

# fMRI研究

## ブレインマッピング・

## 脳情報デコーディング・コネクトーム

ATR脳情報解析研究所 計算脳イメージング研究室 室長  
理研革新知能統合研究センター チームリーダー  
CINET 客員研究員  
大阪大学院 生命機能研究科 客員準教授

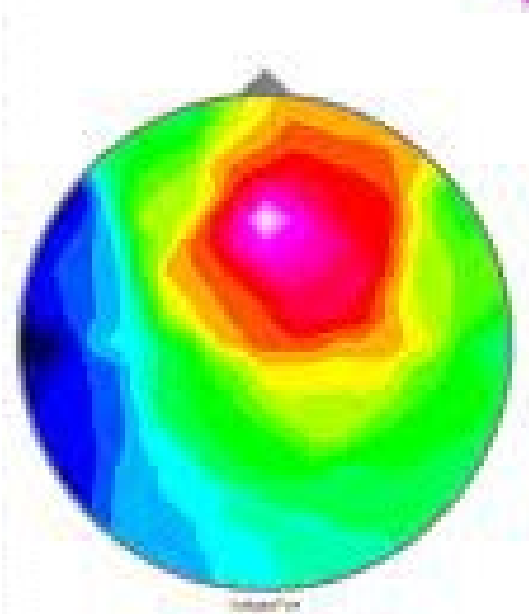
山下 宙人

# 講義内容

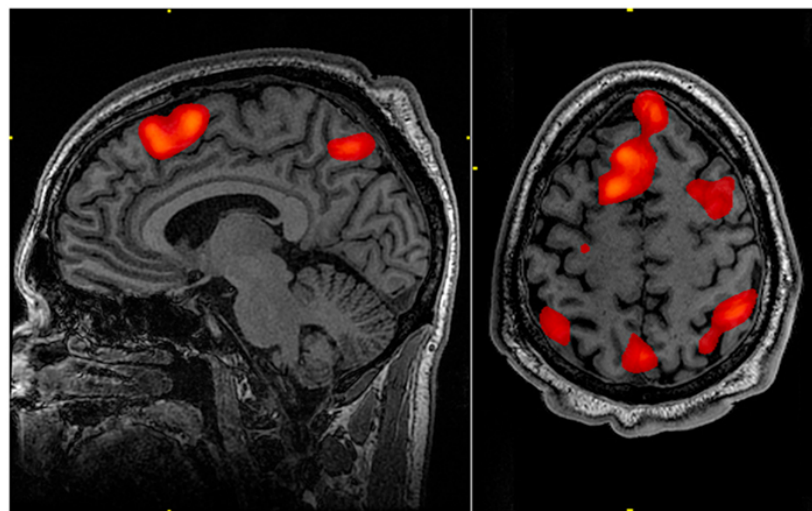
1. fMRIとは
2. ブレインマッピング
3. 脳情報デコーディング
4. マクロコネクトーム研究
5. まとめ

# ヒト脳機能研究のゴールドスタンダード fMRI

fMRI 以前  
(脳波)



fMRI 以降  
(Ogawa et al. 1990)



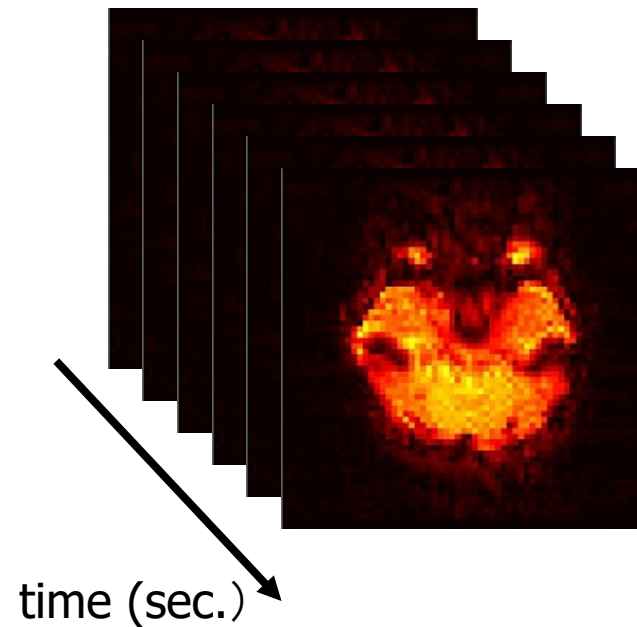
# 核磁気共鳴機能画像法 (functional MRI)

MRI装置を使って脳活動を画像化する方法。  
常磁性体である血流中の脱酸素化ヘモグロビンの濃度に  
感度をもつBOLD信号(Ogawa et al. 1990, PNAS)を検出する。

MRI装置



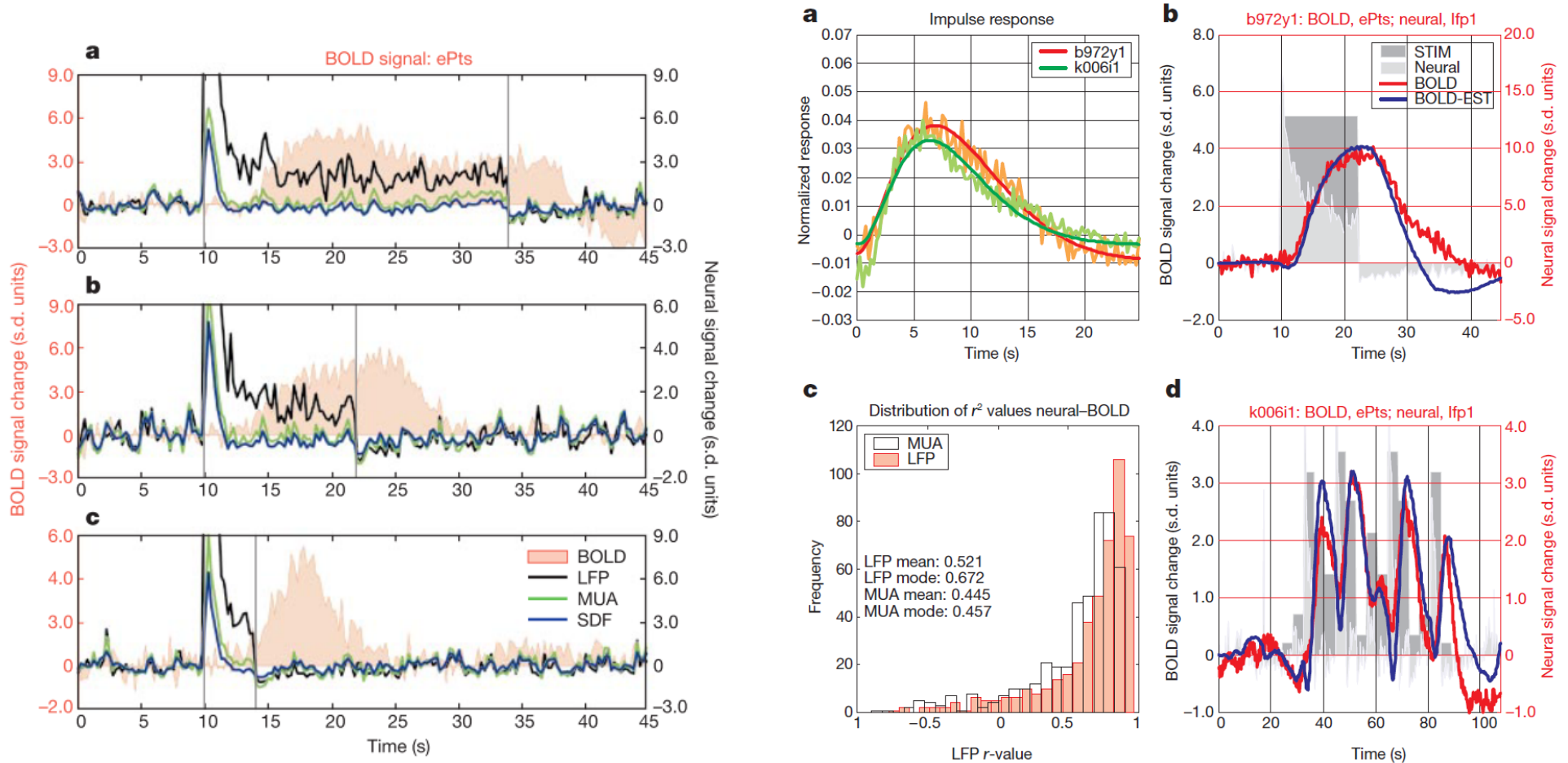
局所脳血流の変化



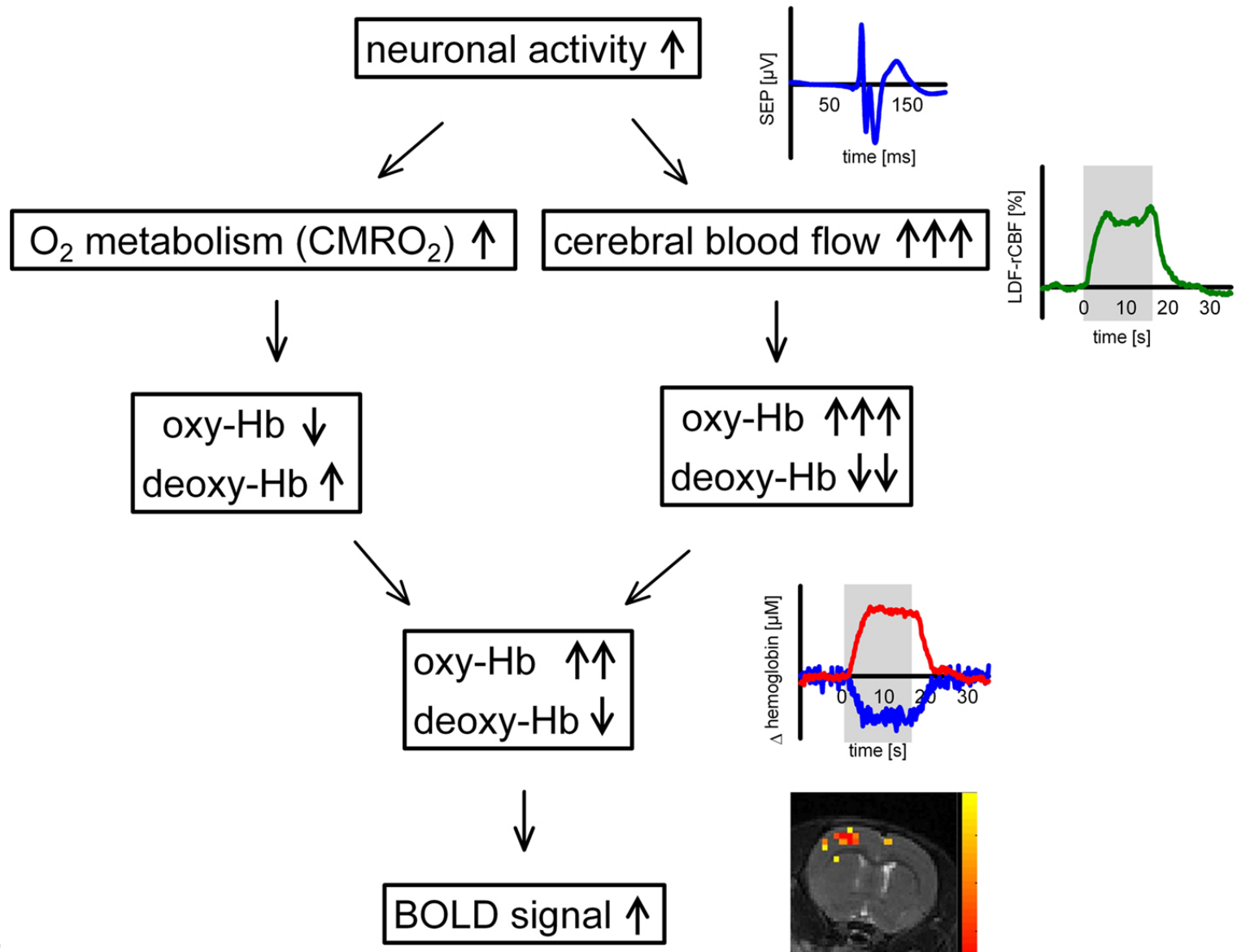
# fMRI原理：BOLD信号の生理学的起源

課題時のBOLD信号は、活動電位よりもLocal Field Potentialsとよく相関する。

LFP = postsynaptic potentials (+voltage-dependent membrane oscillations, after-potentials)



# fMRI原理 : Blood Oxygen Level Dependent signals (BOLD signals)



# fMRIの長所・短所

---

- 非侵襲脳計測
- 高い空間分解能 (mm)
- 脳全体をカバー
- 構造と活動が同一実験時にMRI装置で計測可能
  
- × 低い時間分解能 (秒.)
- × 神経活動に起因する2次的な応答
- × 高い計測コスト
- × 頭の固定が必要 (数ミリの動きでアウト)

