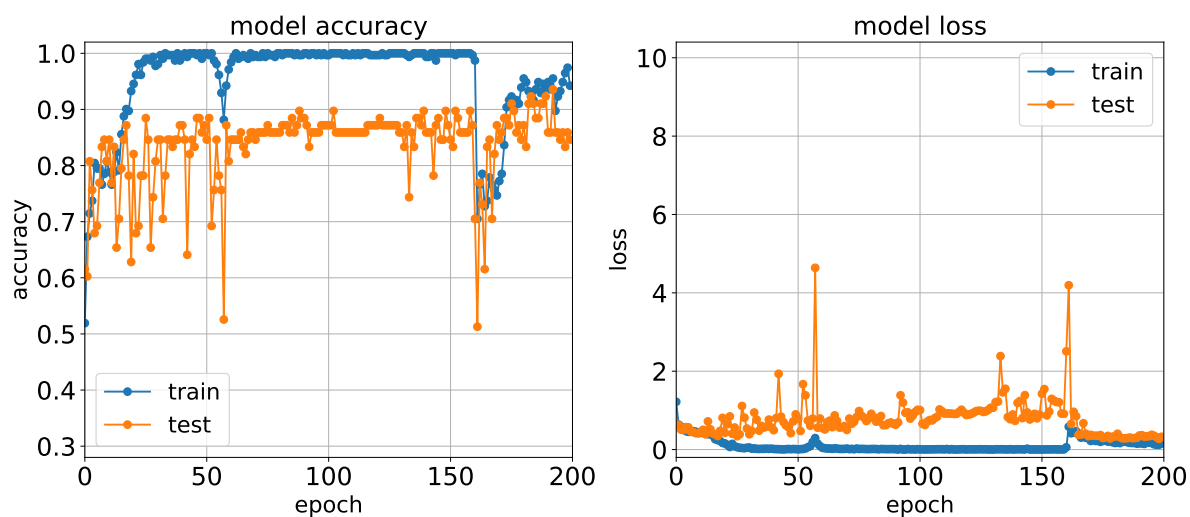


図 A.28 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold3)

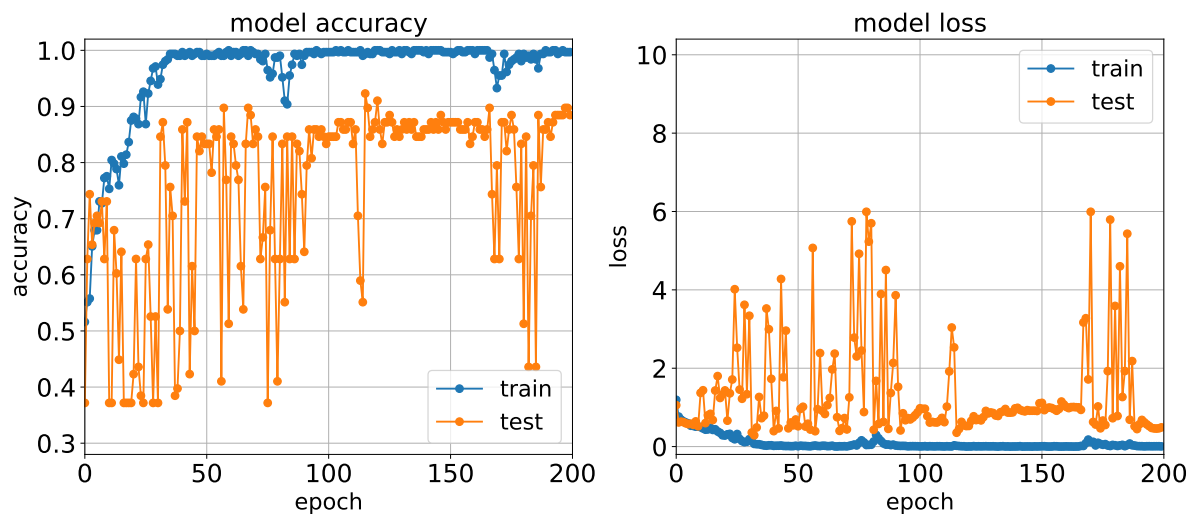


図 A.29 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold4)

