

属性を考慮した深層生成モデルによる fMRI画像に基づく精神疾患診断

神戸大学大学院システム情報学研究科

◎草野 航希
田代 哲生
松原 崇
上原 邦昭

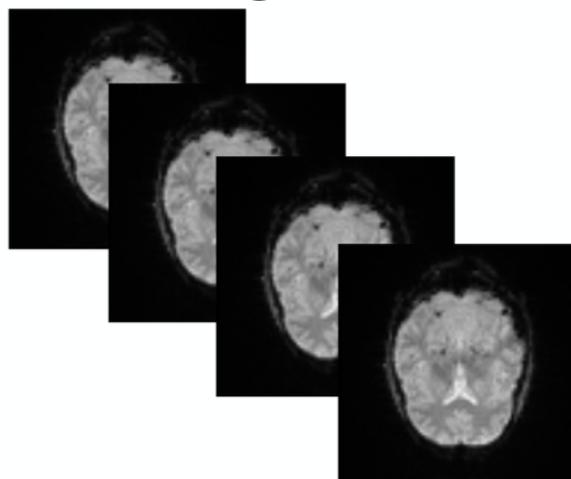
研究背景

■ 現在の精神疾患診断

- » 一見してわからない
- » 問診・挙動判断

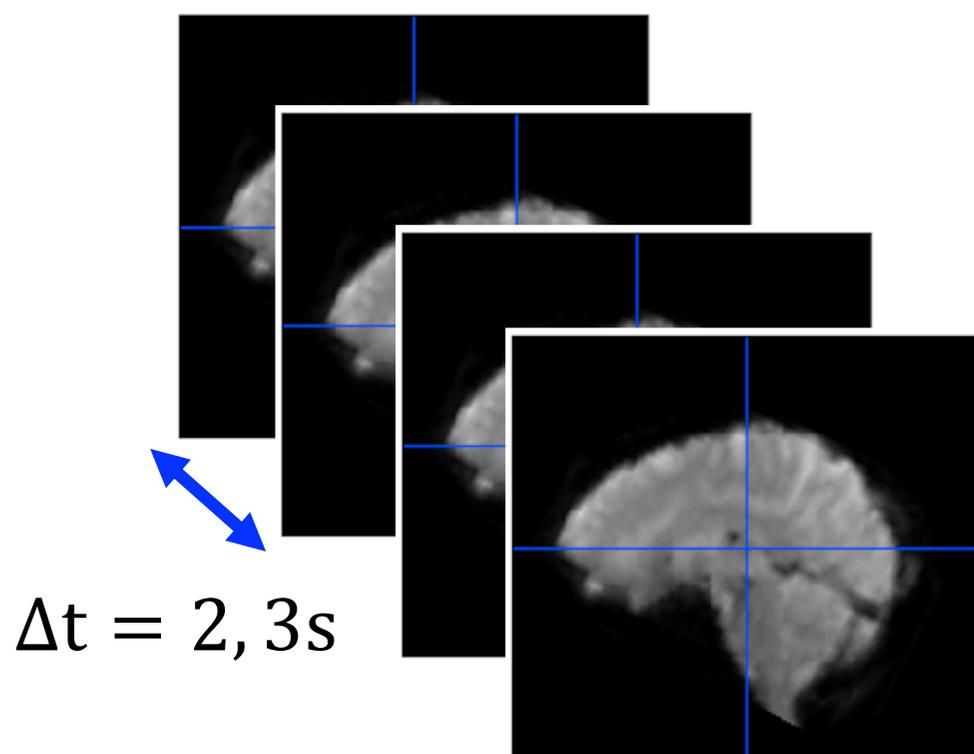
■ fMRI画像による診断

- » functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)



研究背景

■ functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)



精神疾患は
脳内の機能的変化に影響
を与える



変化を見るには
時系列情報を捉える
必要がある

fMRI: 一人につき10枚以上の連続した画像
(時系列データ)

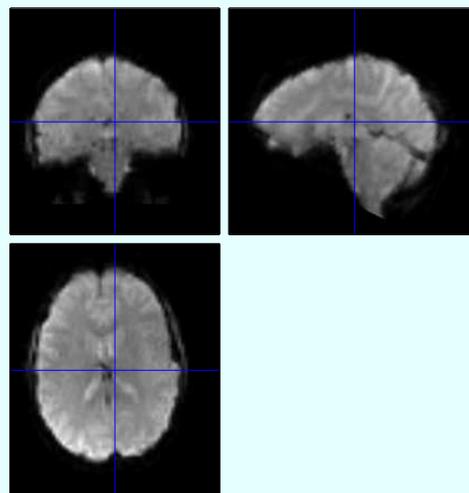
研究背景

■ fMRI画像による診断は困難

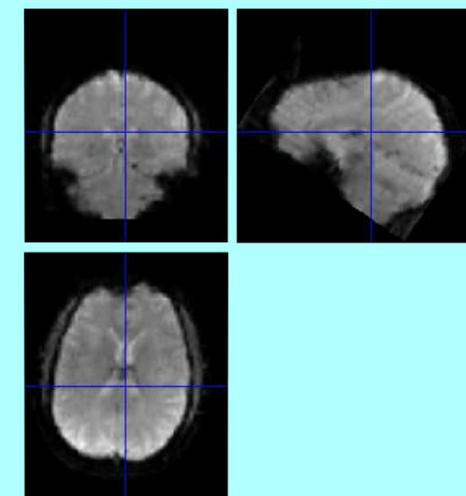
» 医者でも判断は困難

- fMRI画像には、**個人差が大きい**

機械学習の利用



健常者



統合失調症

研究背景

■ 既存研究

- » Deep Generative Model (DGM)
 - 深層生成モデル

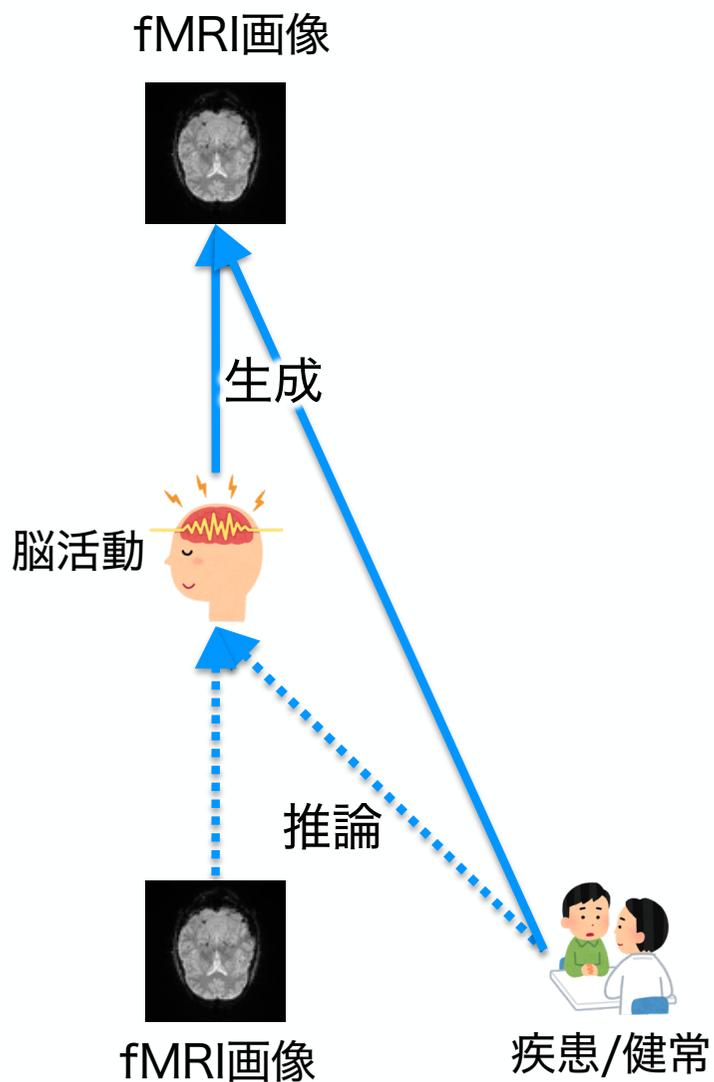
■ 提案手法

- » conditional version of Deep Markov Model (cDMM)
 - DGMを時系列に拡張
- » Deep Privileged Attribute Model (DPAM)
 - 深層特権属性モデル
 - cDMMを個人特徴を捉えるように拡張

関連研究

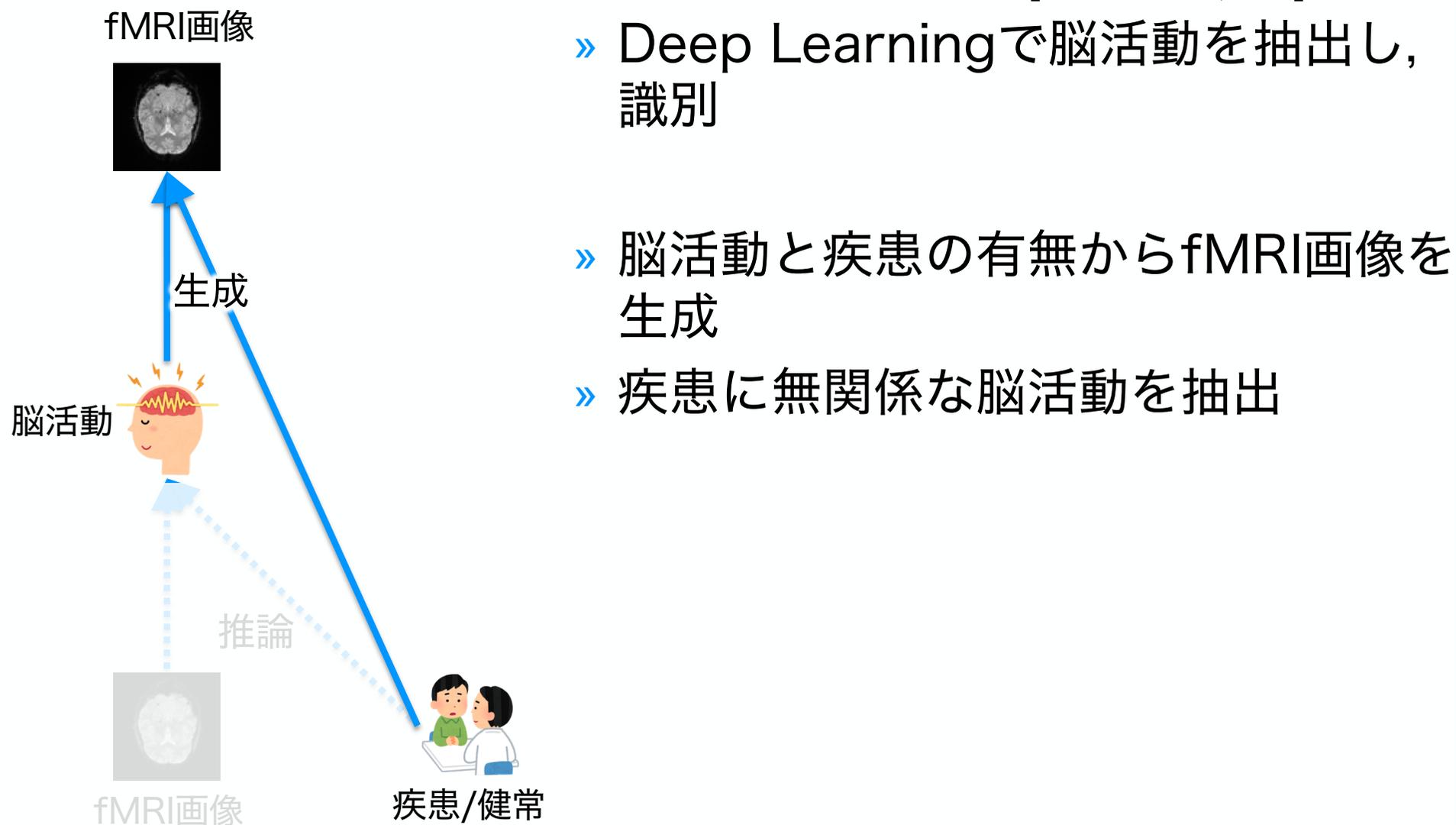
■ Deep Generative Model (DGM) [Tashiro+, 17]