# fMRIの長所+ : 標準脳 (template brain) を用いた結果の標準化

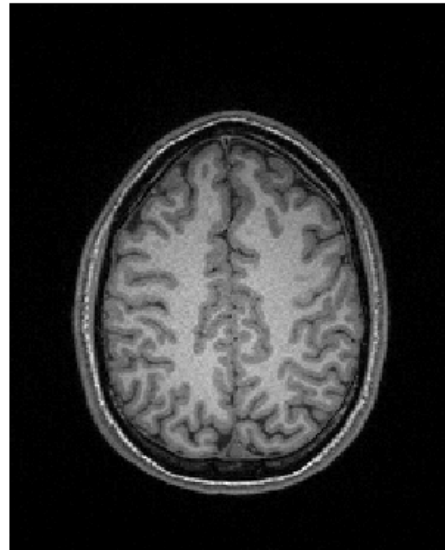
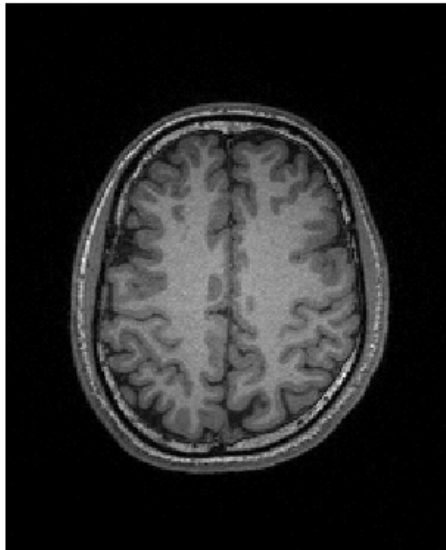
標準脳にNormalizationすることによって、被験者間・研究間で位置情報が統一的に解釈できる。

subject01

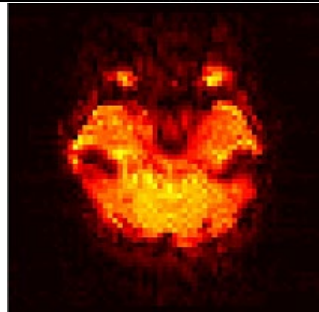
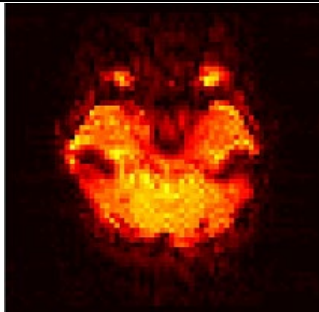
subject02

standard brain ICBM152

T1-MRI



fMRI



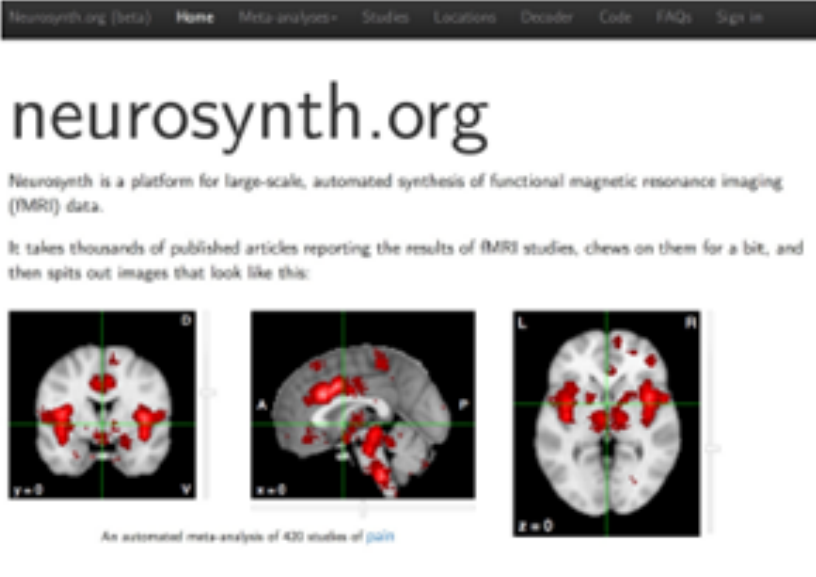


## メタ解析

複数論文の結果を統合する解析。  
定量的レビュー。

サンプル数の制約で、ばらつきの大きい1つの研究論文の成果を、複数まとめることにより頑健な知見を得る。

- **BrainMap**  
<http://www.brainmap.org>
- **Neurosynth**

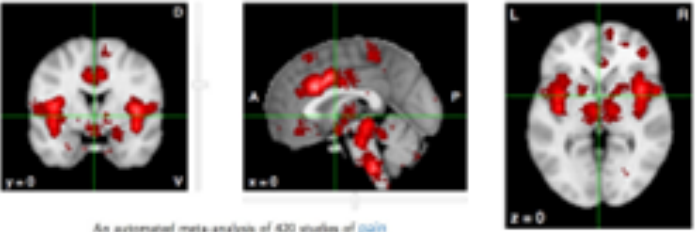


Neurosynth.org (Beta) Home Meta-analysis Studies Locations Decoder Code FAQs Sign in

## neurosynth.org

Neurosynth is a platform for large-scale, automated synthesis of functional magnetic resonance imaging (fMRI) data.

It takes thousands of published articles reporting the results of fMRI studies, chews on them for a bit, and then spits out images that look like this:



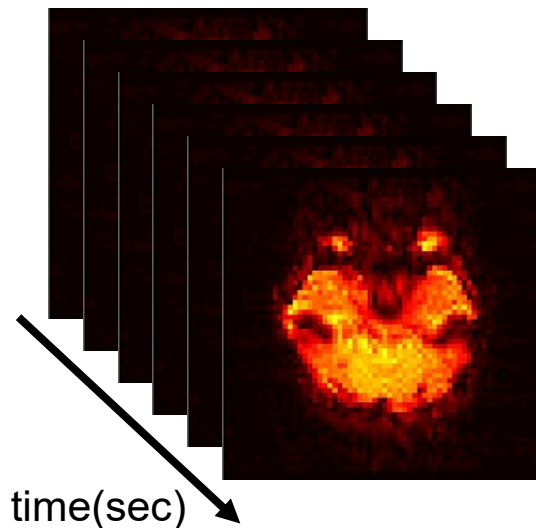
An automated meta-analysis of 420 studies of pain

**Neurosynth**  
is a platform for large-scale,  
automated synthesis of fMRI

<http://neurosynth.org>  
Yarkoni et al., 2012

課題に関するキーワードを入力すると対応した活動マップを表示するWEBアプリ

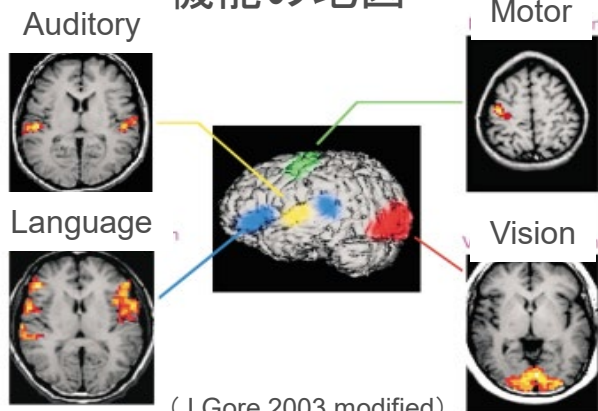
# fMRI研究の大きな流れ



空間情報がリッチな時空間データから  
どんな情報を取り出すか？

## Brain Mapping 1990~

機能の地図



## Decoding 2001~

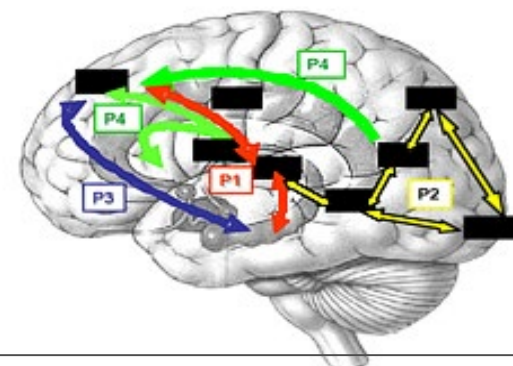
精細な情報表現



- マルチボクセル  
パターン解析
- 機械学習法

## Macro Connectome 2005~

機能ネットワーク



- レスティングfMRI機能結合法
- グラフ理論

# fMRI研究の大きな流れ

研究パラダイム	目的	実験方法	解析方法
ブレイン・マッピング	機能の地図を作る	タスクパラダイム	回帰、多重検定
脳情報解読	刺激に関する情報や心的状態を読み出す	タスクパラダイム	判別、回帰
マクロコネクトーム	脳領野間の結合のマップを作る	レストイング	相関、ネットワーク解析、判別