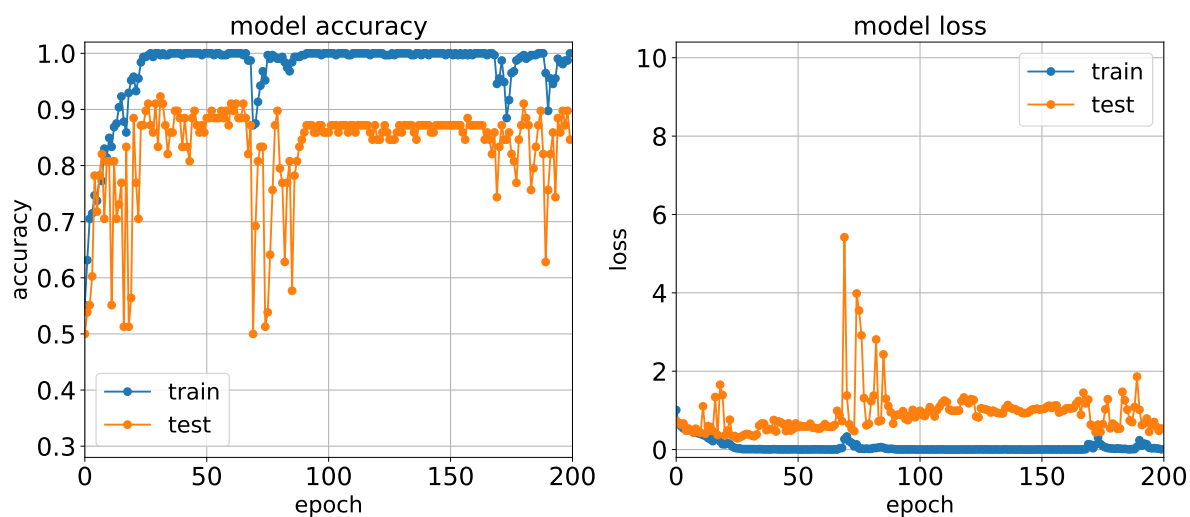


図 A.30 T2 強調画像-FSL 位置合わせ+脳組織部抽出 (fold5)

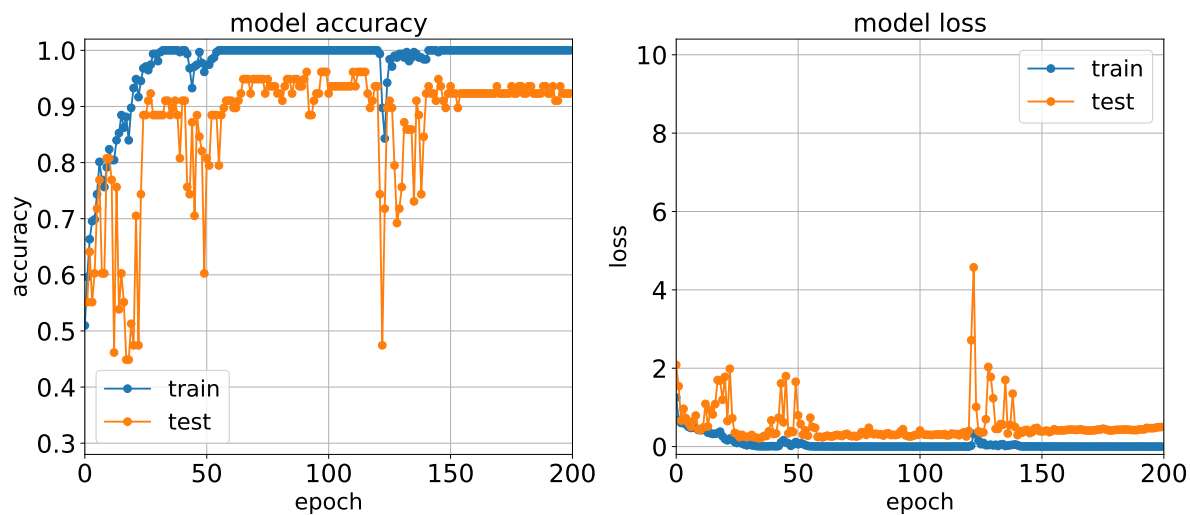


図 A.31 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold1)