- » Deep Learningで脳活動を抽出し、識別



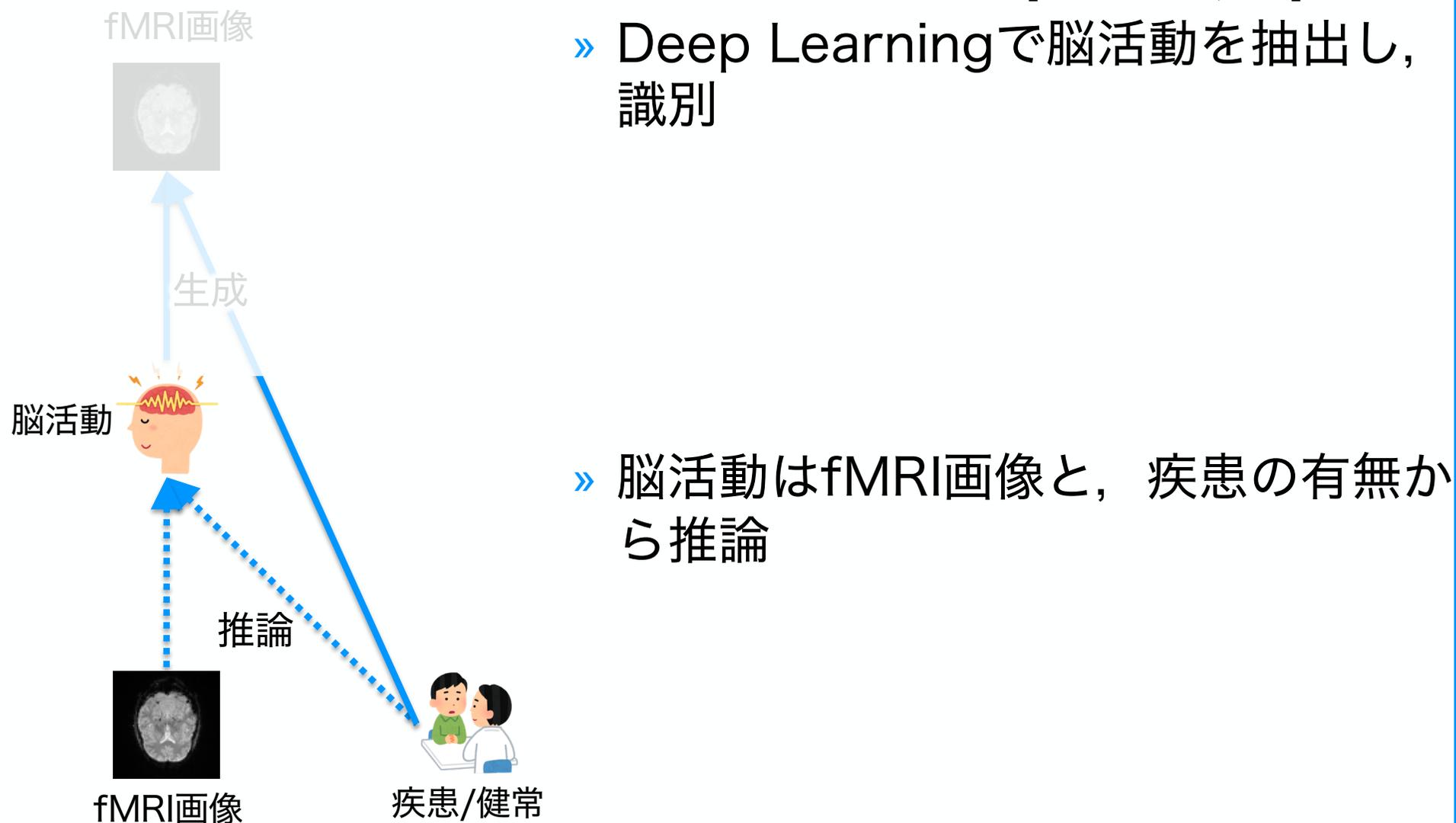
関連研究

■ Deep Generative Model (DGM) [Tashiro+, 17]



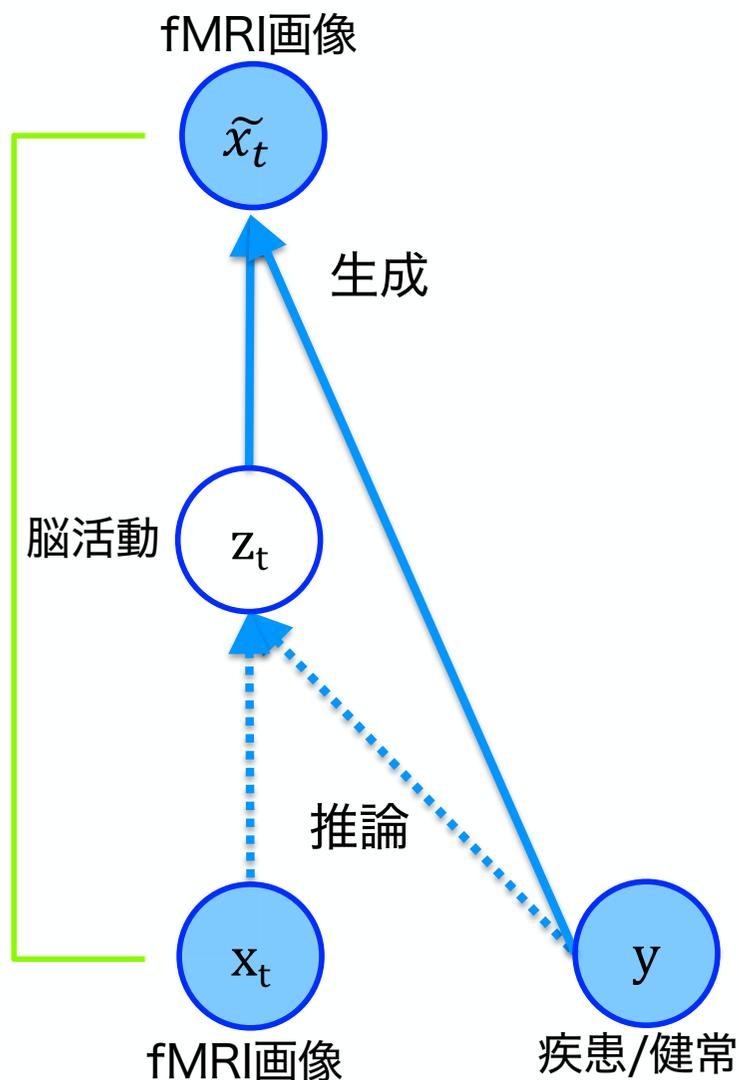
関連研究

■ Deep Generative Model (DGM) [Tashiro+, 17]



関連研究

■ Deep Generative Model (DGM) [Tashiro+, 17]



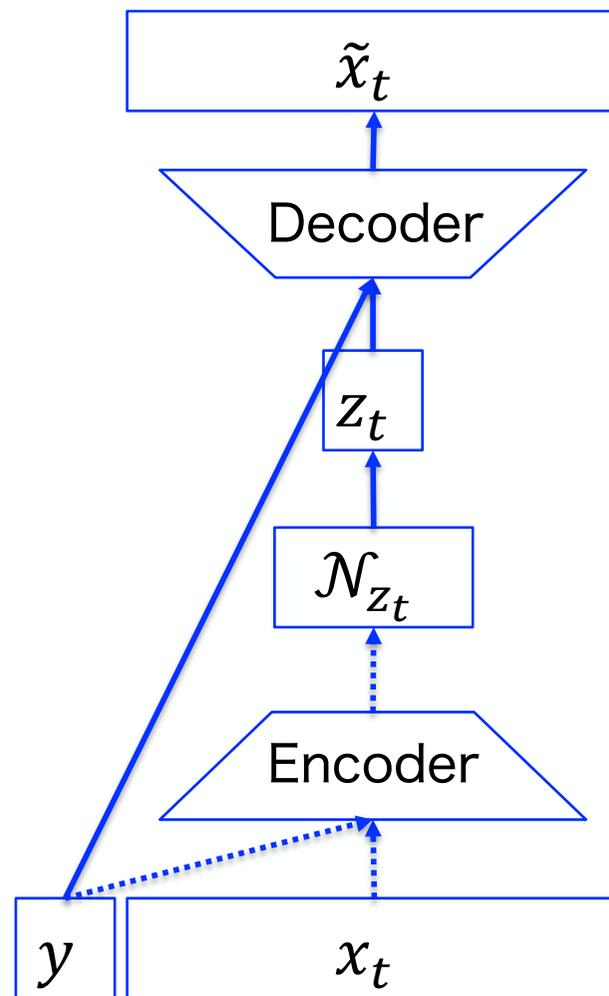
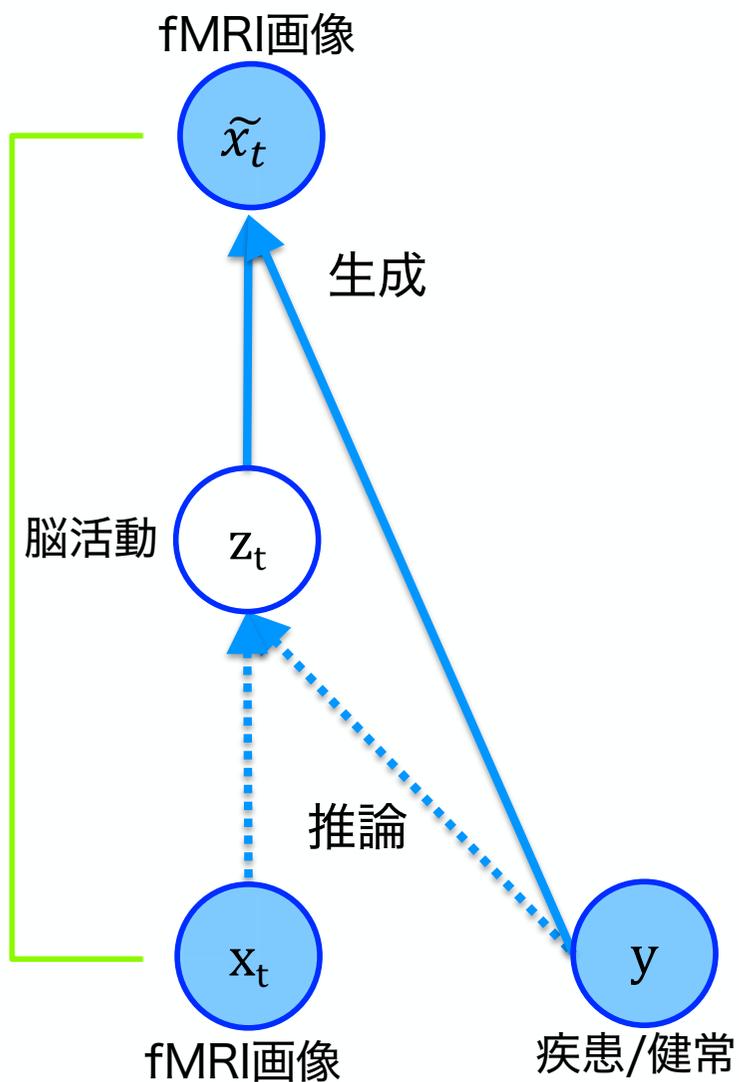
» Deep Learningで脳活動を抽出し、
識別