- fMRIの網羅性を活かした脳全体を調べる研究が進展
- 高い分解能を活かした細かい情報の読みだしとその方法論の成熟

# 講義内容

1. fMRIとは

## 2. ブレインマッピング

3. 脳情報デコーディング

4. マクロコネクトーム研究

5. まとめ

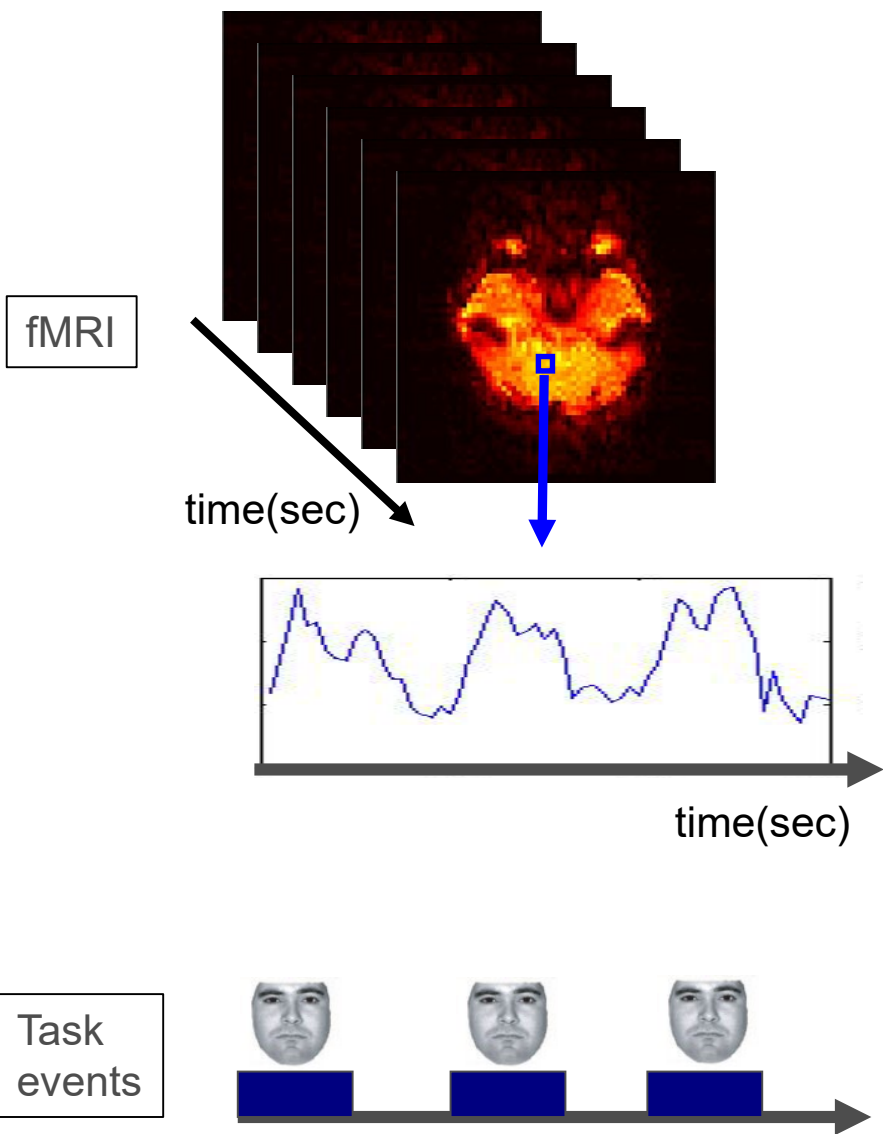
## 脳構造上に機能のマップを作る

課題・刺激に反応する脳活動を計測  
脳構造上の位置を同定

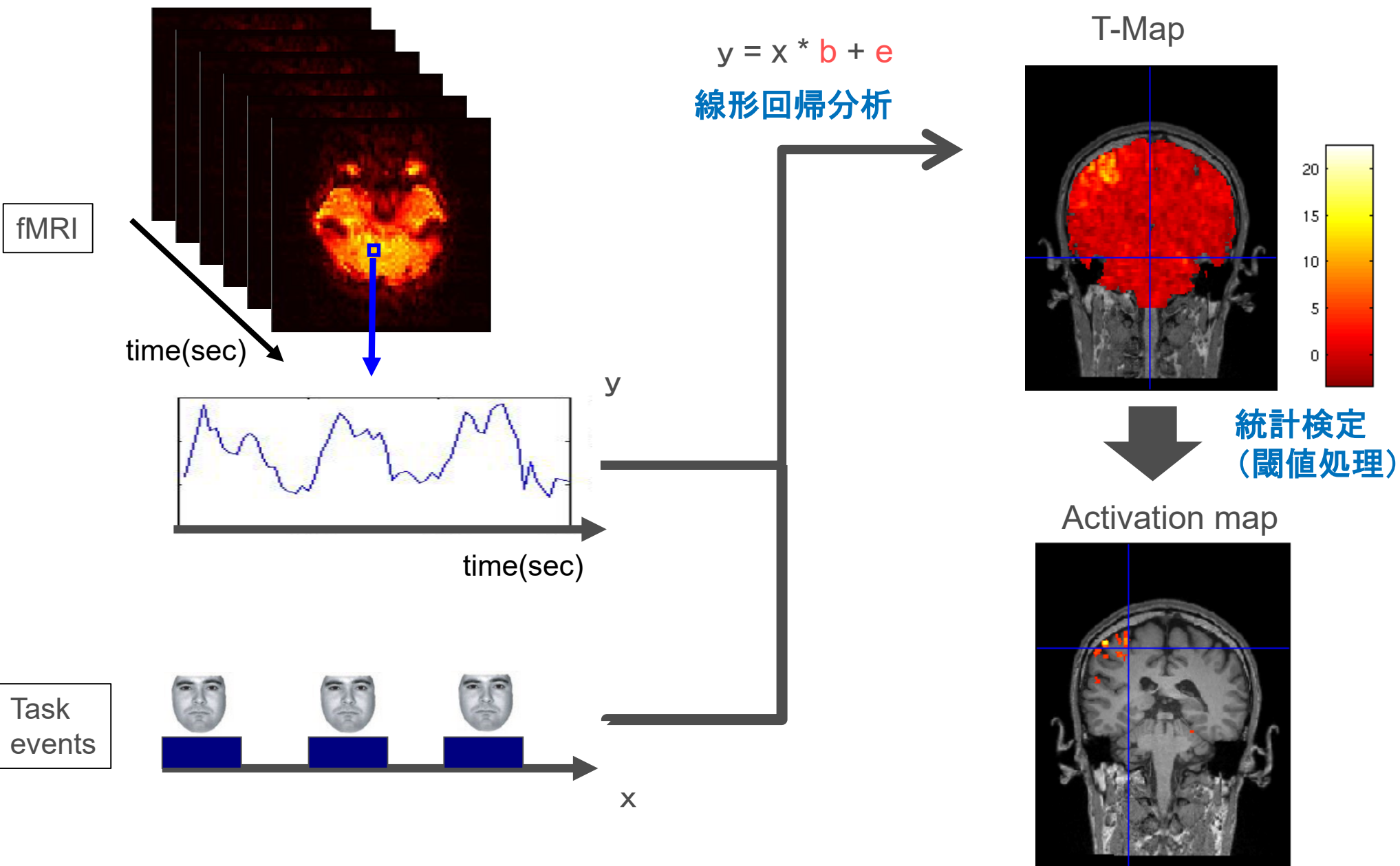


視覚刺激に対する応答

# マッピングの方法：タスク実験時のBOLD信号の計測

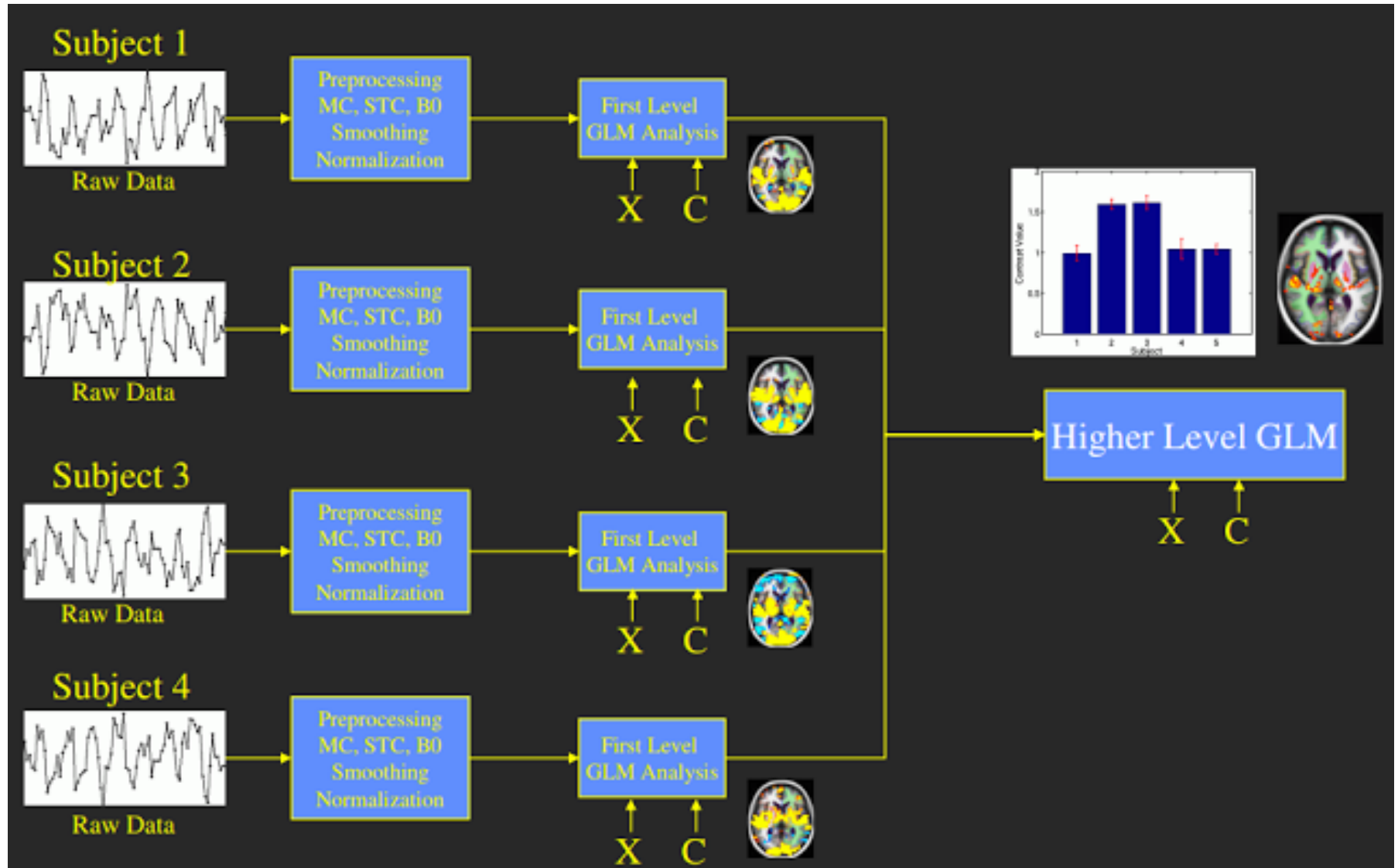


# マッピングの方法：マス単変量解析 (mass-univariate analysis)



# マッピングの方法：グループレベル解析

複数の被験者の結果を統合して、人類全体の脳活動について推論する



MATLAB toolbox : SPM, FSL, AFNI

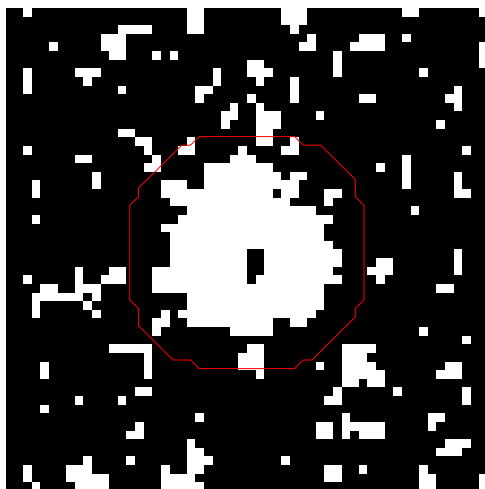


## マッピングの方法の注意点：閾値処理・多重比較補正

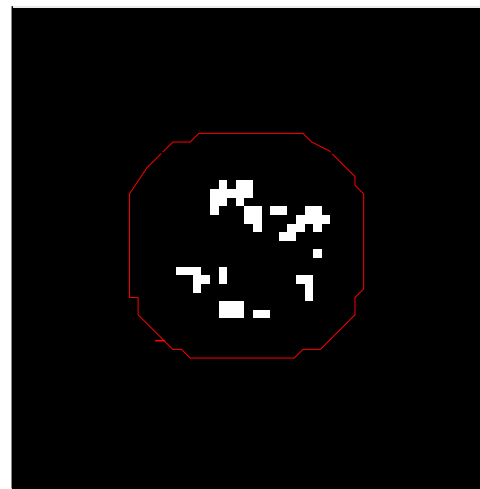
個々のボクセルごとに擬陽性を(ある水準に)コントロールしても、  
イメージ全体では擬陽性だらけ。

→ イメージ全体で擬陽性の量をコントロールしなければならない

個別のボクセルごとに $\alpha=0.1$



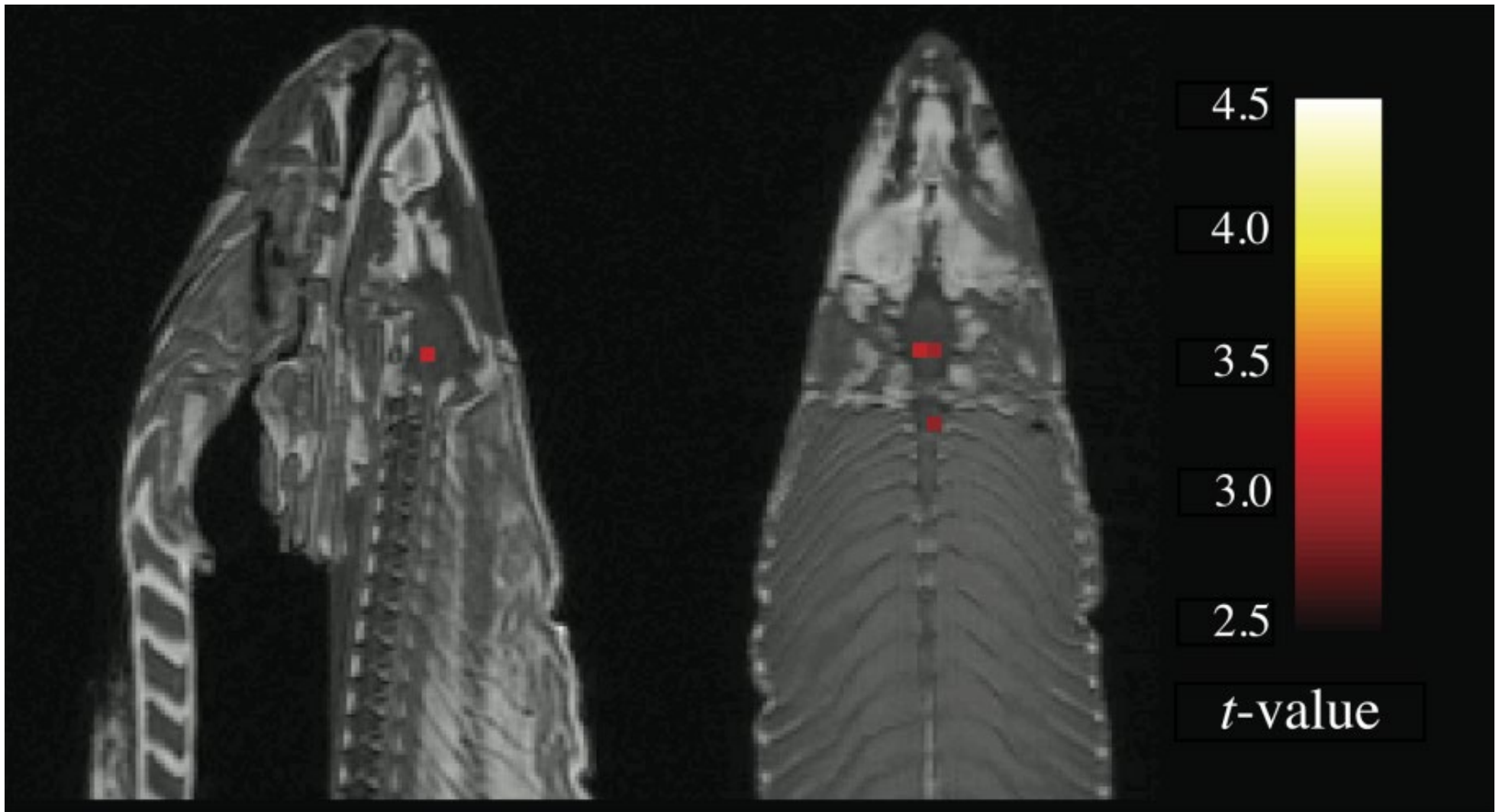
画像全体で $\alpha=0.1$



# 不適切な統計検定による活動検出 (Bennett et al. 2009)

死んだサケの脳活動

イグノーベル賞



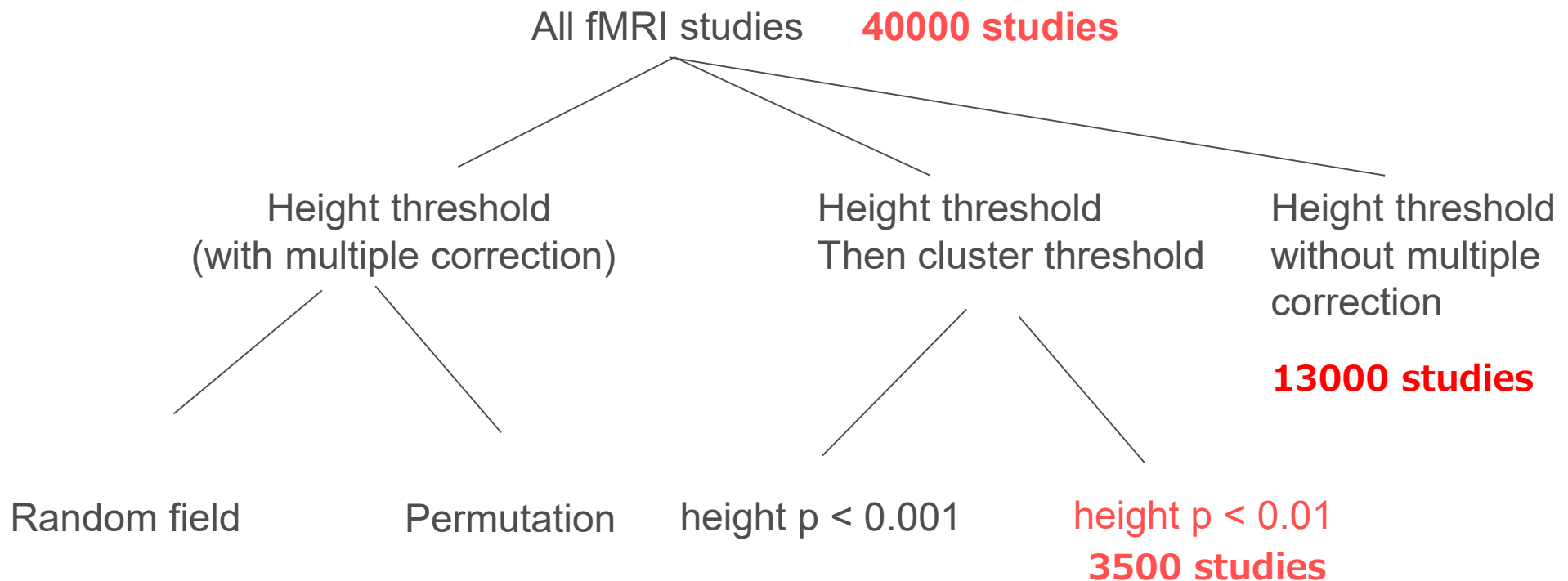
$p < 0.001$  (uncorrected), cluster size = 3

# Cluster failure: Why fMRI inferences for spatial extent have inflated false-positive rates

Anders Eklund<sup>a,b,c,1</sup>, Thomas E. Nichols<sup>d,e</sup>, and Hans Knutsson<sup>a,c</sup>

<sup>a</sup>Division of Medical Informatics, Department of Biomedical Engineering, Linköping University, S-581 85 Linköping, Sweden; <sup>b</sup>Division of Statistics and Machine Learning, Department of Computer and Information Science, Linköping University, S-581 83 Linköping, Sweden; <sup>c</sup>Center for Medical Image Science and Visualization, Linköping University, S-581 83 Linköping, Sweden; <sup>d</sup>Department of Statistics, University of Warwick, Coventry CV4 7AL, United Kingdom; and <sup>e</sup>WMG, University of Warwick, Coventry CV4 7AL, United Kingdom

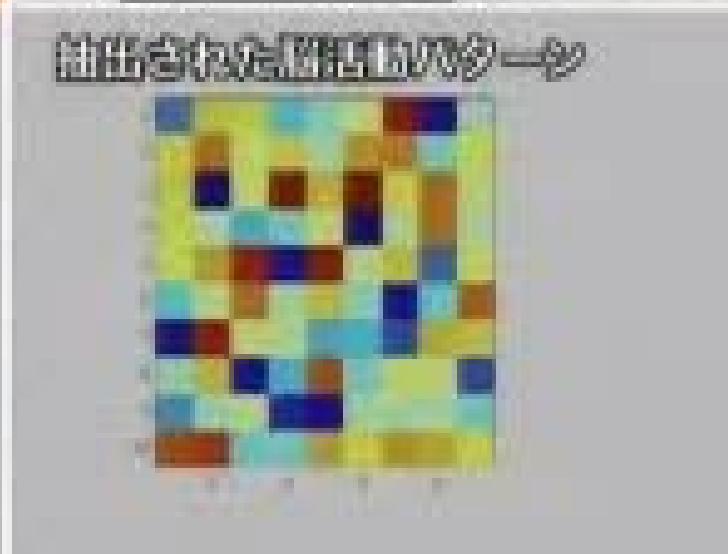
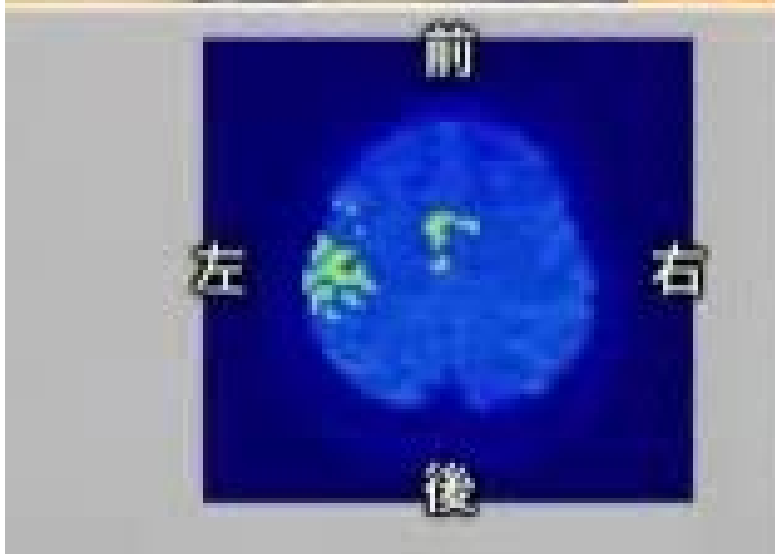
Edited by Emery N. Brown, Massachusetts General Hospital, Boston, MA, and approved May 17, 2016 (received for review February 12, 2016)