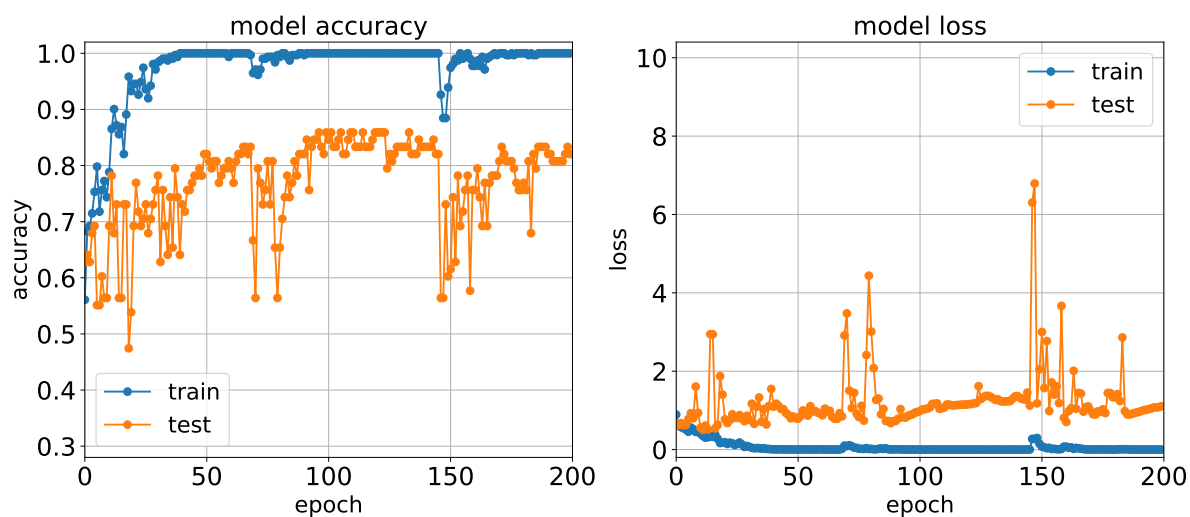


図 A.32 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold2)

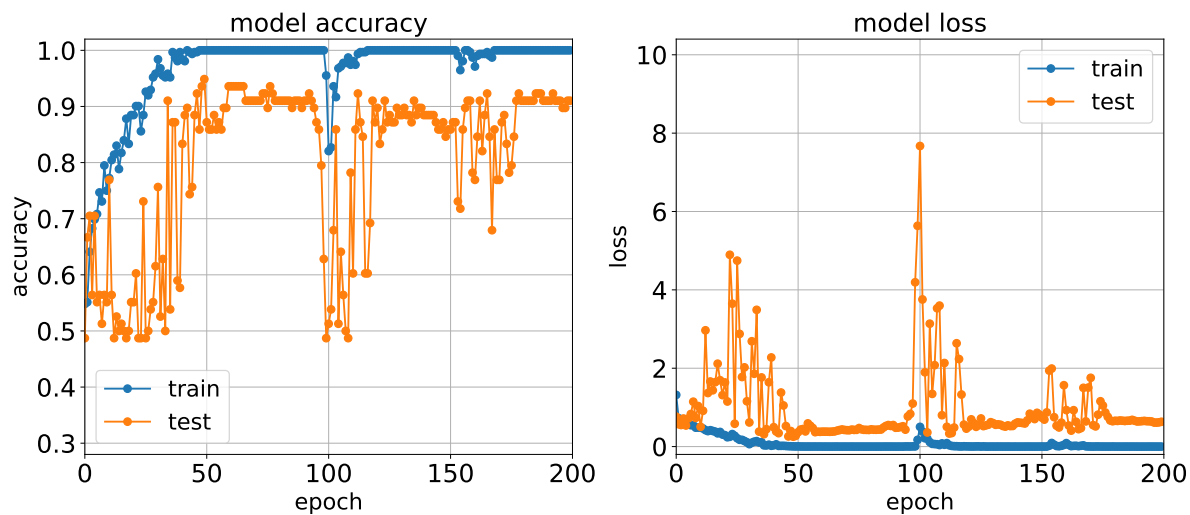


図 A.33 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold3)