» 画像1枚毎に推論し、生成

» \tilde{x}_t と x_t の誤差が小さくなるよう学習

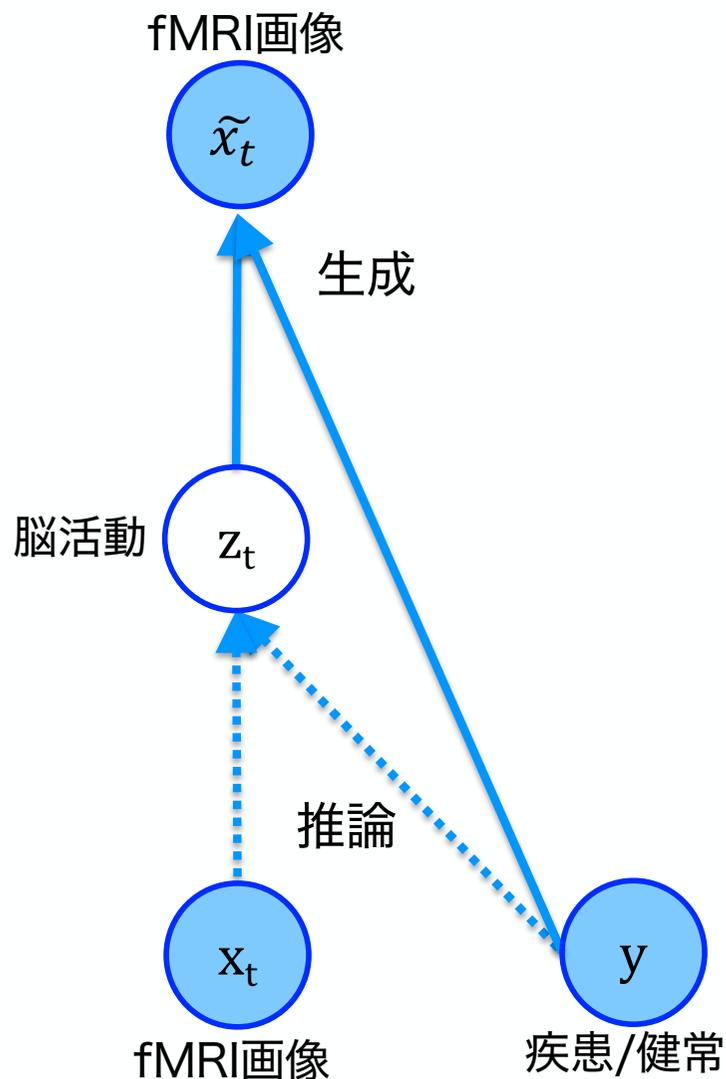
関連研究

■ Deep Generative Model (DGM) [Tashiro+, 17]



関連研究

■ Deep Generative Model (DGM) [Tashiro+, 17]



» Deep Learningで脳活動を抽出し、
識別

» 画像1枚毎に推論し、生成

» 画像1枚から時間的変化を捉えるの
は非常に困難

**脳活動の時間的変化を捉えられる
モデルにしたい**

提案手法

■ 既存研究

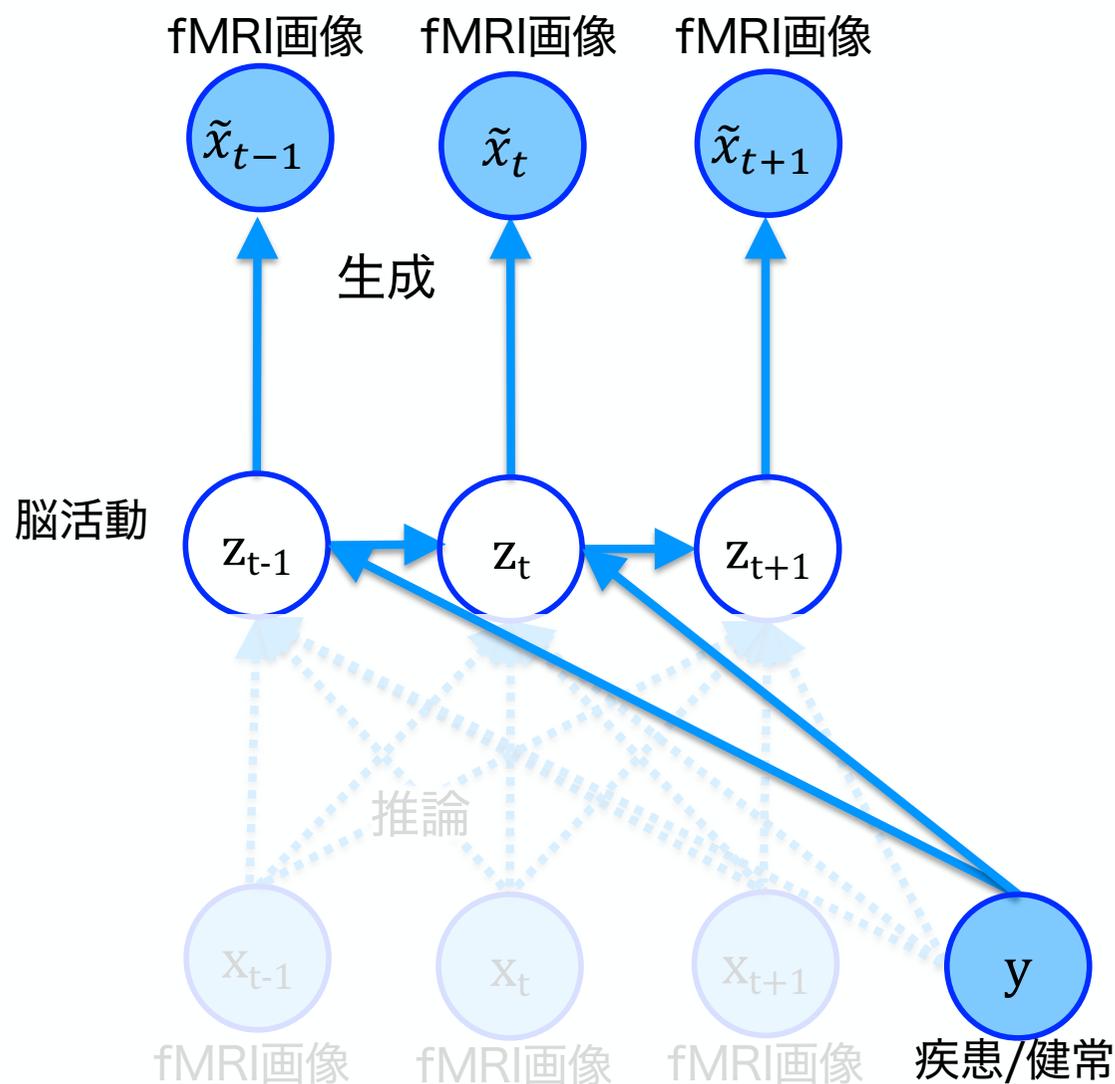
- » Deep Generative Model (DGM)
 - 深層生成モデル

■ 提案手法

- » conditional version of Deep Markov Model (cDMM)
 - DGMを時系列に拡張
- » Deep Privileged Attribute Model (DPAM)
 - 深層特権属性モデル
 - cDMMを個人特徴を捉えるように拡張

提案手法

■ conditional version of Deep Markov Model (cDMM)



» Deep Generative Model
を時系列モデルに拡張

» 疾患の有無によって脳活動
が変化する

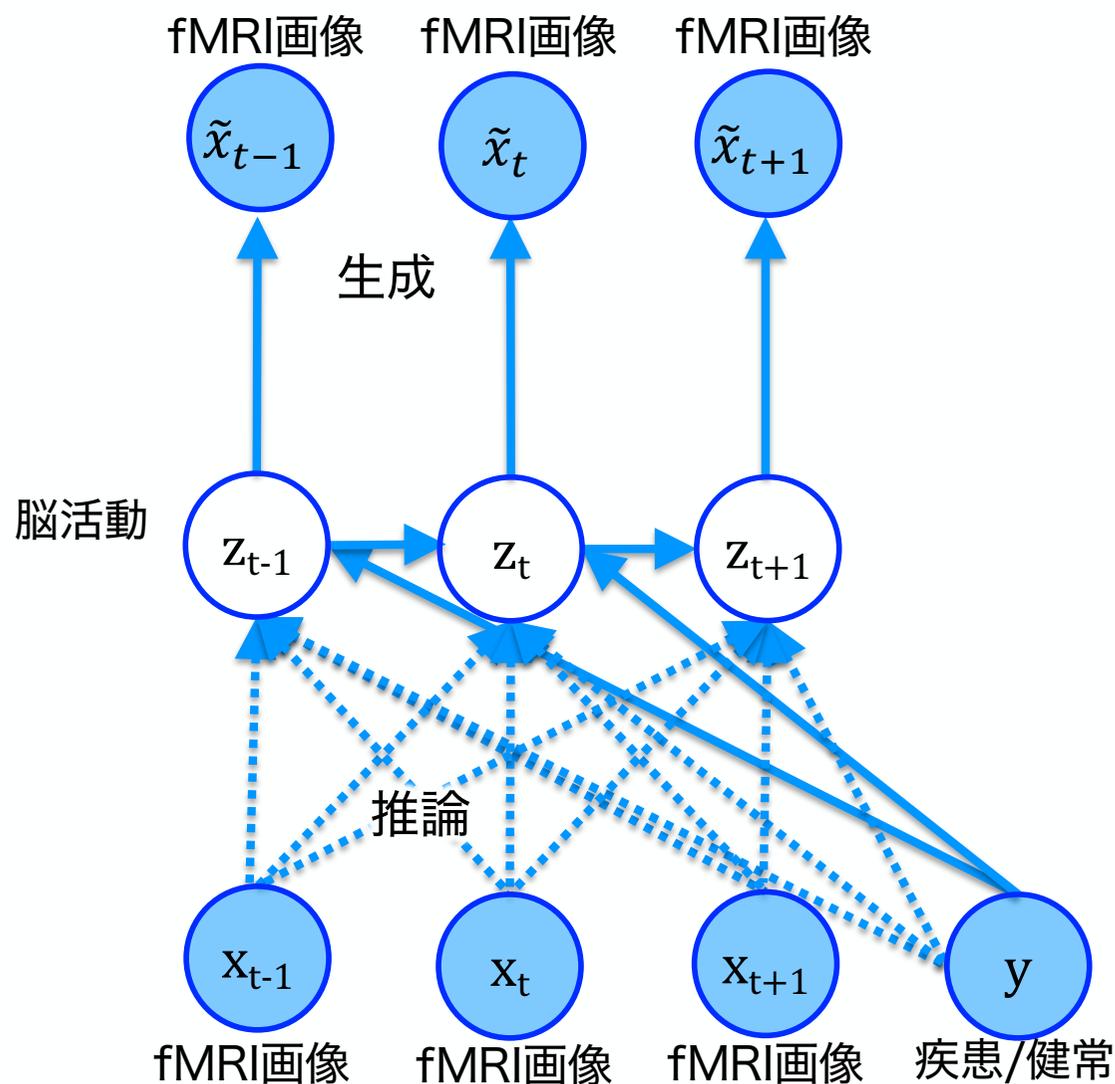
» 脳活動からfMRI画像を生成

Deep Generative Modelでは

» 脳活動と疾患の有無からfMRI画像
を生成

提案手法

conditional version of Deep Markov Model (cDMM)