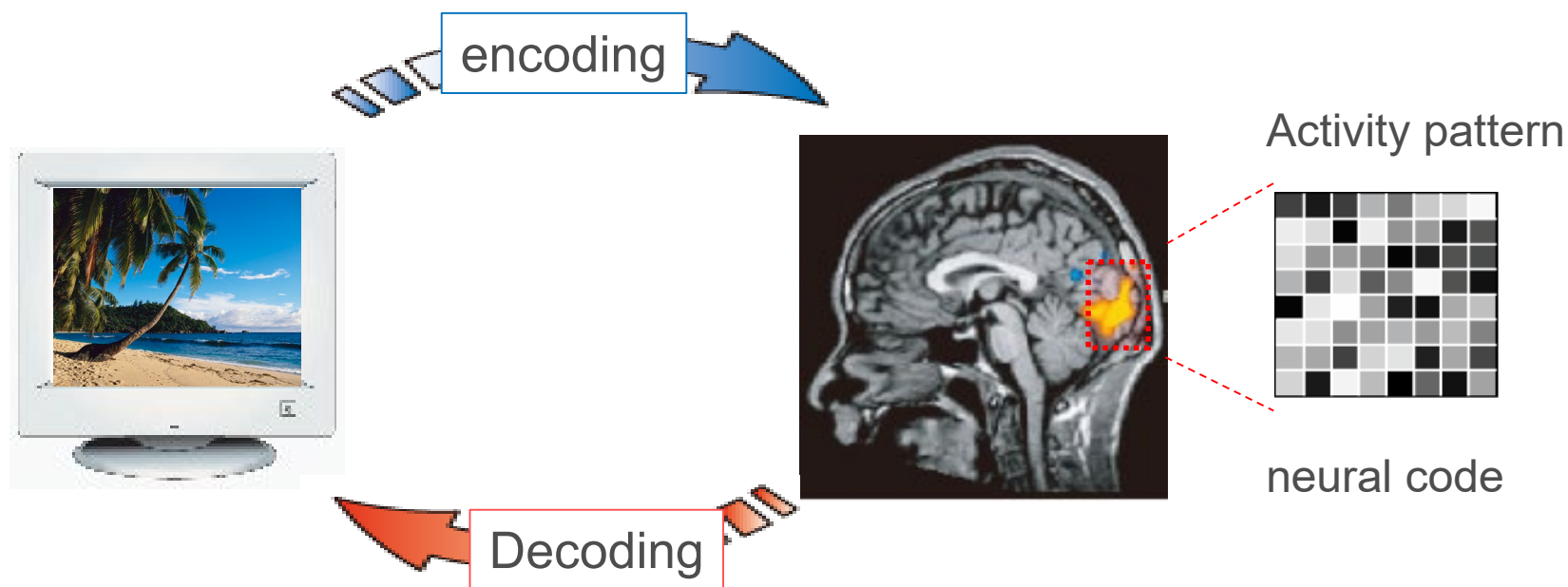
# 講義内容

1. fMRIとは
2. ブレインマッピング
- 3. 脳情報デコーディング**
4. マクロコネクトーム研究
5. まとめ

# じゃんけんロボットハンド

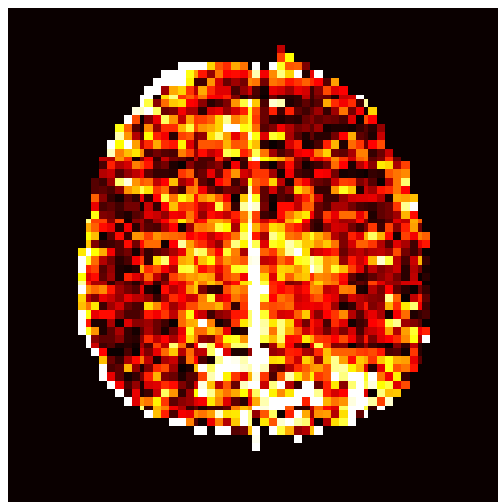


刺激・課題に関する精細な脳情報を  
複数のボクセルに潜む脳活動パターンから読み出す。

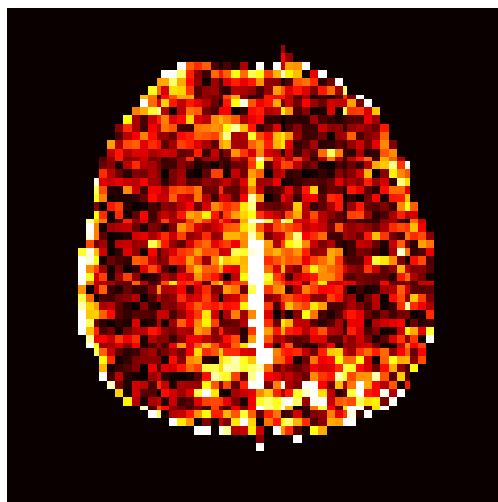


What information is represented ?

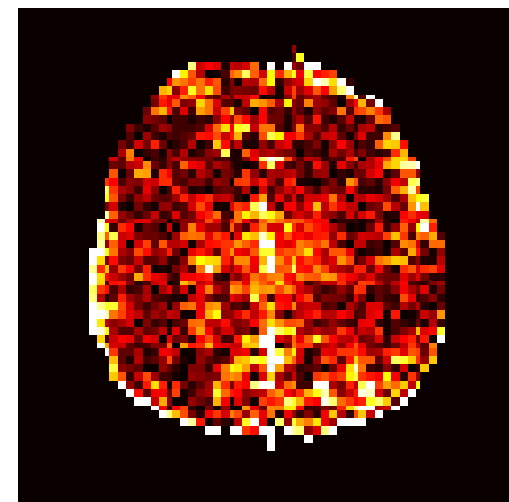
右視野刺激



左視野刺激



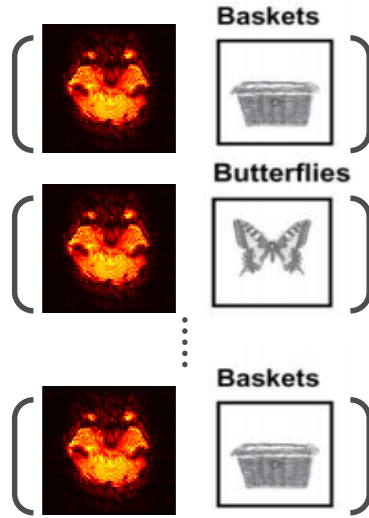
右 or 左？



機械に例題を与えて学習させよう！

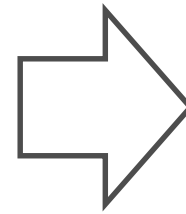
# 脳情報デコーディングの方法：教師あり機械学習（判別・回帰）

学習フェイズ

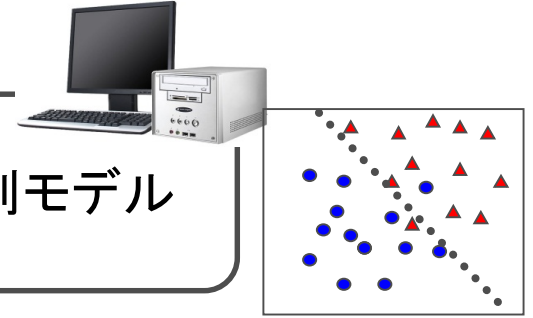


機械学習の  
アルゴリズム

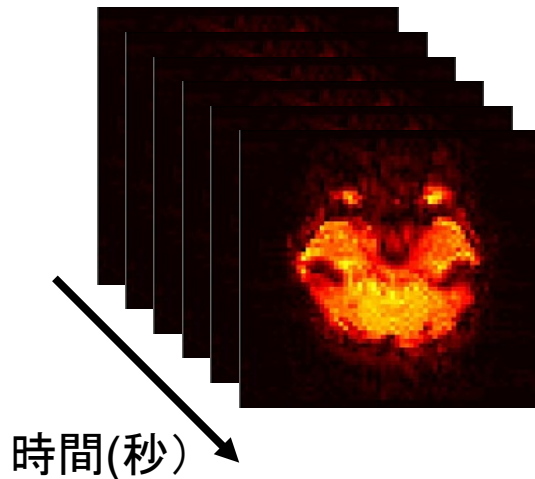
e.g. サポートベクタマシン  
フィッシャーの線形判別



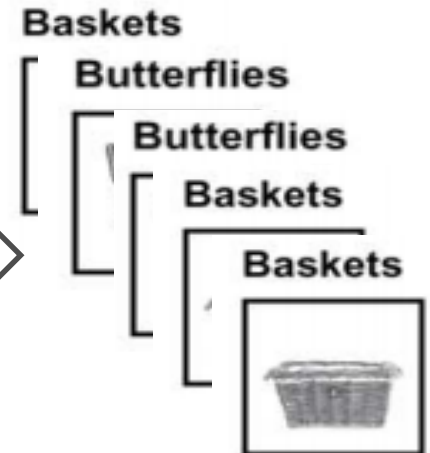
判別モデル



テストフェイズ




判別モデル





# 脳情報デコーディング研究における重要な研究 (方法の観点から)

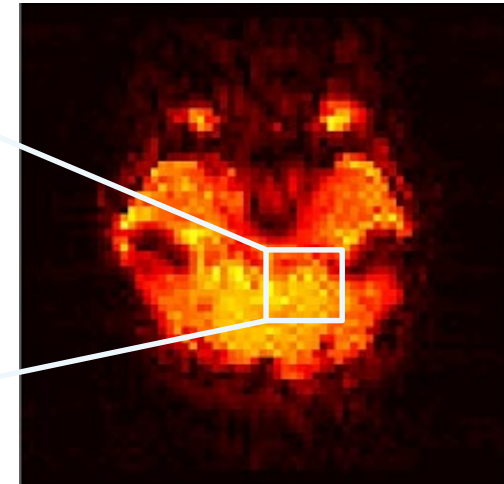
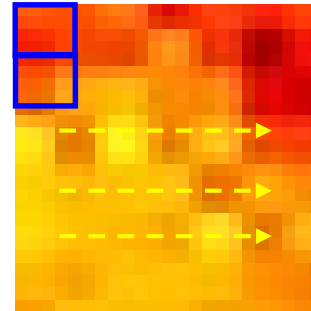
- 
- 2001 Multi-voxel pattern analysis (Haxby et al.)
  - 2003 First machine learning-based decoding (Cox and Savoy)
  - 2005 Read out subjective experience (Kamitani and Tong)
  - 2006 Search-light method (Kriegeskorte et al.)
  - 2008 Sparse classifier (Yamashita et al.)  
Visual image reconstruction (Miyawaki et al.)  
Natural image identification (Kay et al.)
  - 2011 Between-subject classifier (Haxby et al.)  
Decoded neurofeedback (Shibata et al.)
  - 2013 Decode visual dream contents (Horikawa et al.)

# シングルボクセルのデータ解析からマルチボクセルパターンの解析へ

刺激

fMRIデータ

(マス)シングル  
ボクセル解析

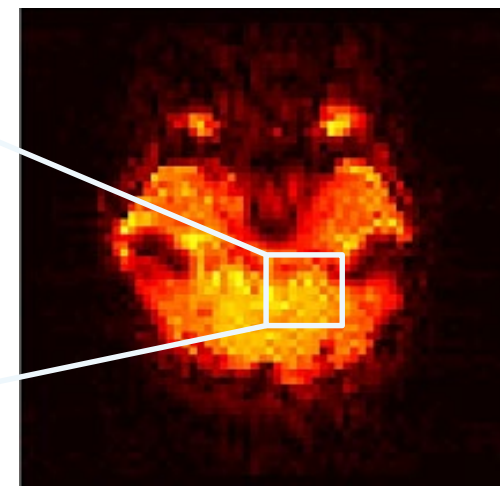
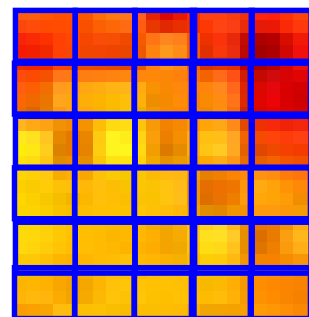