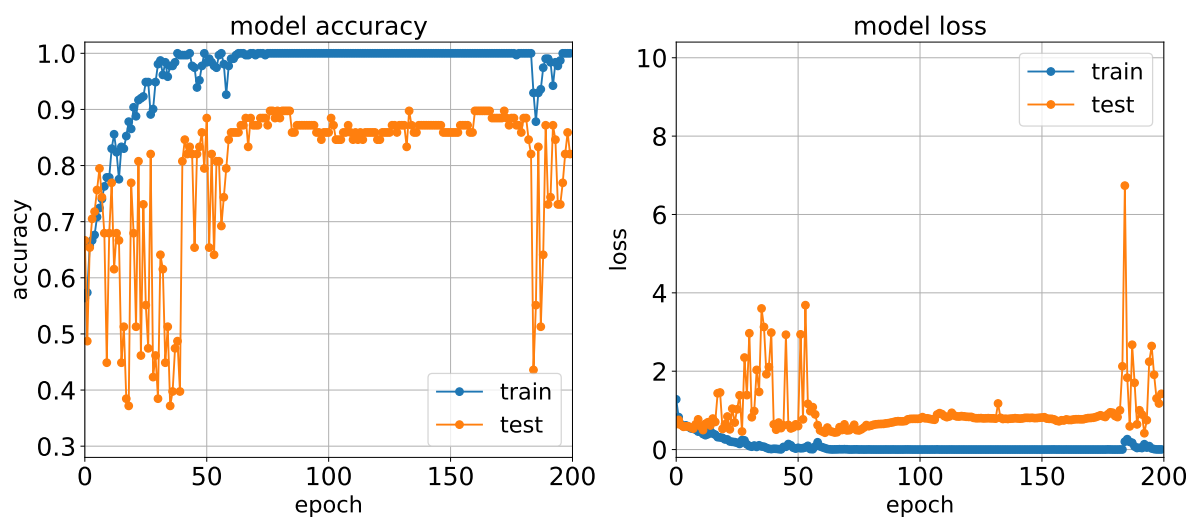


図 A.34 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold4)

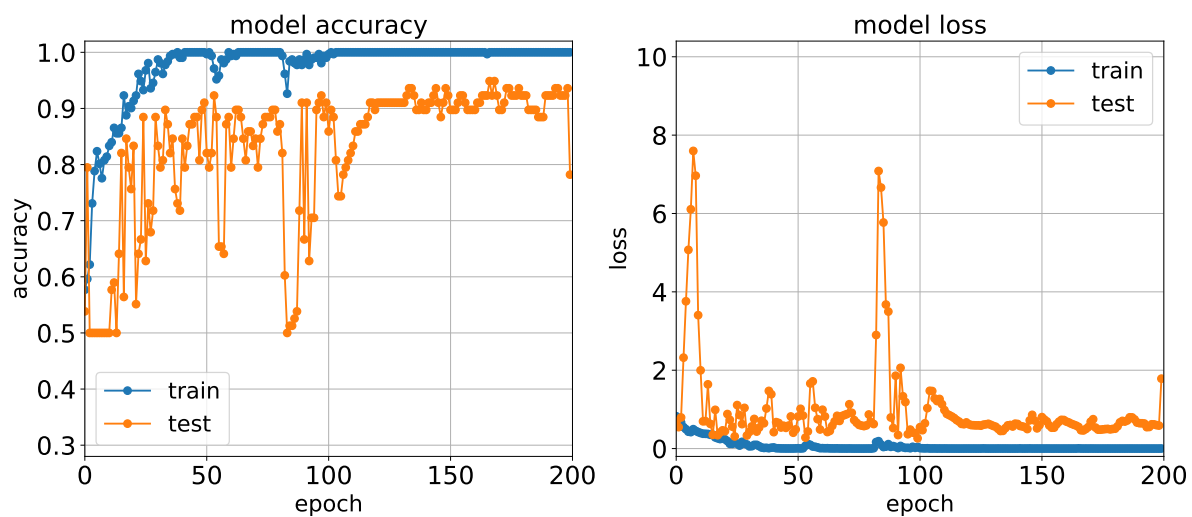


図 A.35 拡散テンソル-FSL 処理なし (fold5)