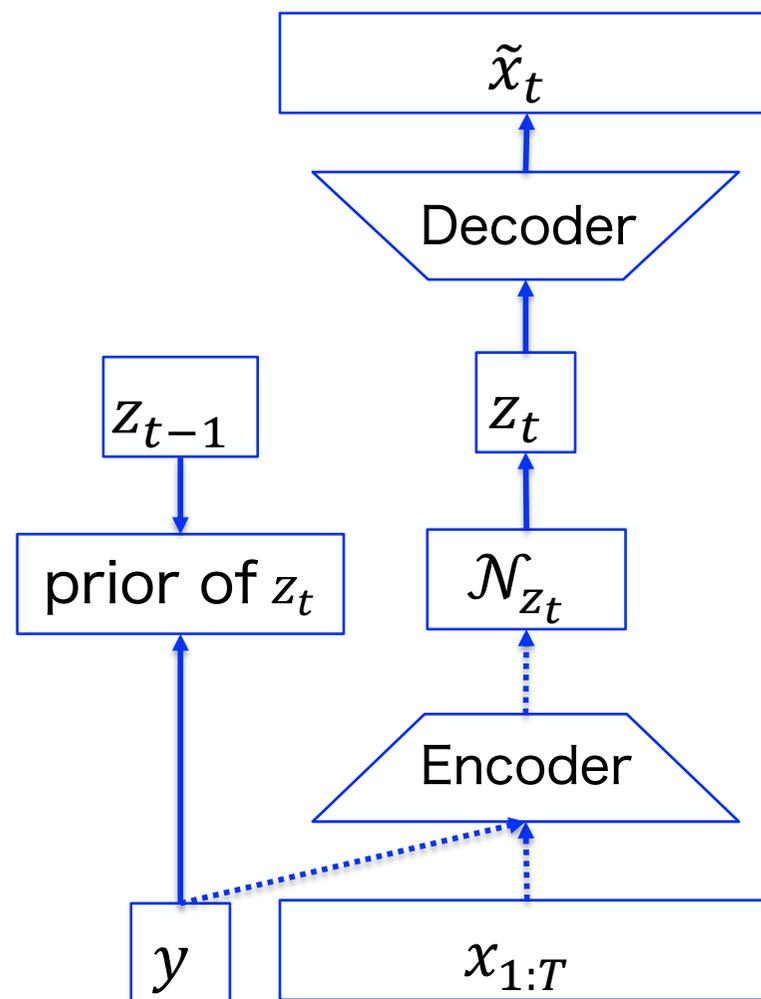
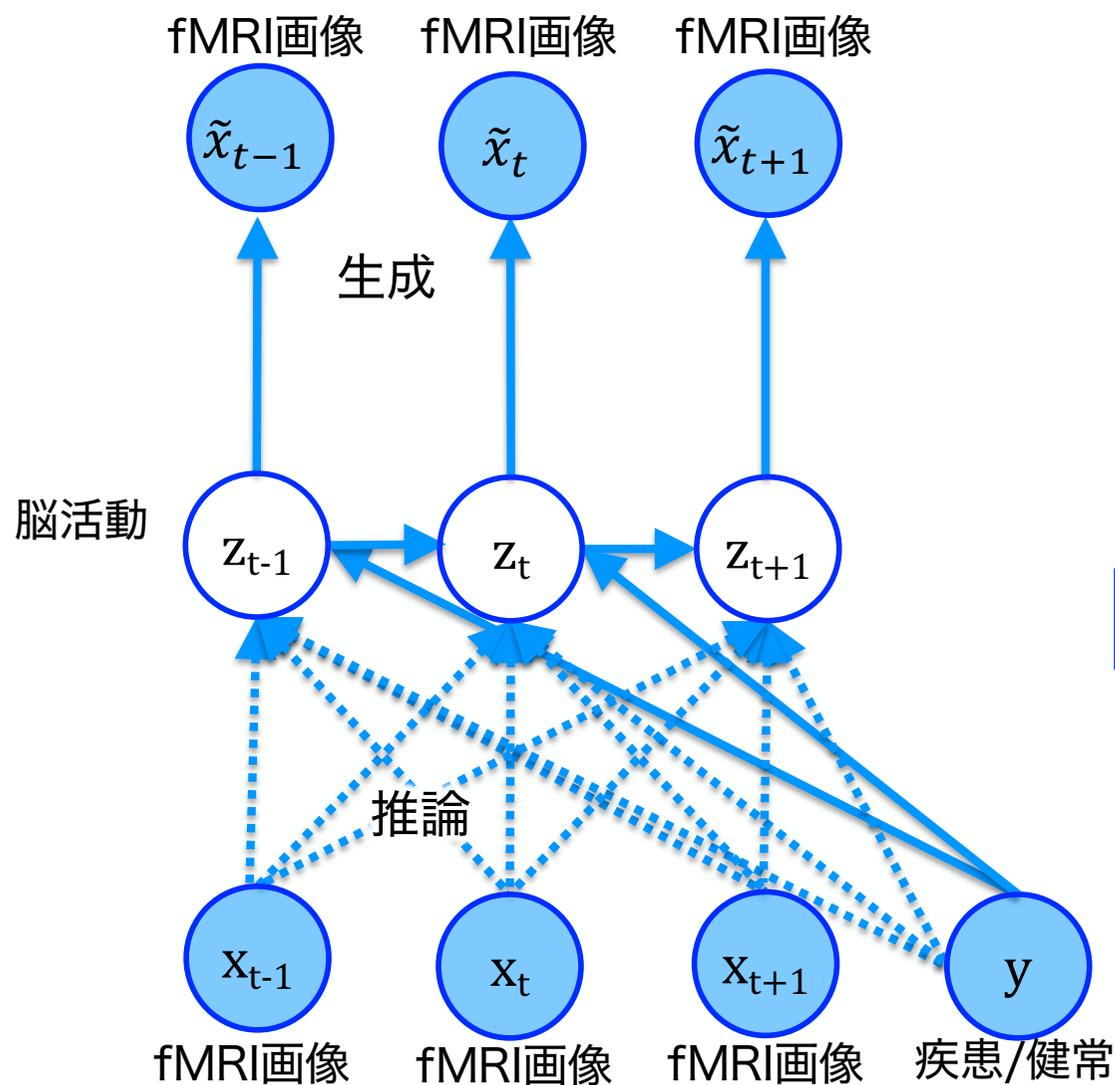


- » Deep Generative Model を時系列モデルに拡張
- » 脳活動は全fMRI画像と疾患の有無で推論

- Deep Generative Modelでは
- » fMRI画像1枚と疾患の有無から脳活動を推論

提案手法

conditional version of Deep Markov Model (cDMM)



提案手法

■ 既存研究

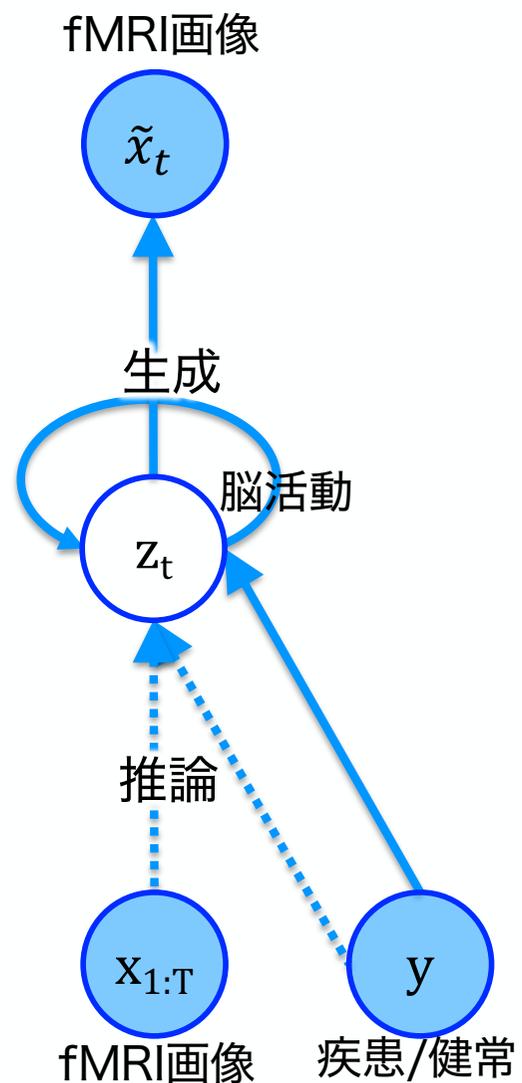
- » Deep Generative Model (DGM)
 - 深層生成モデル

■ 提案手法

- » conditional version of Deep Markov Model (cDMM)
 - DGMを時系列に拡張
 - z_t には診断に不要な情報(個人特徴)が含まれている
- » Deep Privileged Attribute Model (DPAM)
 - 深層特権属性モデル
 - cDMMを個人特徴を捉えるように拡張

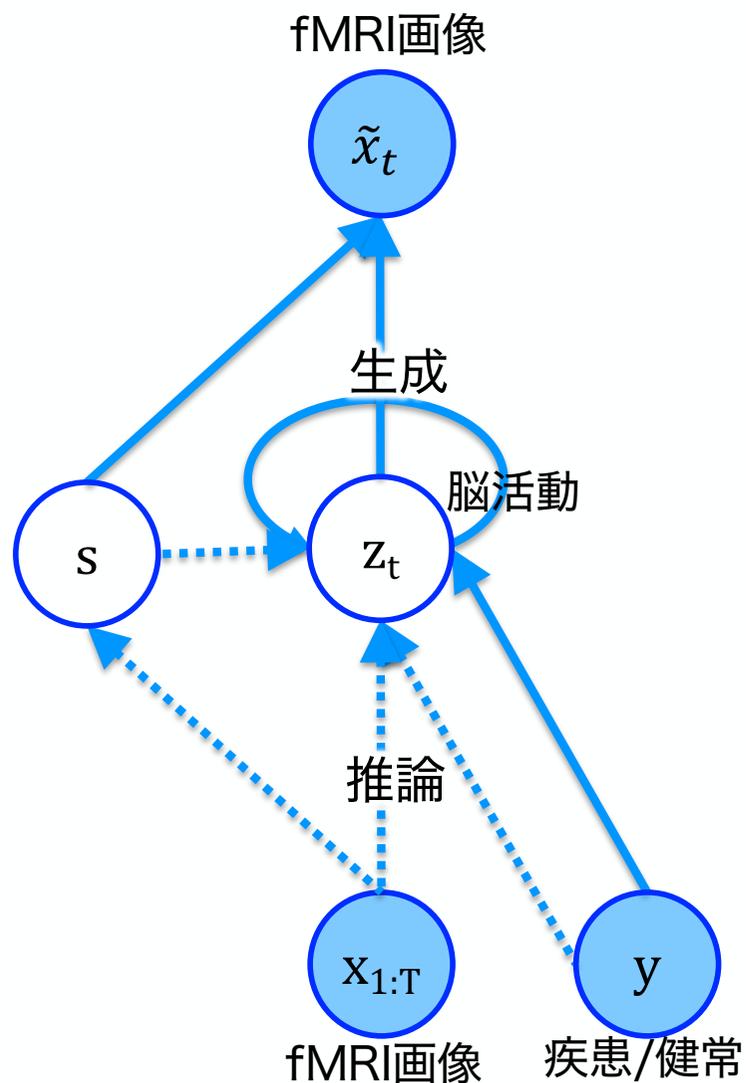
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)