# シングルボクセルのデータ解析からマルチボクセルパターンの解析へ

刺激

fMRIデータ

(マス)シングル  
ボクセル解析



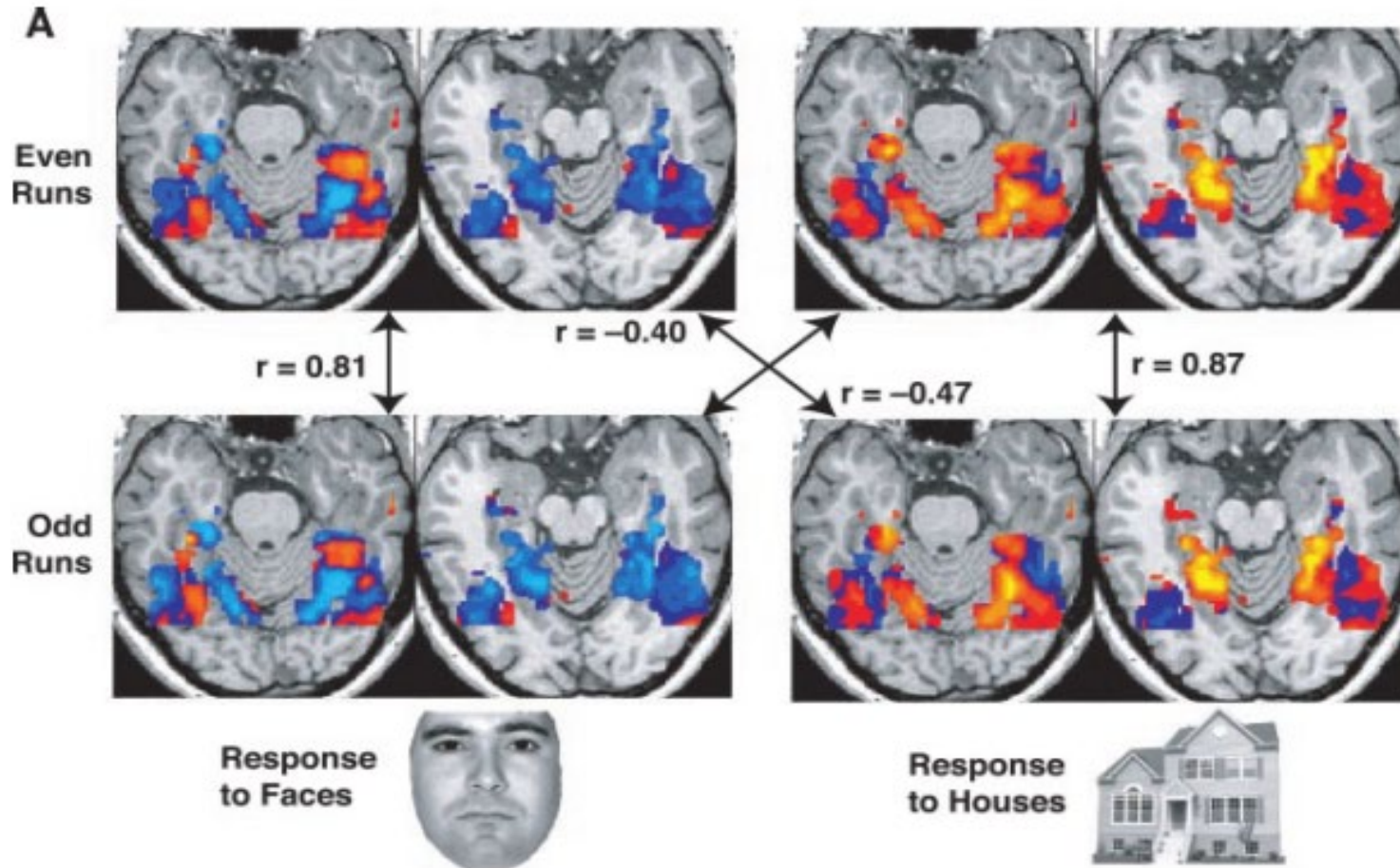
マルチボクセル  
パターン解析



細かい刺激の情報の読み出し

# マルチボクセルパターン解析 (2001年)

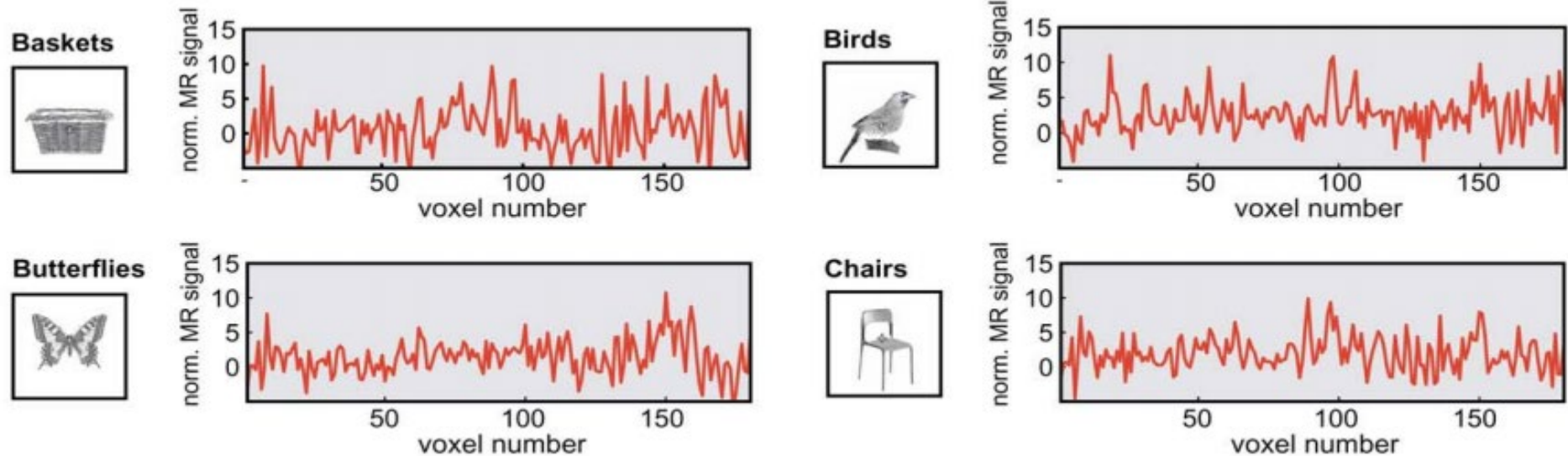
Ensemble selectivity = マルチボクセルの活動パターンが刺激情報を選択的に表現



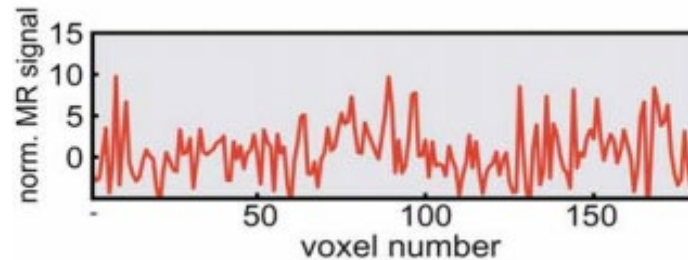
# 機械学習法によるシングル試行デコーディング (2003年)

- サポートベクタマシンなど機械学習法を脳情報解読に初めて適用
- 1試行ごとの情報読み出し

## 学習



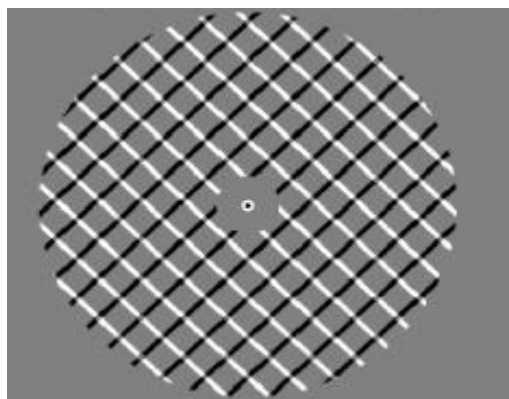
## テスト



# 主観体験の読み出し (2005年)

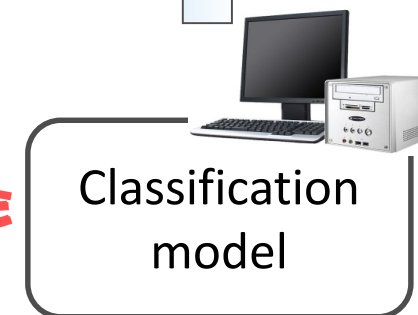
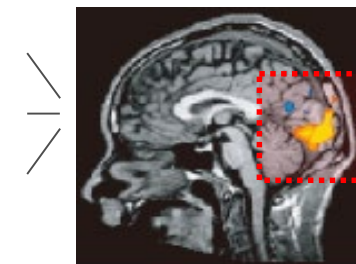
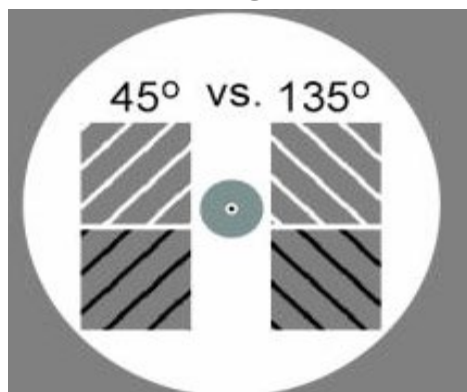
類似した知覚体験は類似した脳活動パターンによって表現されている。  
→ 実際に刺激を見ている時のデータで学習した判別器を用いて、注視している方位を解読。

Attend to either  
45° or 135° grating



刺激デコーダで  
主観体験を読み出す

Viewing task

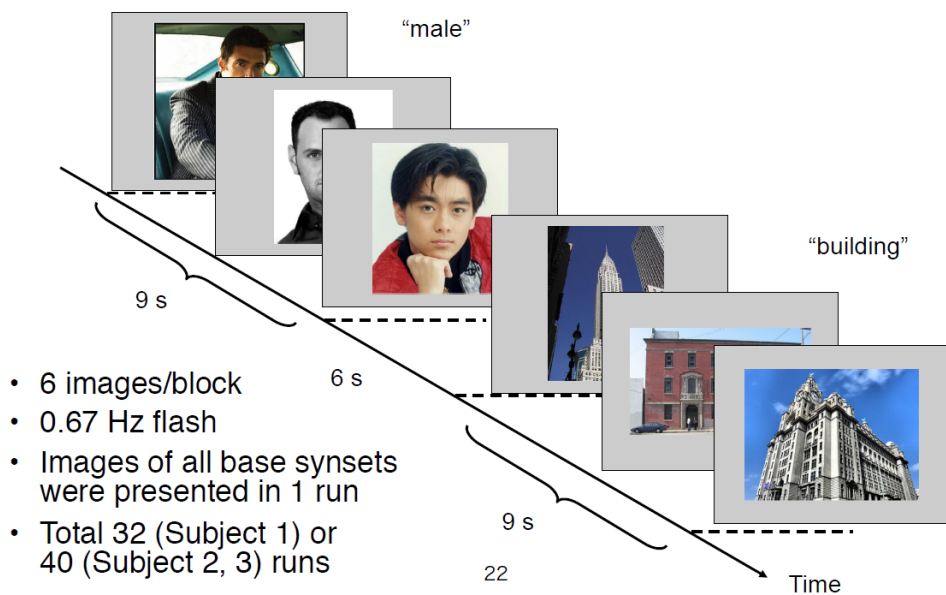


実際の刺激で  
デコーダを学習

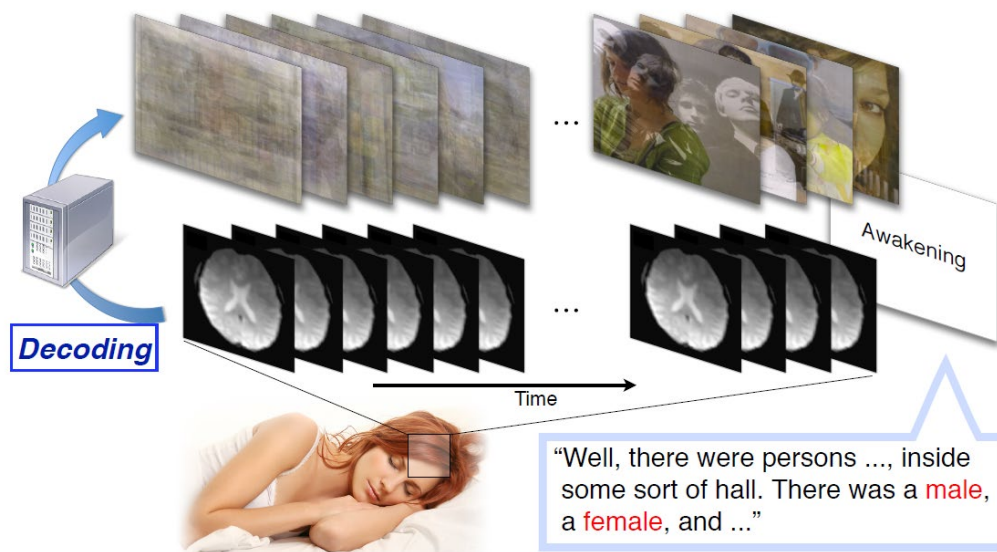
# 主観体験の読み出し～夢デコーディング (2013年)

## 夢を見ているときの視覚体験と実物を見ている時の視覚体験の類似性


### デコーダ学習用実験



### 夢内容取得用実験



# 脳情報デコーディング研究における重要な研究 (方法の観点から)

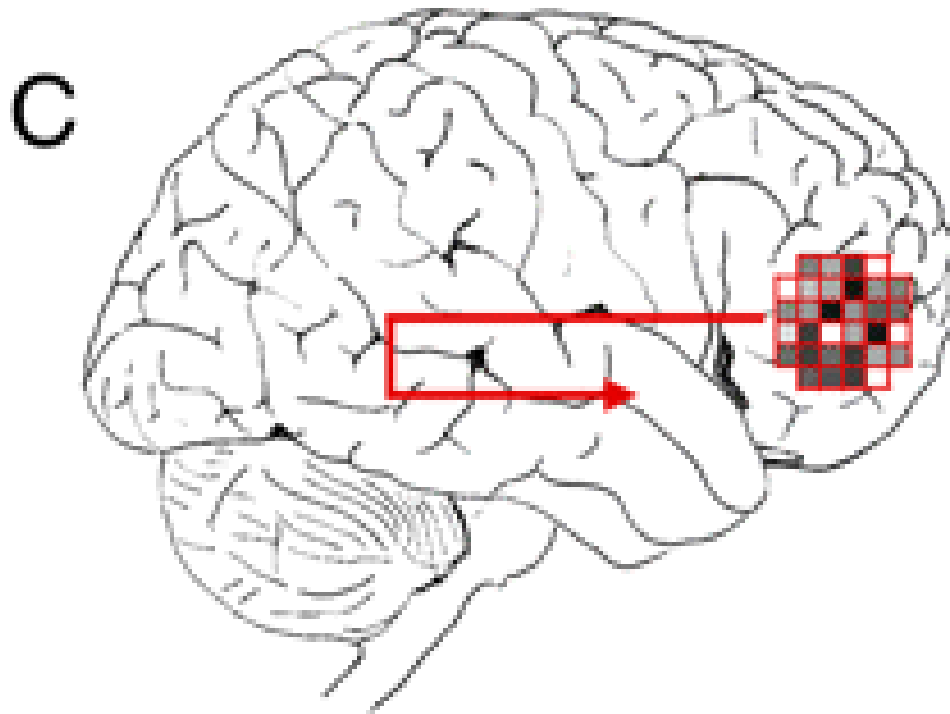
- 
- 2001 Multi-voxel pattern analysis (Haxby et al.)
  - 2003 First machine learning-based decoding (Cox and Savoy)
  - 2005 Read out subjective experience (Kamitani and Tong)
  - 2006 Search-light method (Kriegeskorte et al.)
  - 2008 Sparse classifier (Yamashita et al.)  
**Visual image reconstruction (Miyawaki et al.)**  
Natural image identification (Kay et al.)
  - 2011 Between-subject classifier (Haxby et al.)  
Decoded neurofeedback (Shibata et al.)
  - 2013 Decode visual dream contents (Horikawa et al.)