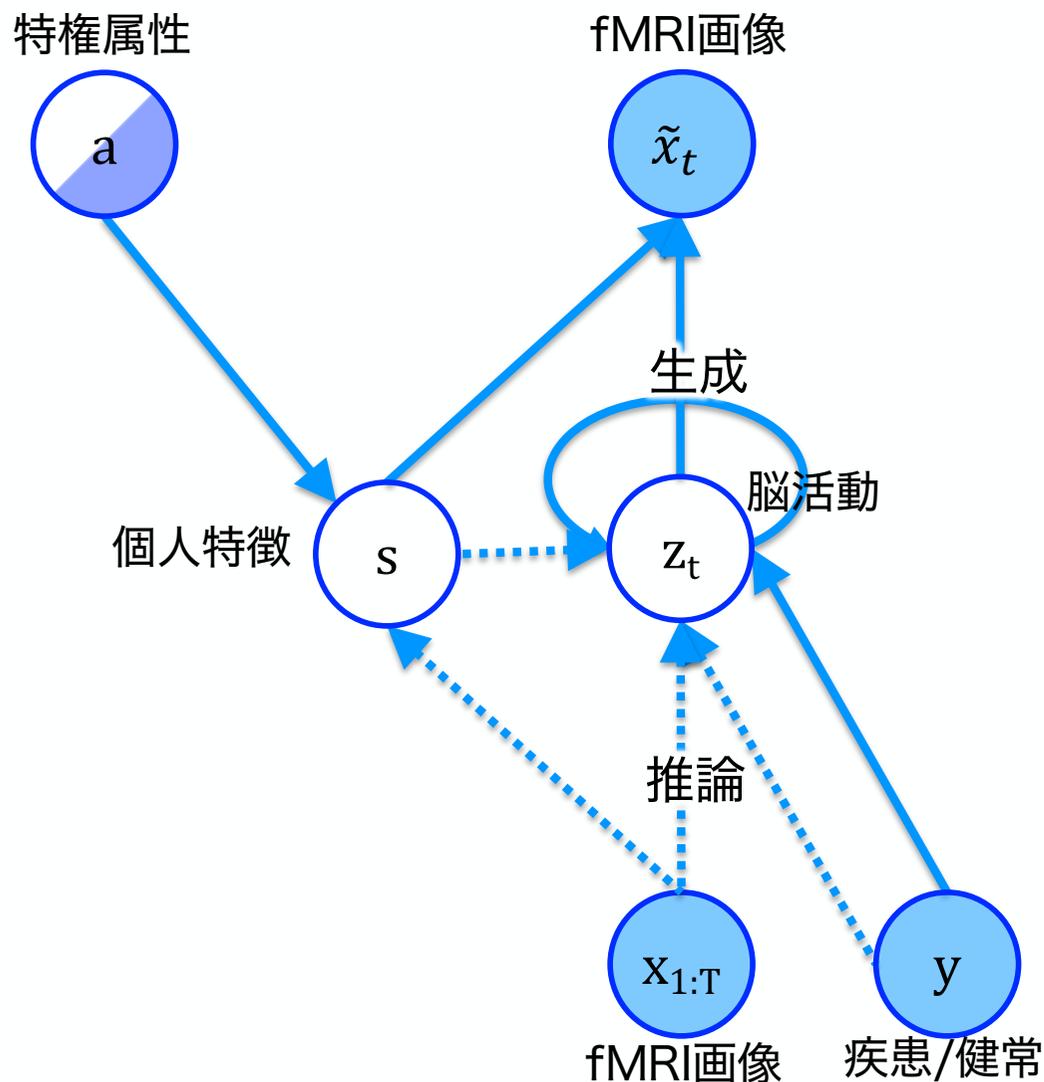


■ 個人特徴 s

- » 疾患に無関係な情報
 - 頭の大ささ
 - ベース信号強度
- » 時間変化しない

提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



■ 個人特徴 s

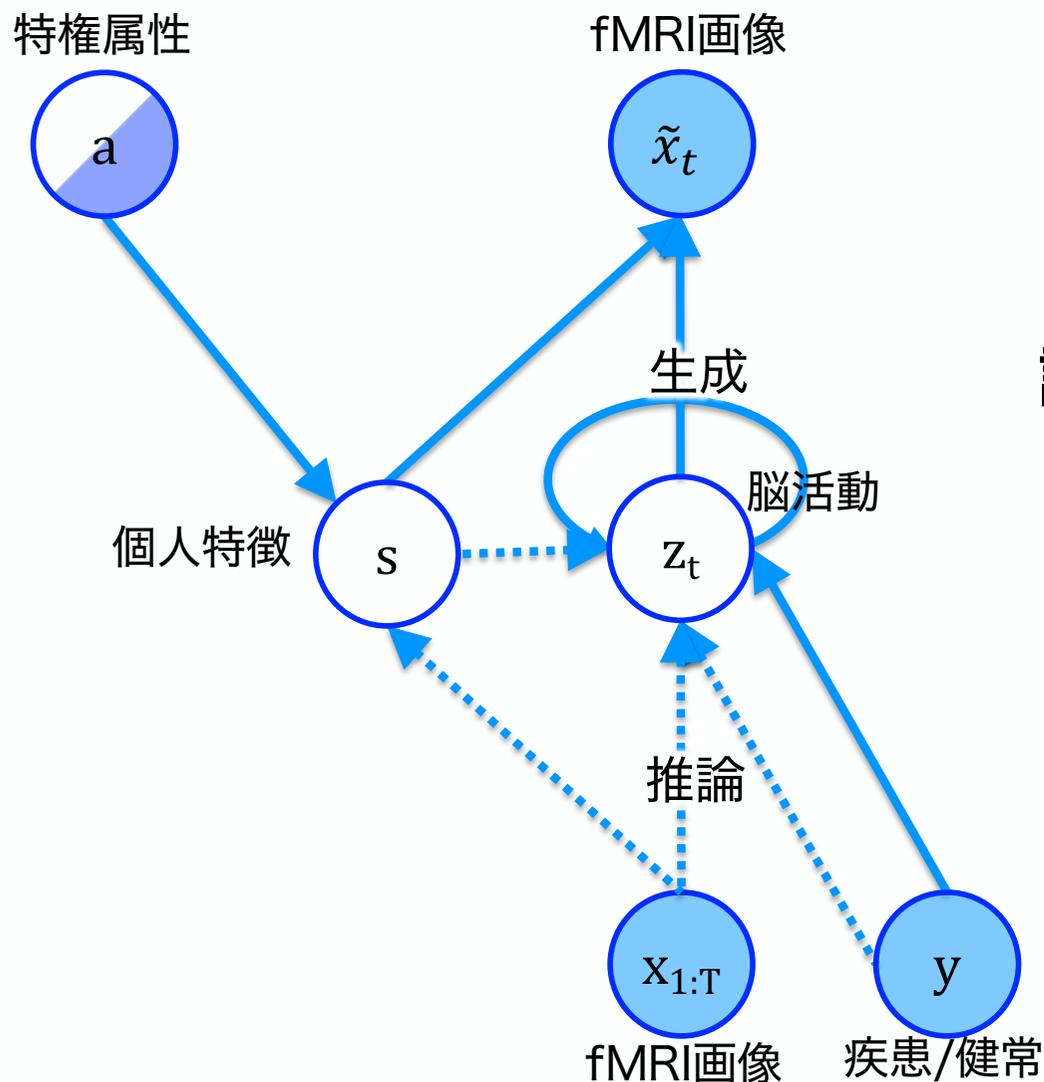
- » 疾患に無関係な情報
 - 頭の大ささ
 - ベース信号強度
- » 時間変化しない

■ 特権属性 a

- » 被験者の情報
 - 年齢
 - 性別
 - 撮影機器など
- » 訓練時しか使えない

提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



- 特権属性 a を s の事前分布のみに使うメリット

» x の生成に a が関係ない

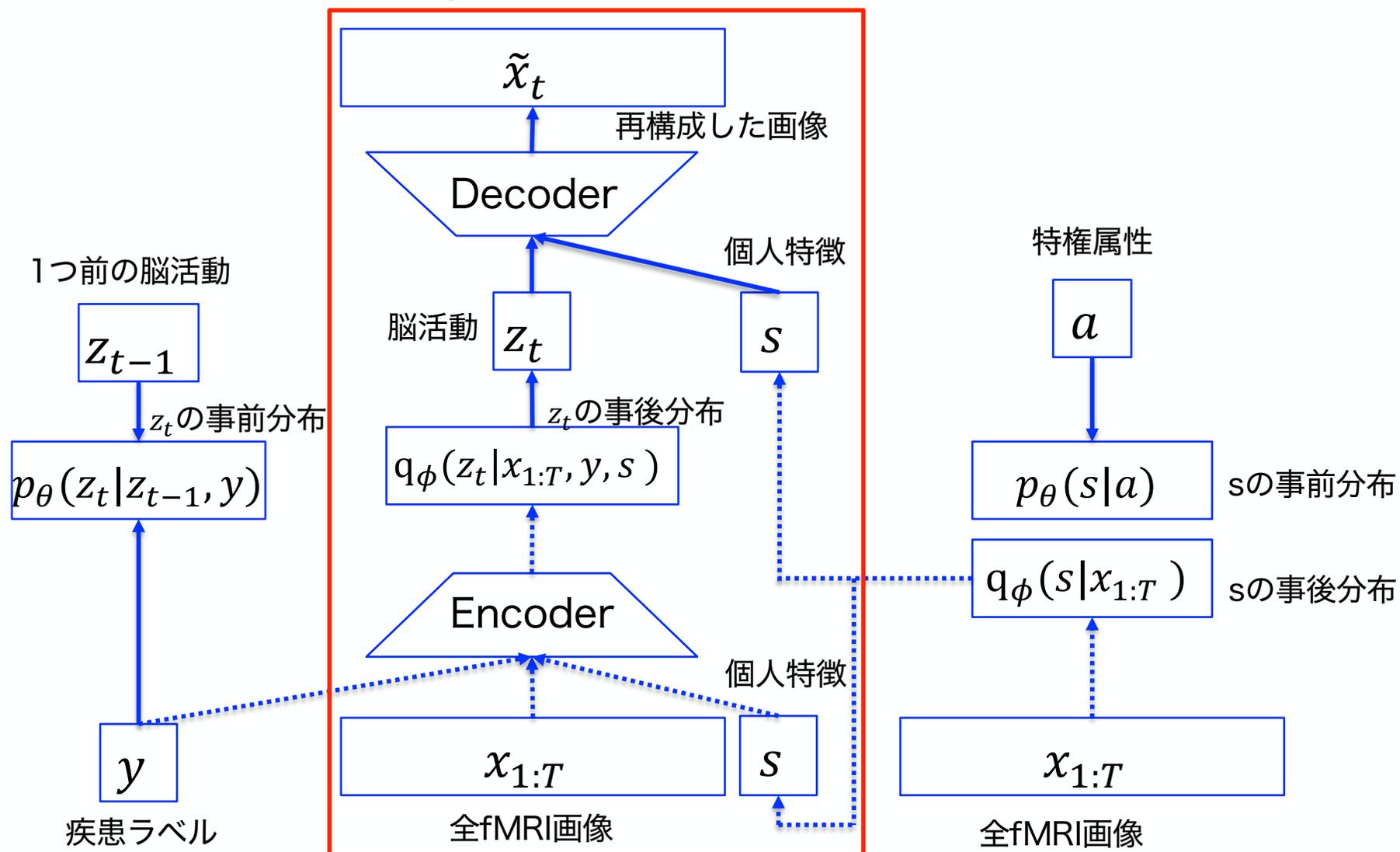
評価時に属性情報を必要としない

■ 特権属性 a

- » 被験者の情報
 - 年齢
 - 性別
 - 撮影機器など
- » 訓練時しか使えない

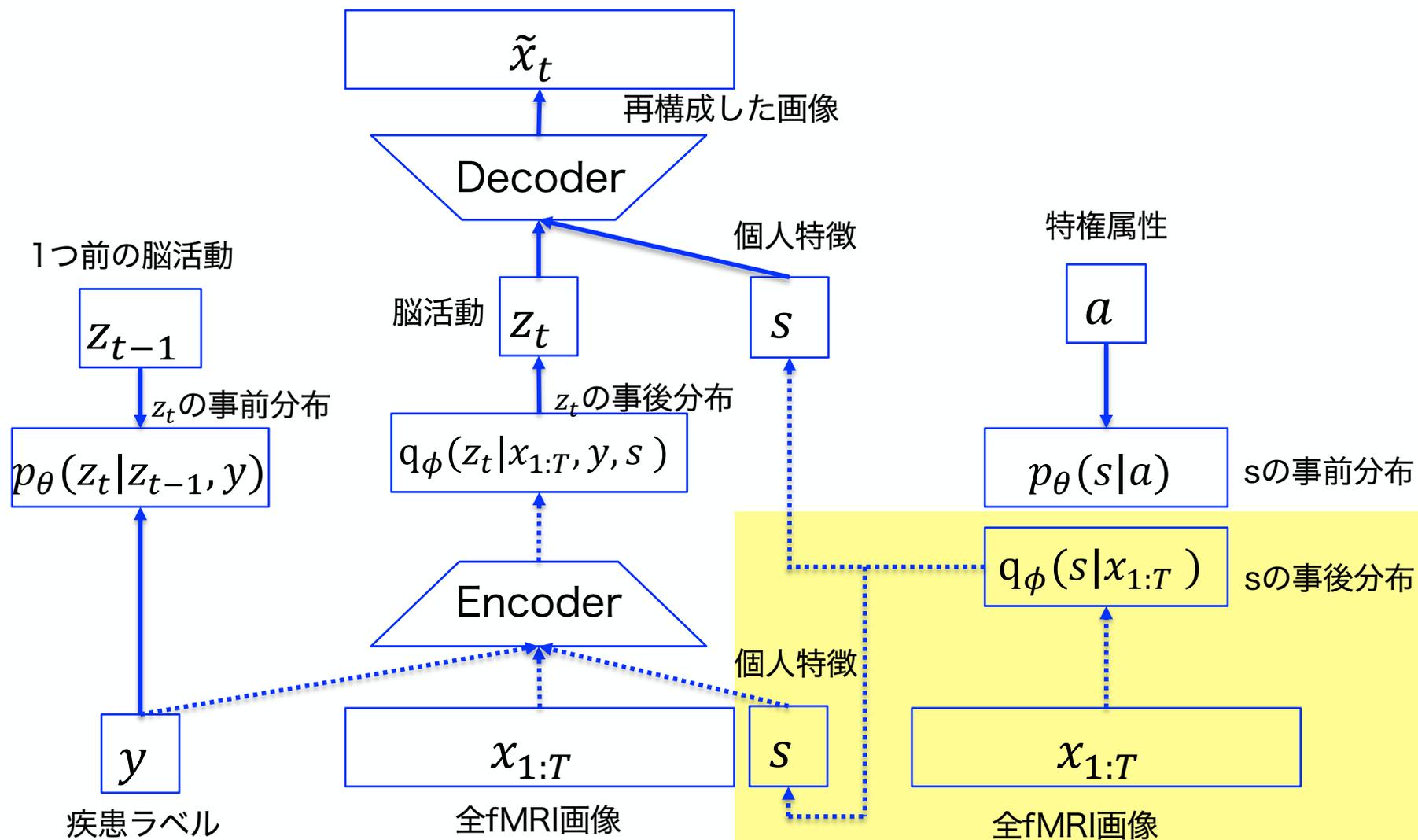
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



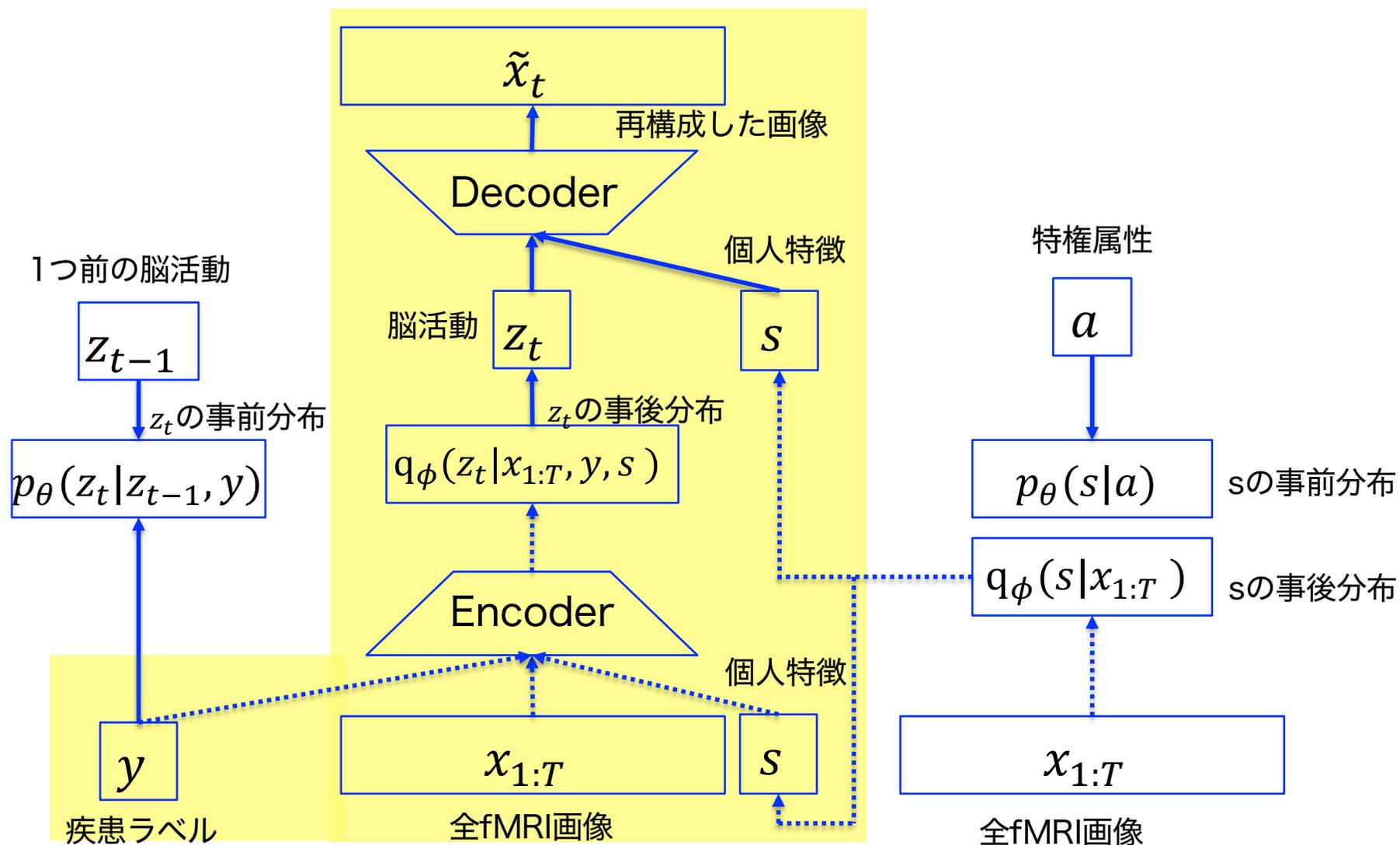
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



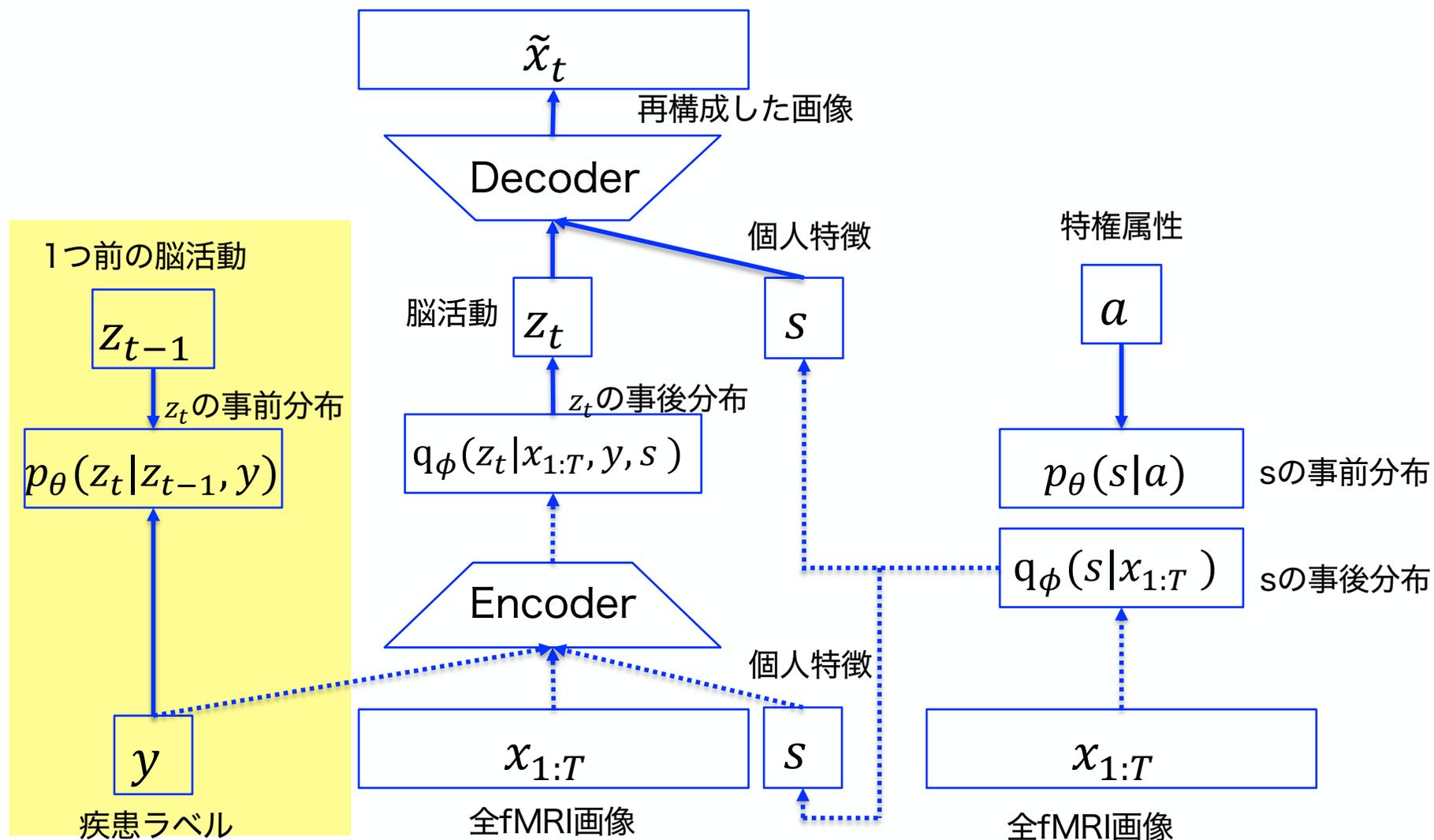
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



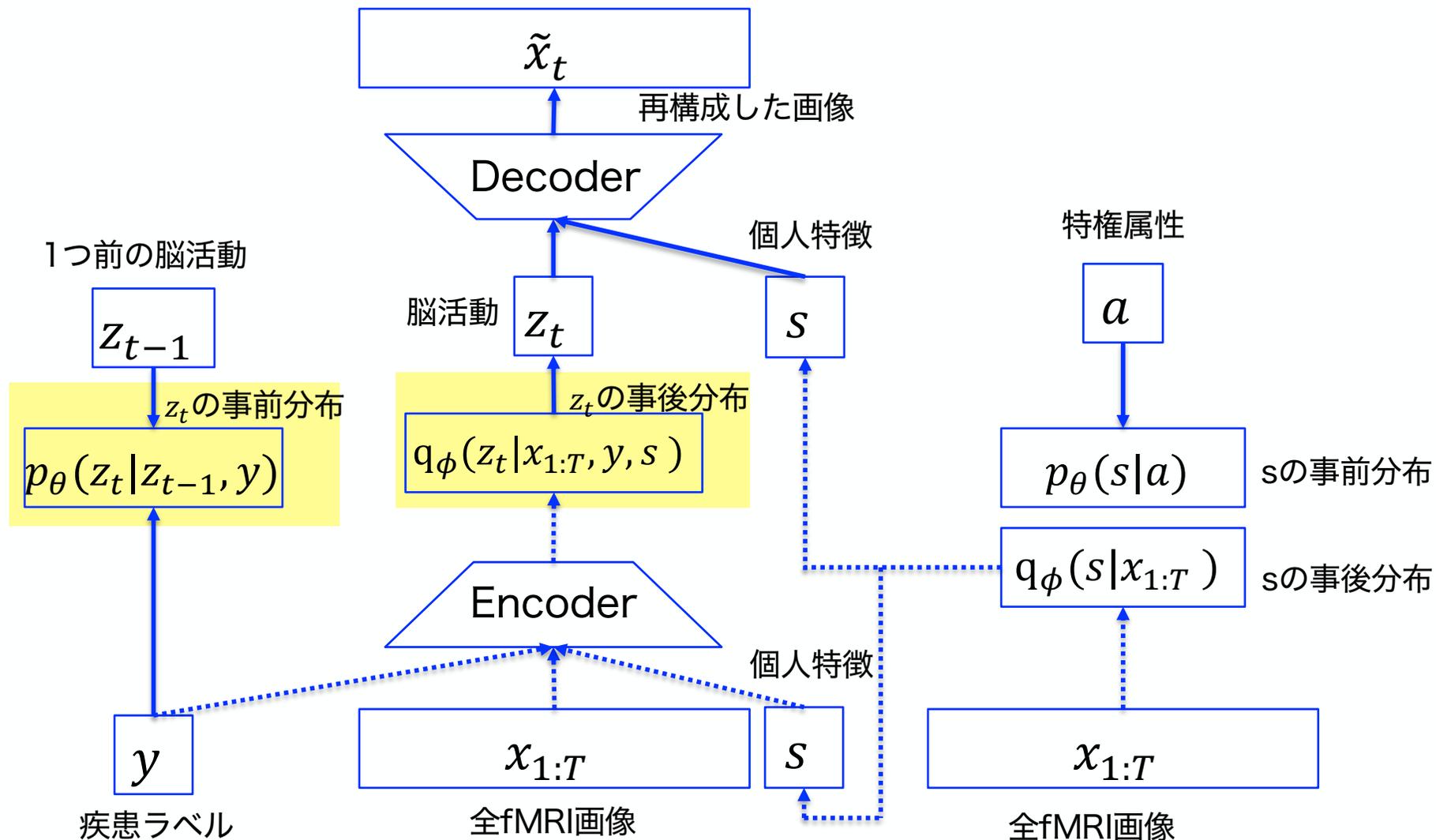
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