# 情報局在：サーチライトデコーディング (2006年)

局所的なマルチボクセルパターンに基づくデコーダを用いて刺激に関する情報を持つ領域を網羅的に調べる方法。ブレインマッピングの拡張版。

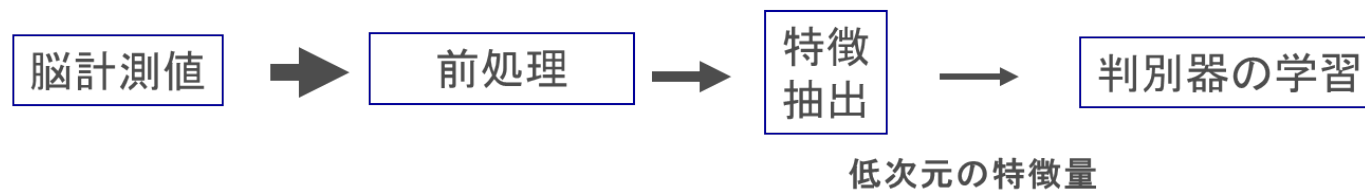
より詳細な情報表現がマッピング可能に。



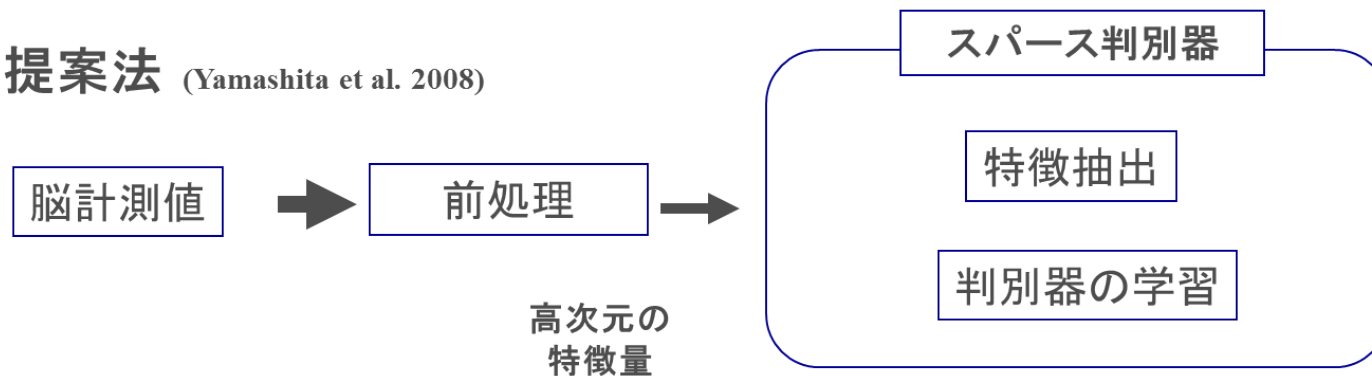
# 全自動特徴選択 : Sparse logistic regression (2008年)

スパース化の制約を課すことにより特徴選択と重みパラメータの学習の2つ同時に行う機械学習法。特徴選択を自動化。

## 従来法



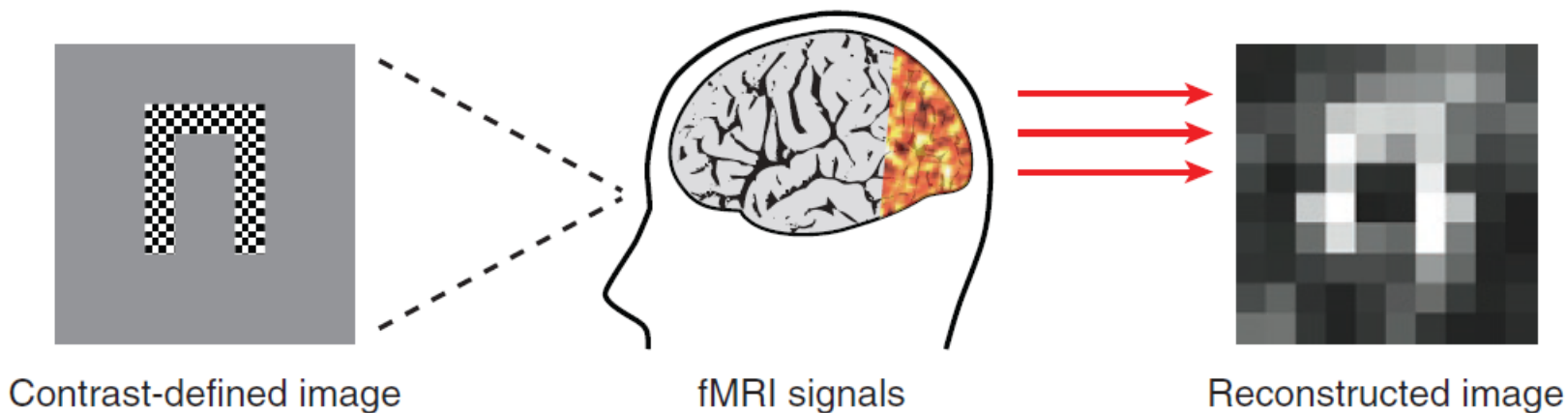
## 提案法 (Yamashita et al. 2008)



- **Automatic Relevance Determination (ARD)** 事前分布を使った (Mackay 1994, Neal 1996)多項ロジスティック回帰モデル
- パラメータチューニング不要

# 視覚野の脳活動から画像再構成 (2008年)

初期視覚野の脳活動から、被験者が見ていた10x10のバイナリイメージを再構成



# 虚構新聞



No image

SFを科学する—どこまで真実?どこま...  
石原 藤夫, 福江 純

No image

アーリアンと...  
津田 元一郎  
新品 ¥1,890  
ポイント 18pt

科学

社会

スポーツ

政治

経済

国際

科学

文化・芸能

▼科学記事

home > 科学

Kyoko Shimbun 2008.12.16  
News

## 脳内画像読み取り成功 「脳内彼女」も再現

大脳にある視覚野の活動信号をコンピュータで読み取り、再び画像として出力する実験に京都古都大学理学部の研究チームがはじめて成功した。先日、国際電気通信基礎技術研究所(ATR)の研究チームが図形や文字の画像化に成功したばかりだが、今回はそれをさらに発展させ、より複雑な画像をカラーで再現している。

人がものを見るときは、大脳後部にある視覚野という領域で処理される。ATRの実験では被験者に白黒の単純な画像を見せ、視覚野の血流の変化を計測。その活動のパターンから画像を解読するプログラムを開発した。この研究成果を踏まえ、京都古都大はさらにプログラムを改良。ATR

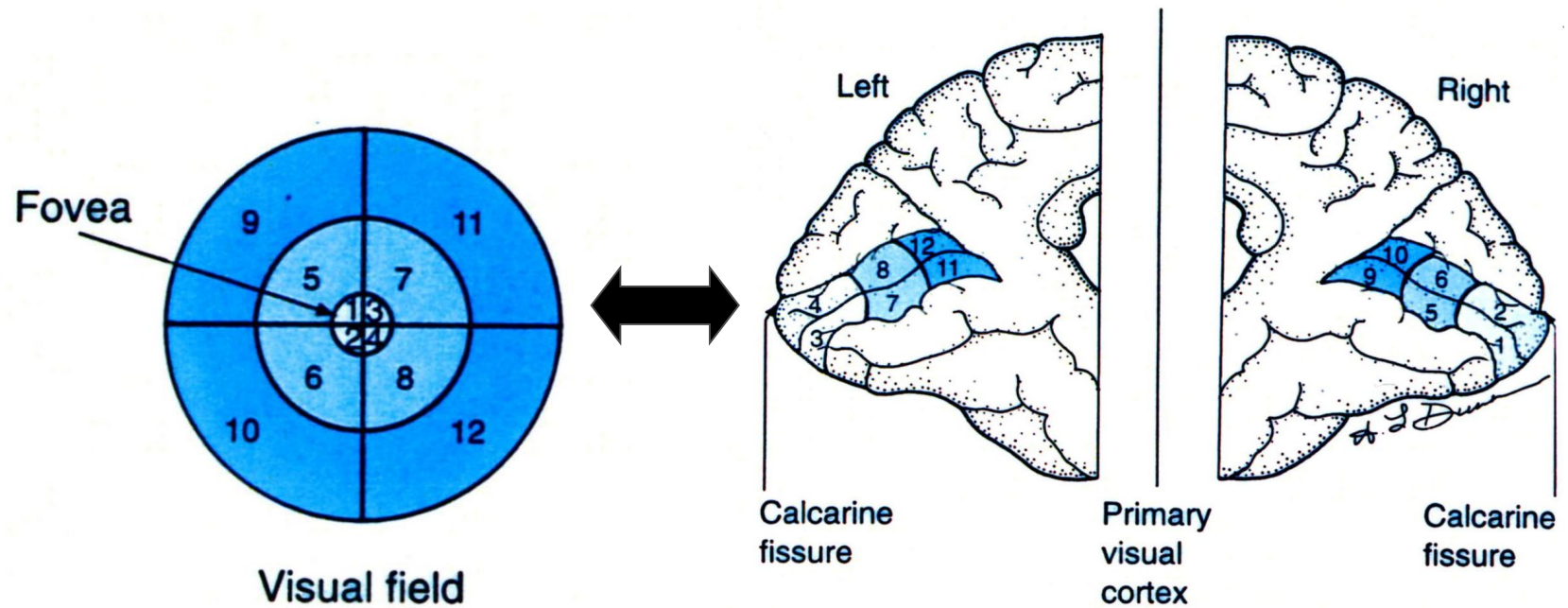


<http://kyoko-np.net/2008121601.html>

# 視覚画像再構成の神経基盤

## レチノトピー

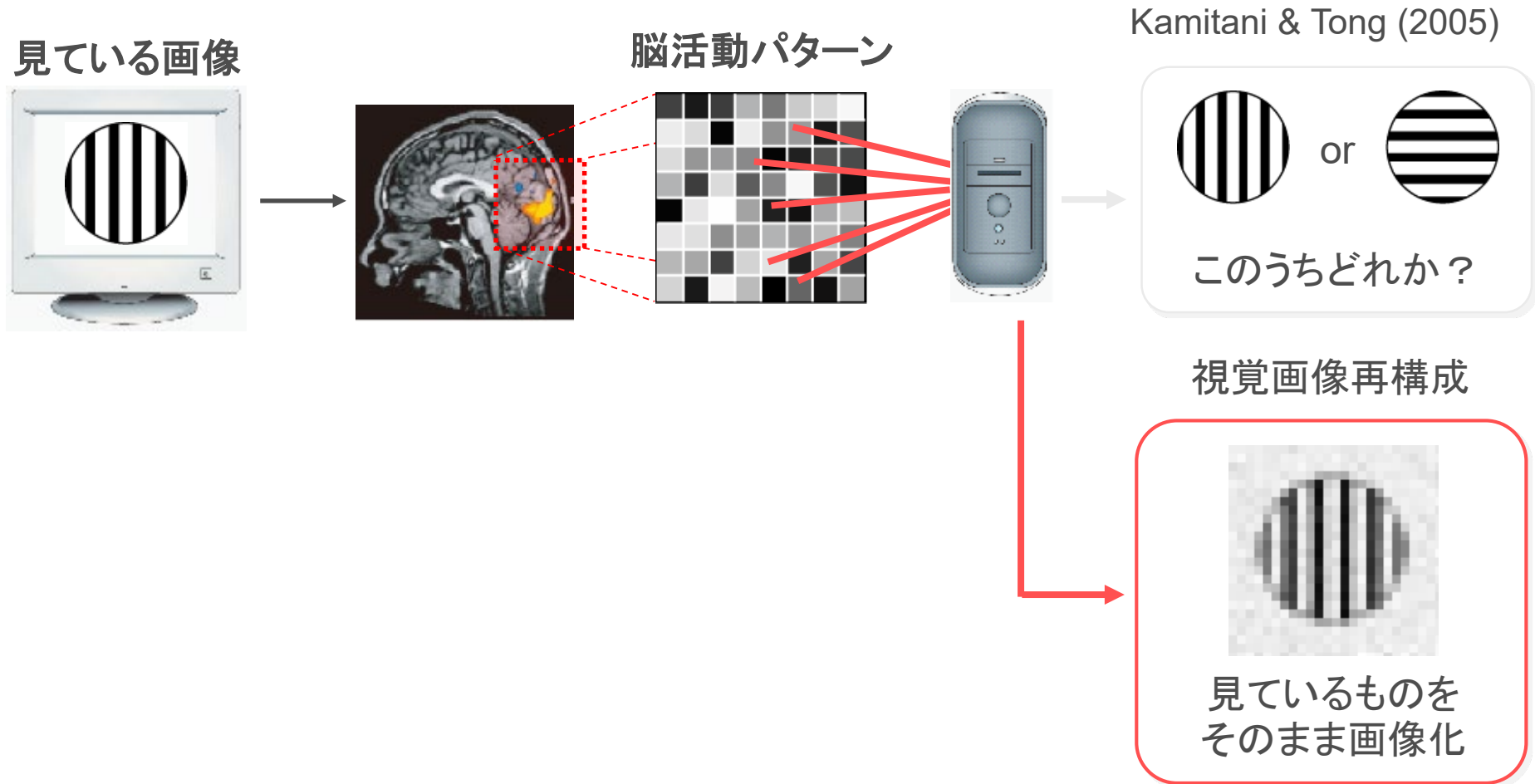
### 初期視覚野における脳活動と視野の対応関係



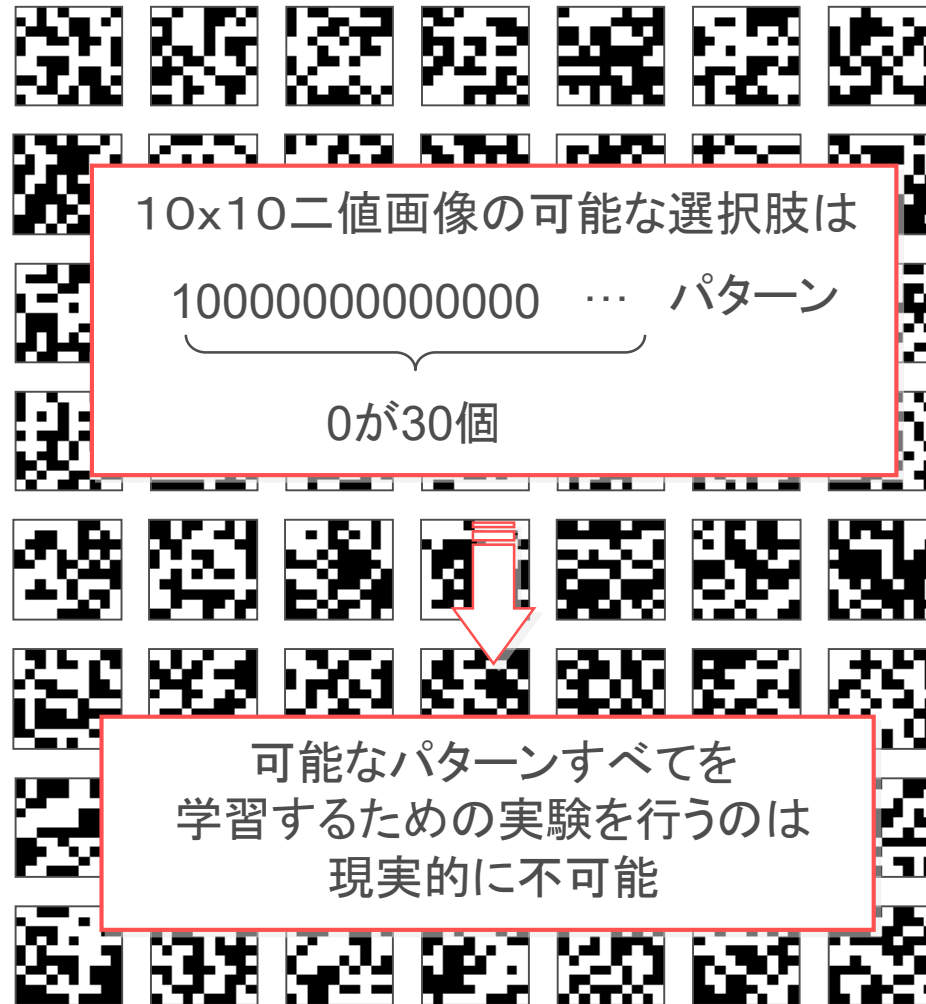
出典: Kandel ER, Schwarz JH, Jessell TM  
Principles of Neural Science, 3rd ed