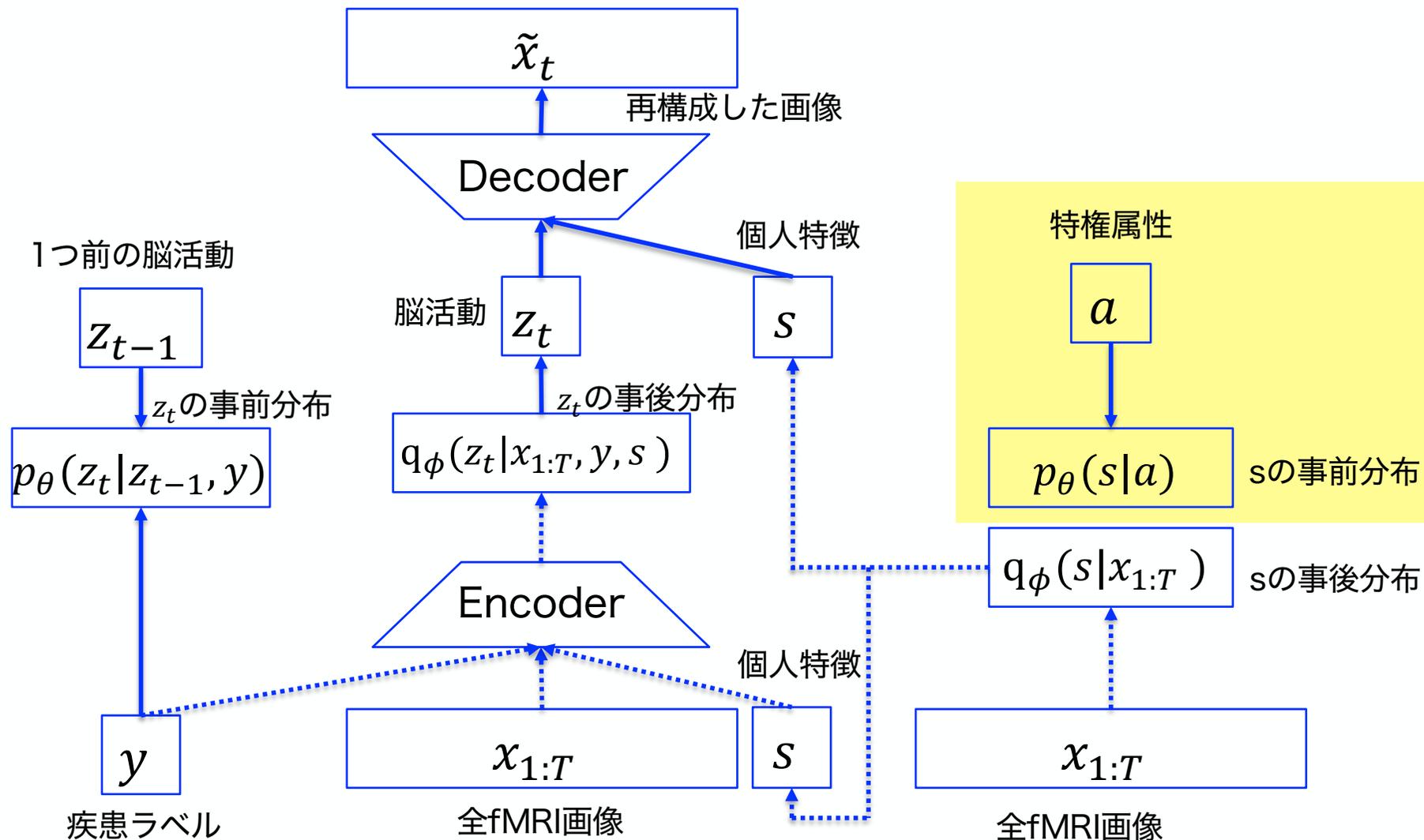
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



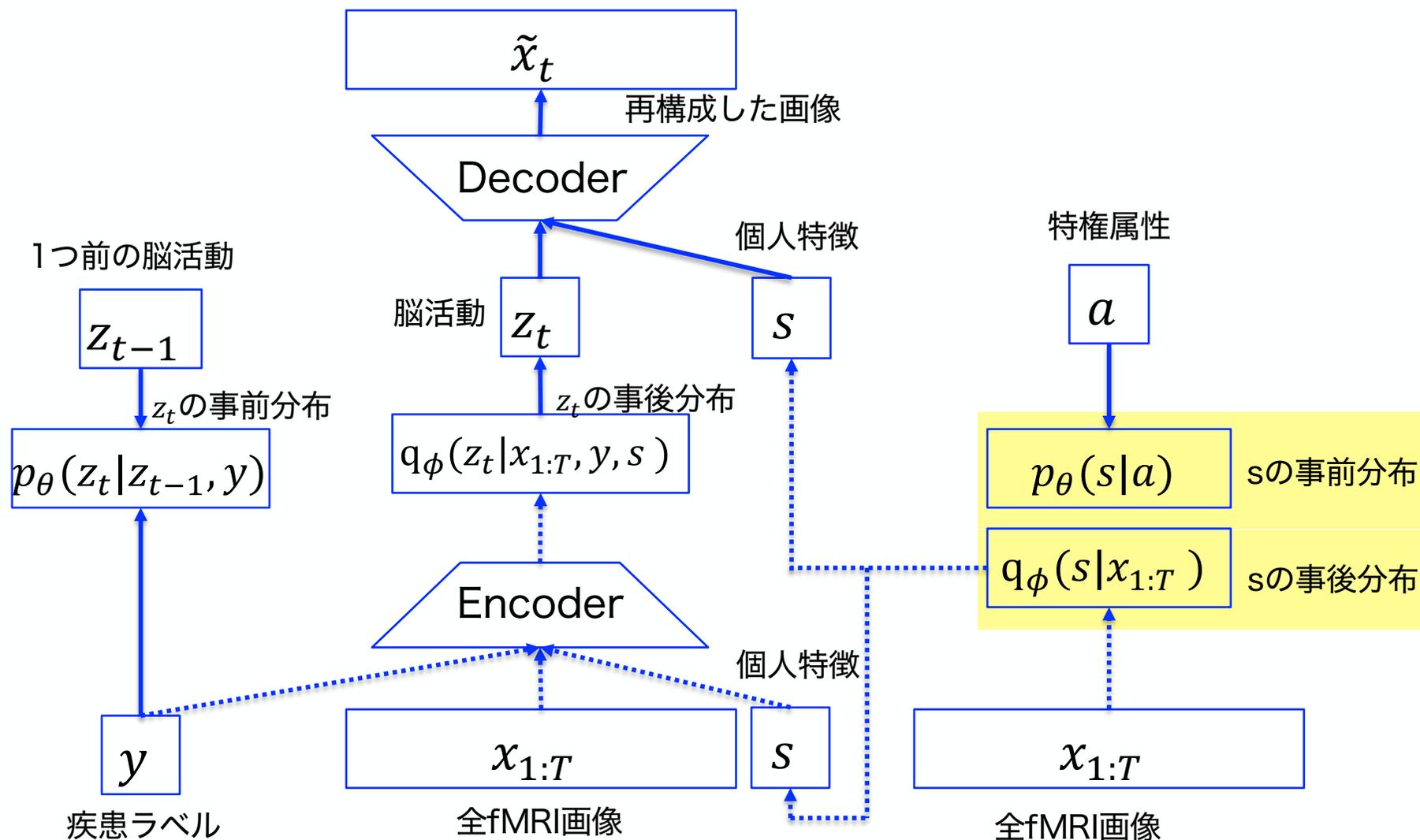
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



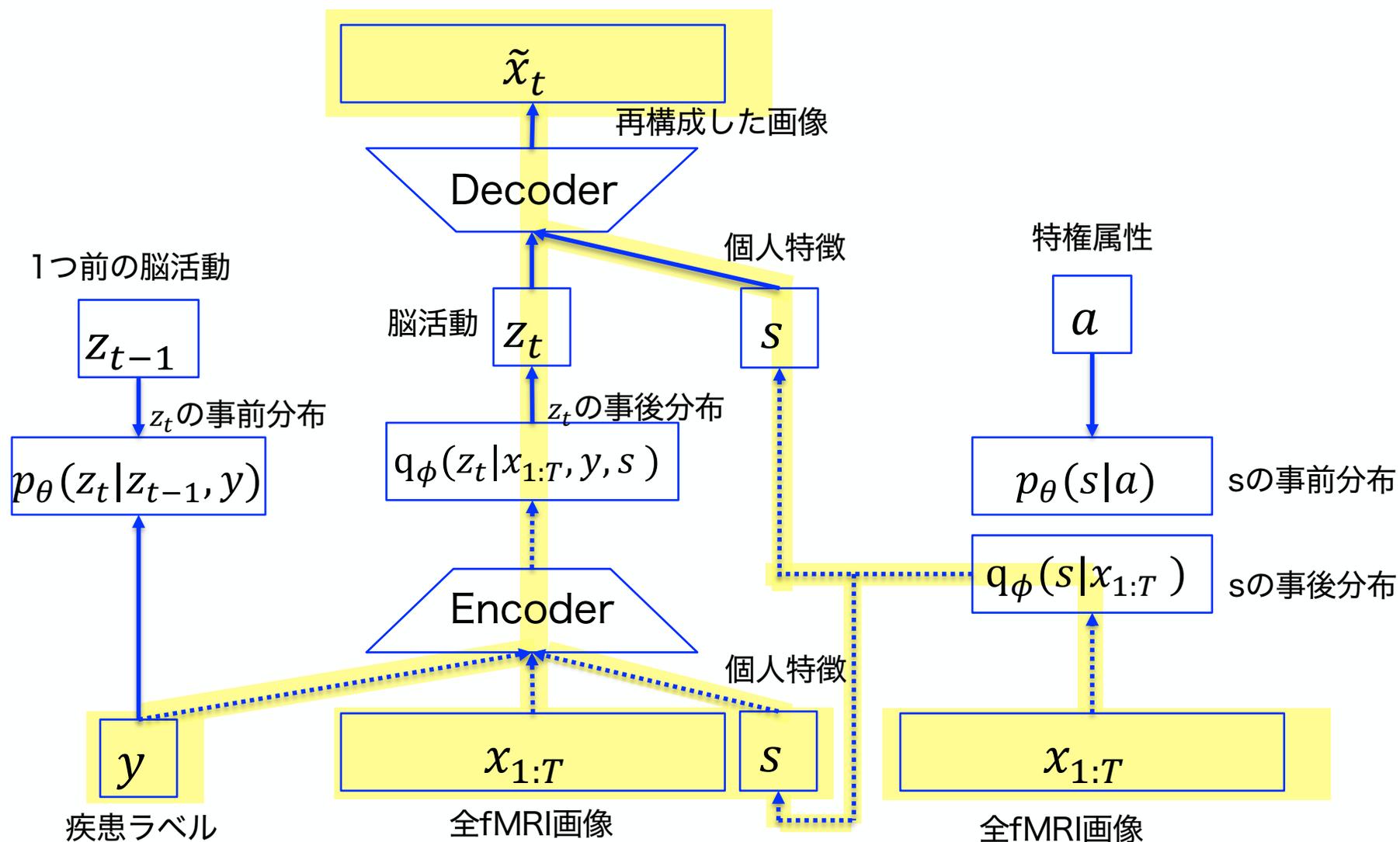
提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