# 視覚再構成研究の意義：学習データを超えた情報の読み出し

従来：読み出すことが出来る情報は学習に利用したものに限定



# 視覚再構成研究の意義：学習データを超えた情報の読み出し

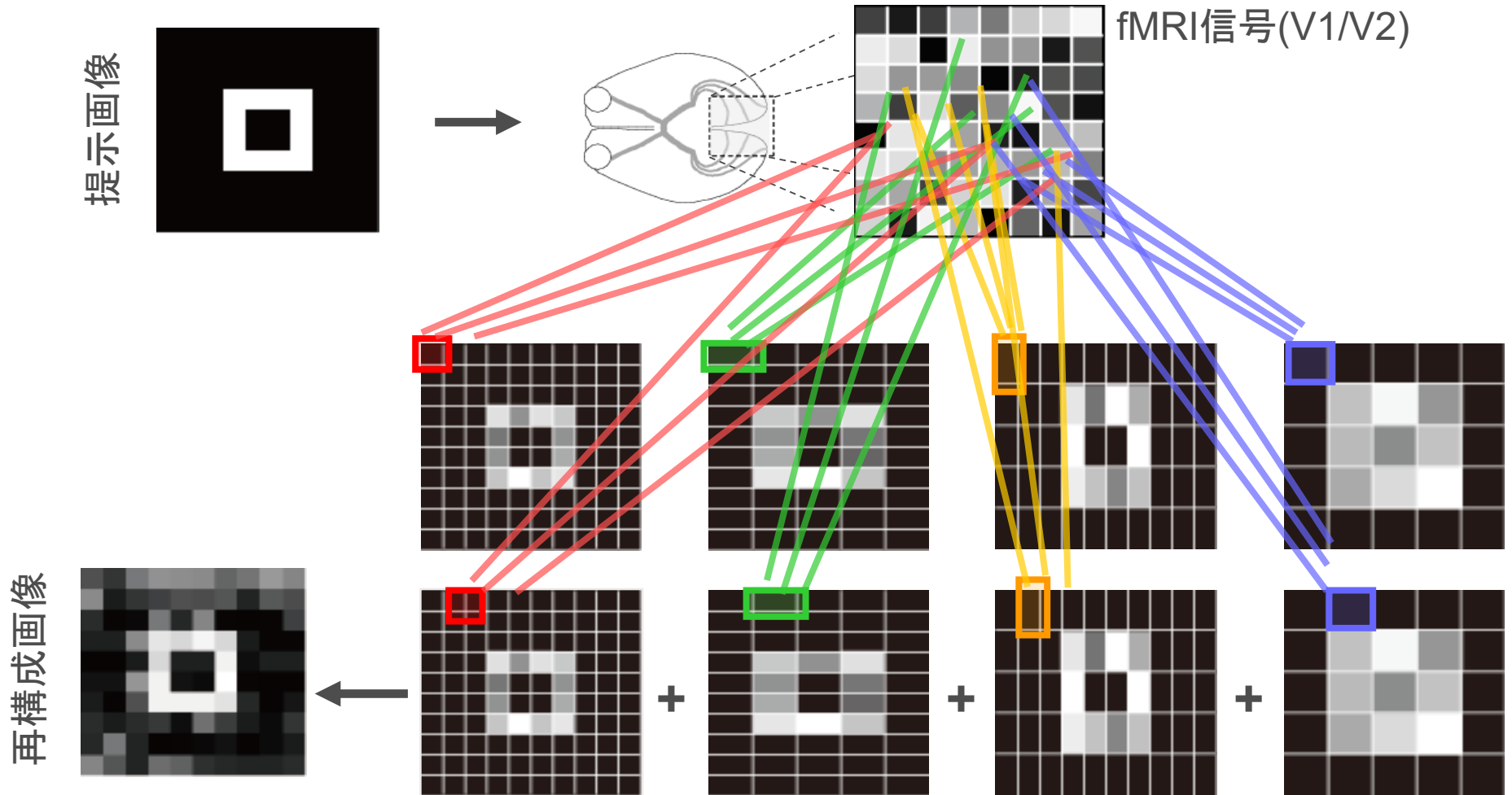


10x10二値画像の可能な選択肢は  
1000000000000000 ... パターン  
0が30個

可能なパターンすべてを  
学習するための実験を行うのは  
現実的に不可能

# 視覚再構成研究の意義：学習データを超えた情報の読み出し

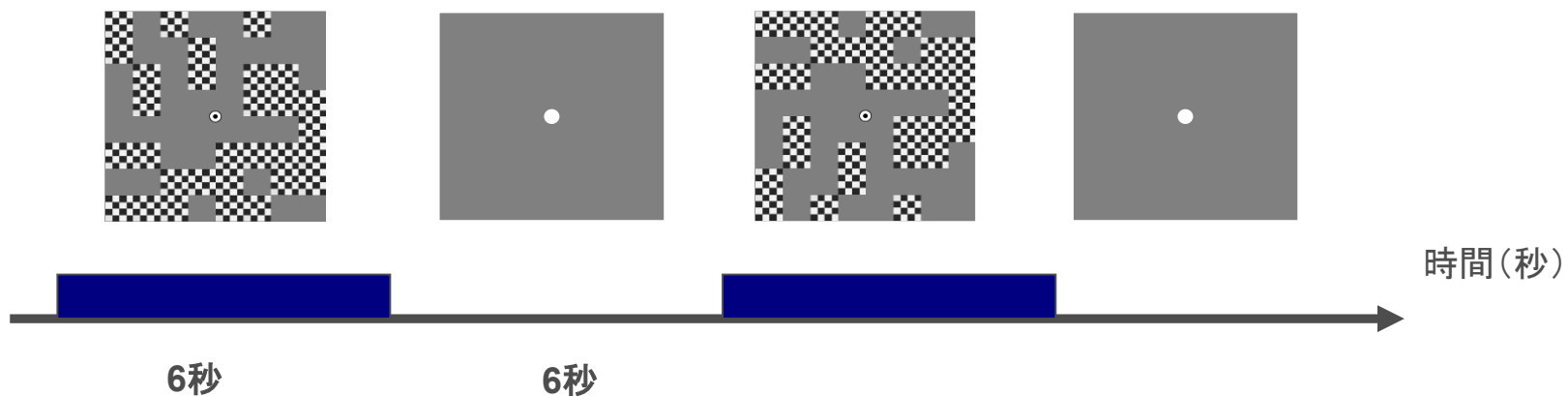
モジュール化デコーディングにより、少数の学習サンプルから任意の10x10の2値画像の再構成が可能に！！



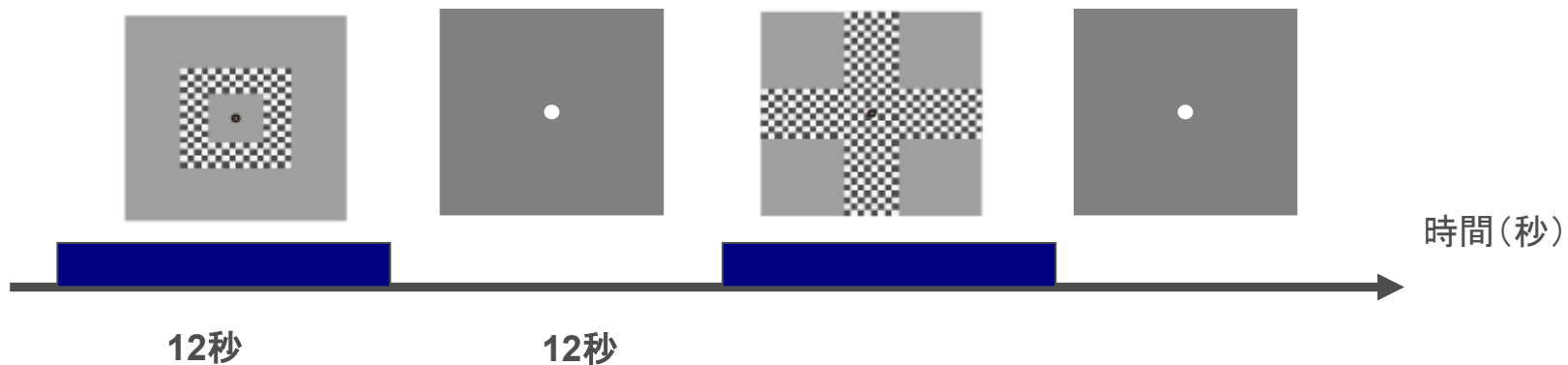


# 実験手続き

## ランダム画像セッション (440枚)



## 図形セッション



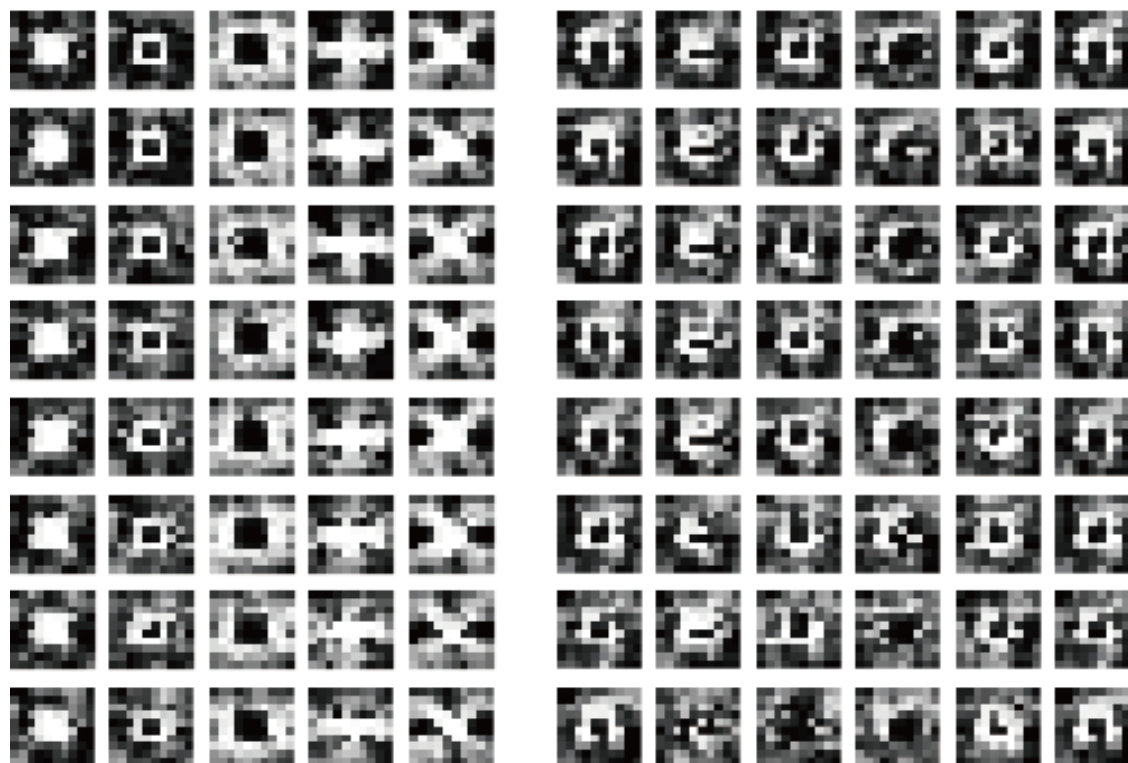
10 x 10 パッチ (11.5 x 11.5 度/パッチ; 6Hzで点滅するチェッカーパターン)

# 主結果 : 再構成された視覚画像

被験者が見た画像



脳活動から  
再構成された画像  
(各画像ごと8サンプル)



再構成画像の平均



\* 実際の提示画像では、白色部が点滅するチェックボード、黒色部が灰色背景に対応

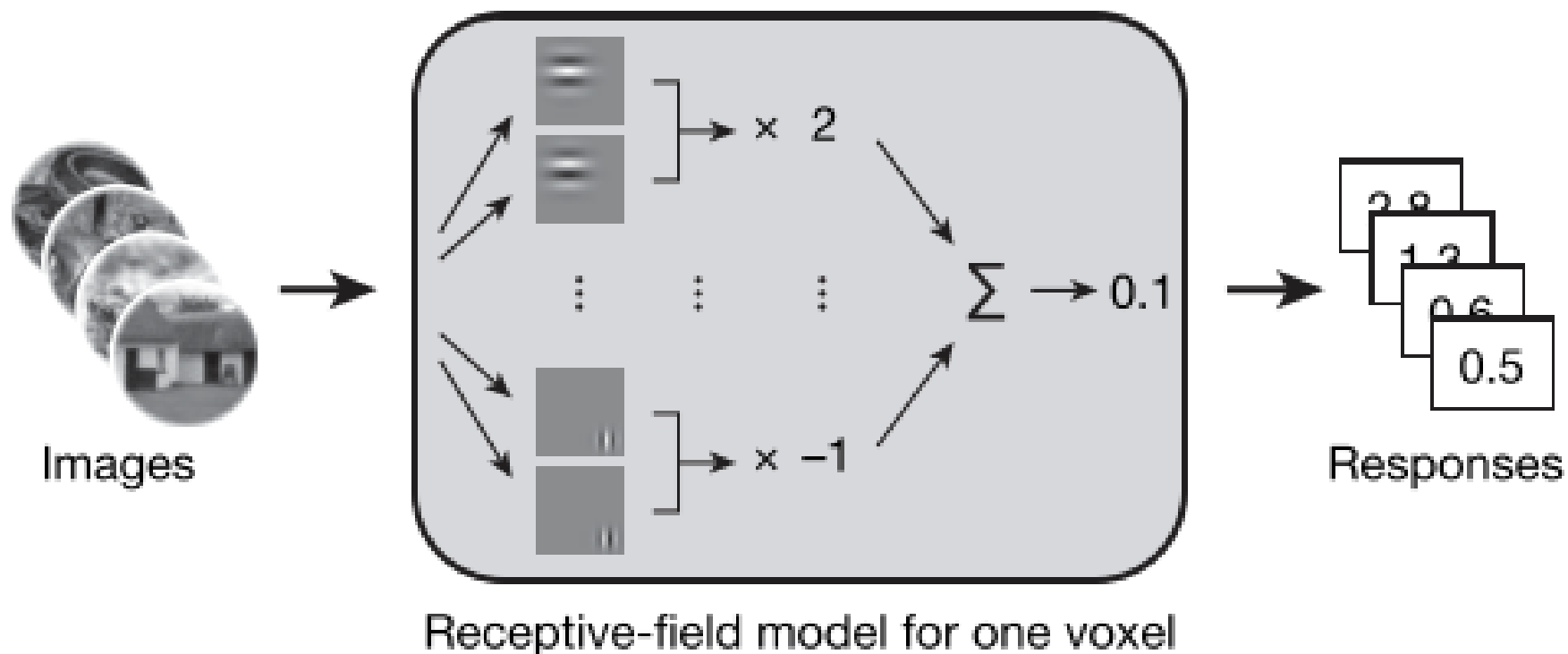
# エンコーディングモデルによる自然画像の同定 (2008年)