提案手法

■ Deep Privileged Attribute Model (DPAM)



提案手法

■ DPAMの目的関数

$$\mathcal{L}(x, y, a) = \omega(\mathcal{L}_a(x, a) + \mathcal{L}_y(x, y)) + (1 - \omega)\mathcal{L}_d(x, y).$$

» 生成モデルとしての目的関数

$$\begin{aligned} \log p_\theta(x, y, a) &\geq \mathbb{E}_{q_\phi(s|\mathbf{x})q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x}, y, s)} \left[\log \frac{p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z}, s)p_\theta(\mathbf{z}|y)p_\theta(s|a)p(y)p(a)}{q_\phi(s|\mathbf{x})q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x}, y, s)} \right] \\ &= \mathcal{L}_a(x, y, a) + \mathcal{L}_y(x, y, a), \end{aligned}$$

訓練時

評価時

$$\mathcal{L}_a(x, y, a) = -\beta D_{KL}(q_\phi(s|\mathbf{x})||p_\theta(s|a)) + \log p(a) = \mathcal{L}_a(x, a),$$

$$\mathcal{L}_y(x, y, a) := \mathbb{E}_{q_\phi(s|\mathbf{x})} [-D_{KL}(q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x}, y, s)||p_\theta(\mathbf{z}|y))]$$

$$+ \mathbb{E}_{q_\phi(s|\mathbf{x})q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x}, y, s)} [\log p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z}, s)] + \log p(y) = \mathcal{L}_y(x, y)$$

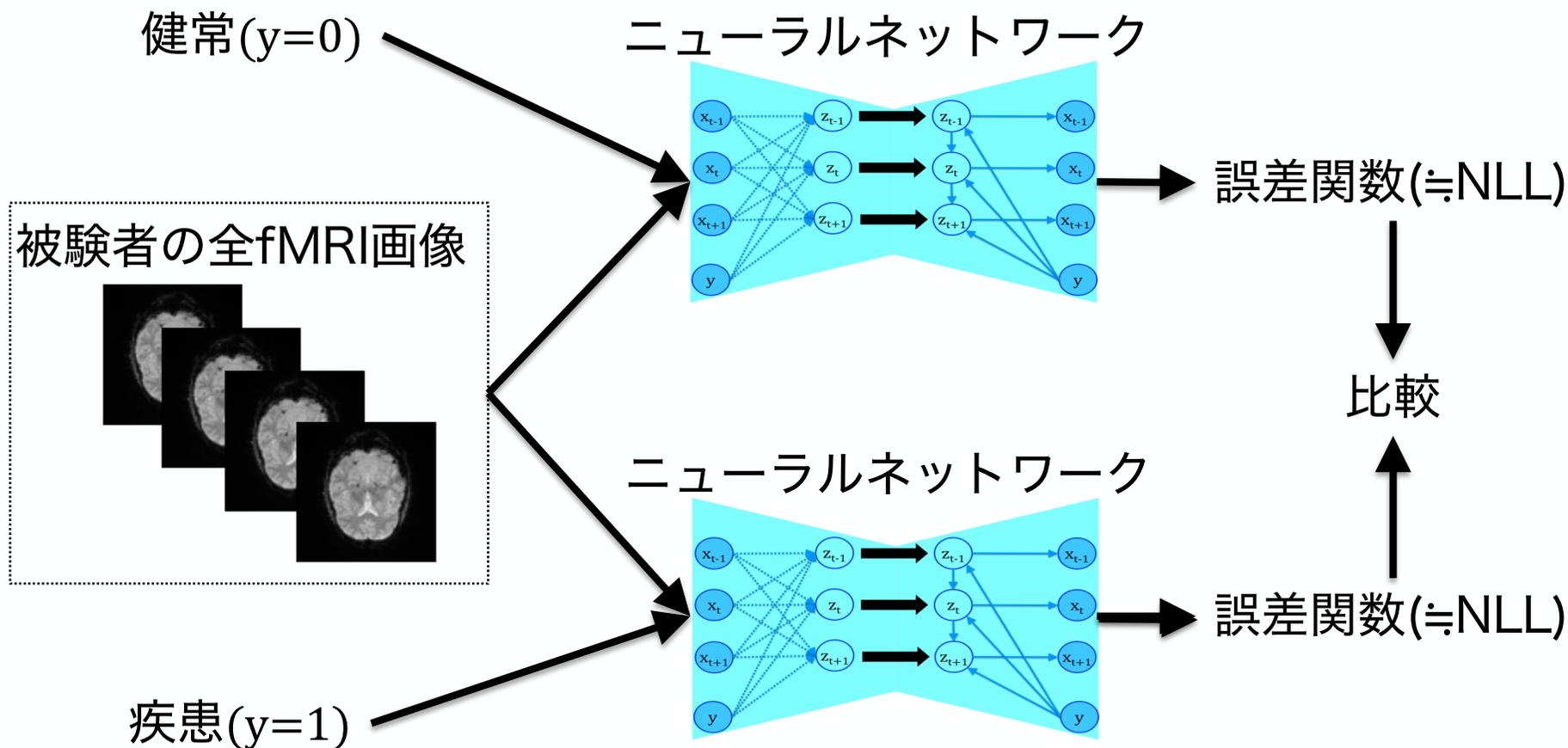
a を含まない

» 識別モデルとしての目的関数

$$p_\theta(y|\mathbf{x}, a) \approx \frac{\exp \mathcal{L}_y(\mathbf{x}, y)}{\sum_{y' \in \{0,1\}} \exp \mathcal{L}_y(\mathbf{x}, y')} =: \exp \mathcal{L}_d(\mathbf{x}, y)$$

評価実験

■ 診断方法

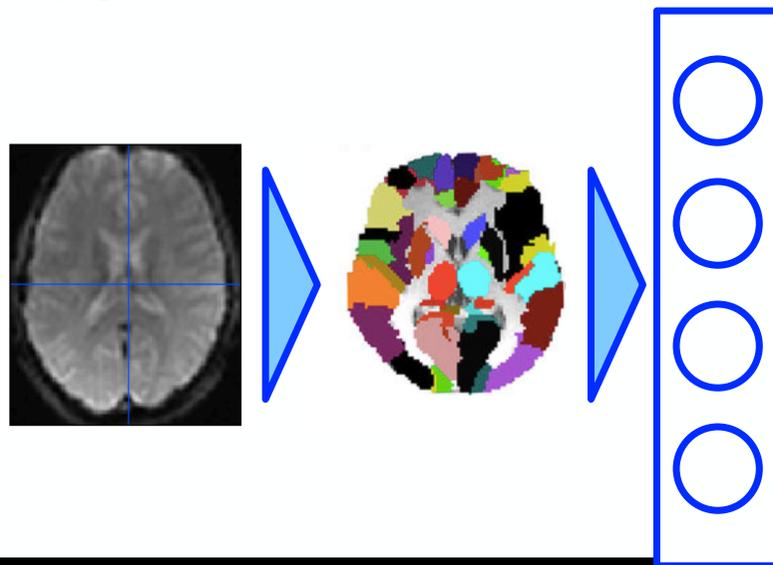


$L(x, y = 0) < L(x, y = 1) \iff$ 被験者は 健常者.
 $L(x, y = 0) > L(x, y = 1) \iff$ 被験者は 精神疾患.

評価実験

■ 実験内容

- » 以下のデータセットを用いて診断実験を行った
- » **OpenfMRI** (<https://openfmri.org/dataset/ds000030/>)
 - 健常者117人,
 - 統合失調症患者48人
 - 特権属性：年齢，性別
 - 152枚のfMRI画像からそれぞれとった116次元の特徴ベクトル



実験結果.1 統合失調症の診断精度

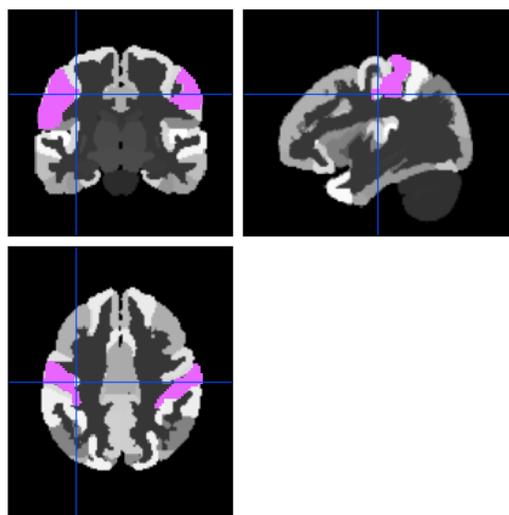
method	時系列	属性	正解率
			0.665
PCC+SCCA+SLR [Yahata+, 16]			0.646
AE+HMM [Suk+, 16]	○	○	0.579
LSTM [Dvornek+, 17]	○		0.673
Deep Generative Model [Tashiro+, 17]			<u>0.701</u>
cDMM	○		0.696
DPAM	○	○	0.722

実験結果.2 疾患部位の特定

■ 診断に寄与した部位の特定

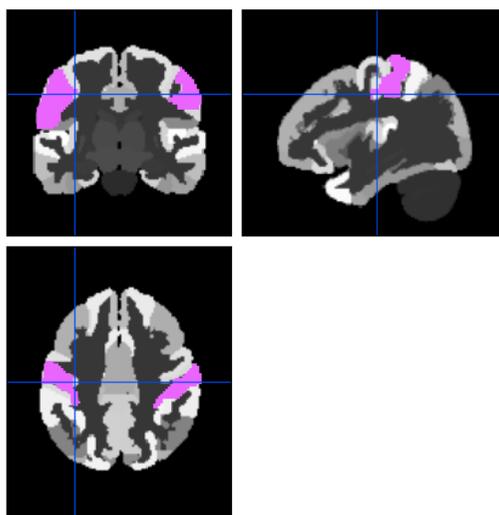
- » 入出力の誤差から，診断に寄与した部位を特定
- » 提案手法とDGMで診断に大きく寄与した部位が異なった
- » 提案手法同士で診断に大きく寄与した部位が同じ

DPAM(提案手法)



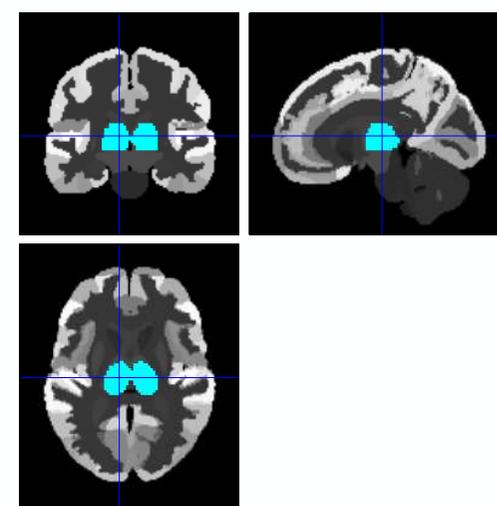
統合失調症：中心後回

cDMM(提案手法)



統合失調症：中心後回

DGM(既存手法)



統合失調症：視床

結論と今後の課題

■ まとめ・結論

- » Deep Privileged Attribute Modelによる精神疾患診断
- » 統合失調症のfMRIデータセットで評価実験
 - 診断能力が向上

個人特徴を捉えることが有効であった

■ 今後の課題

- » 他のデータセットへの適応

※ 神戸大学 大学院システム情報学研究科 倫理審査委員会 28-1