**エンコーディングモデル**による自然画像の同定。自然画像の基底表現。  
120個の候補から高い正答率 (70%以上) で同定可能に。

エンコーディングモデル : 脳活動 =  $f(\text{刺激画像})$

## Stage 1: model estimation

Estimate a receptive-field model for each voxel

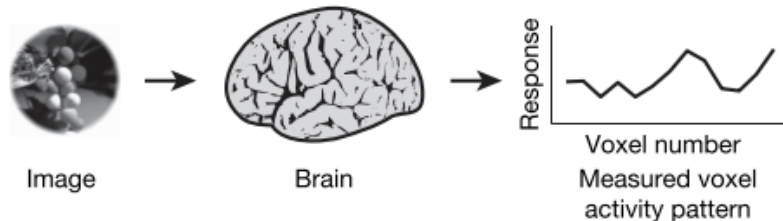


# エンコーディングモデルによる自然画像の同定 (2008年)

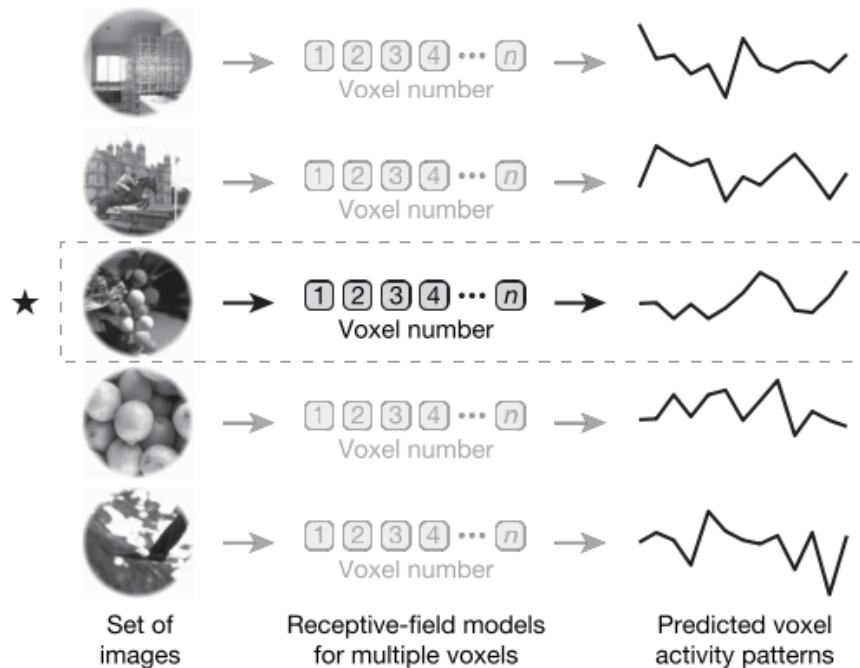
**エンコーディングモデル**による自然画像の同定。自然画像の基底表現。  
120個の候補から高い正答率 (70%以上) で同定可能に。

## Stage 2: image identification

(1) Measure brain activity for an image




(2) Predict brain activity for a set of images using receptive-field models



- 1750 images for training
- 120 images for testing
- The best predictable image is chosen from 120 test images.
- High performance 92% and 72% correct

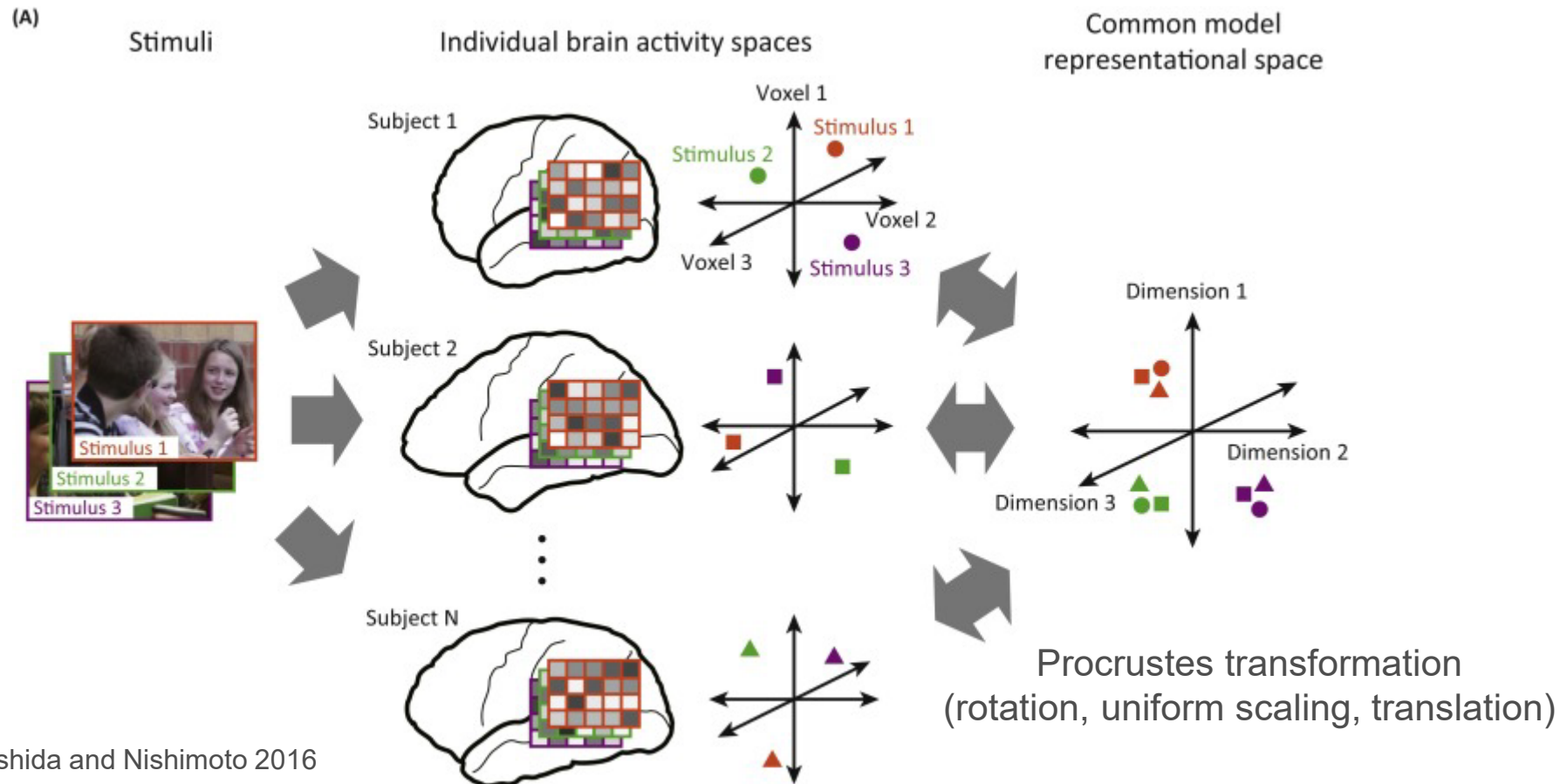
(3) Select the image (★) whose predicted brain activity is most similar to the measured brain activity

# 脳情報デコーディング研究における重要な研究 (方法の観点から)

- 
- 2001 Multi-voxel pattern analysis (Haxby et al.)
  - 2003 First machine learning-based decoding (Cox and Savoy)
  - 2005 Read out subjective experience (Kamitani and Tong)
  - 2006 Search-light method (Kriegeskorte et al.)
  - 2008 Sparse classifier (Yamashita et al.)  
Visual image reconstruction (Miyawaki et al.)  
Natural image identification (Kay et al.)
  - 2011 Between-subject classifier (Haxby et al.)  
Decoded neurofeedback (Shibata et al.)
  - 2013 Decode visual dream contents (Horikawa et al.)

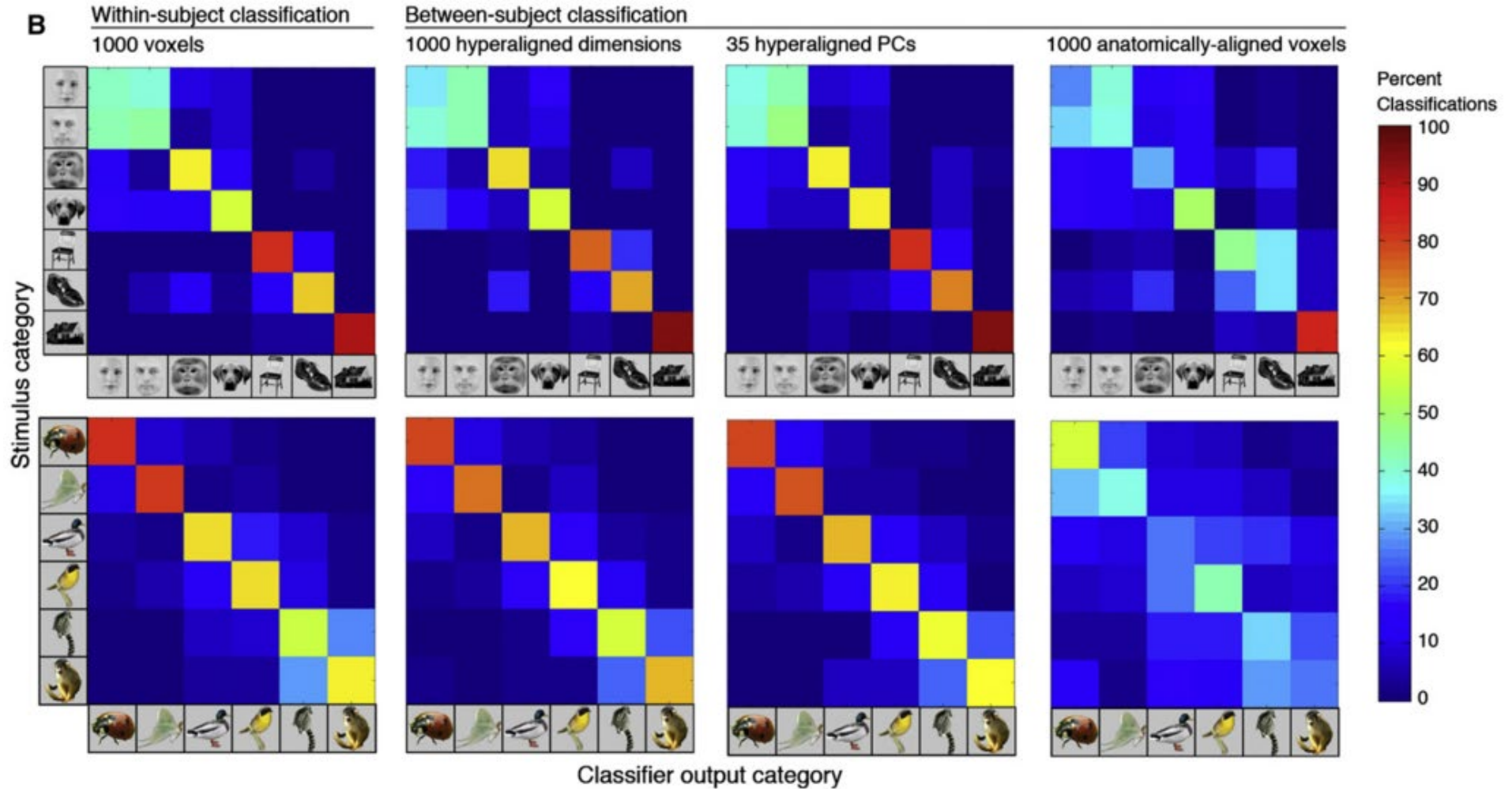
# 被験者間で汎化するデコーダ (2011年)

被験者間で再利用可能なデコーダを作るための**ハイパーアラインメント**という方法を提案。  
**個人ごとのキャリブレーション実験が不要**。プロクラステス変換と動画刺激が重要。



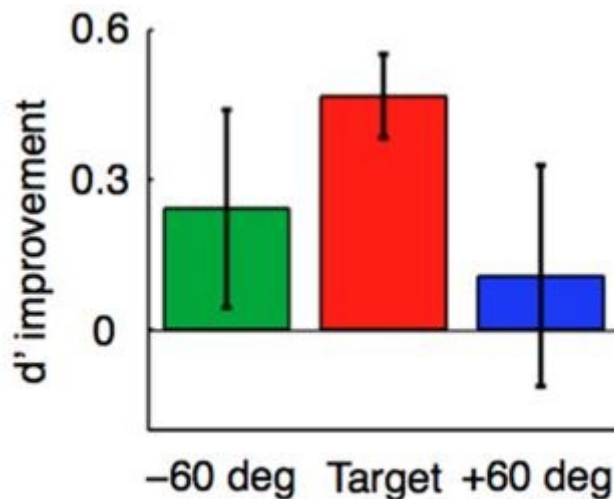
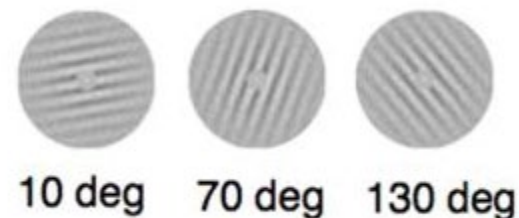
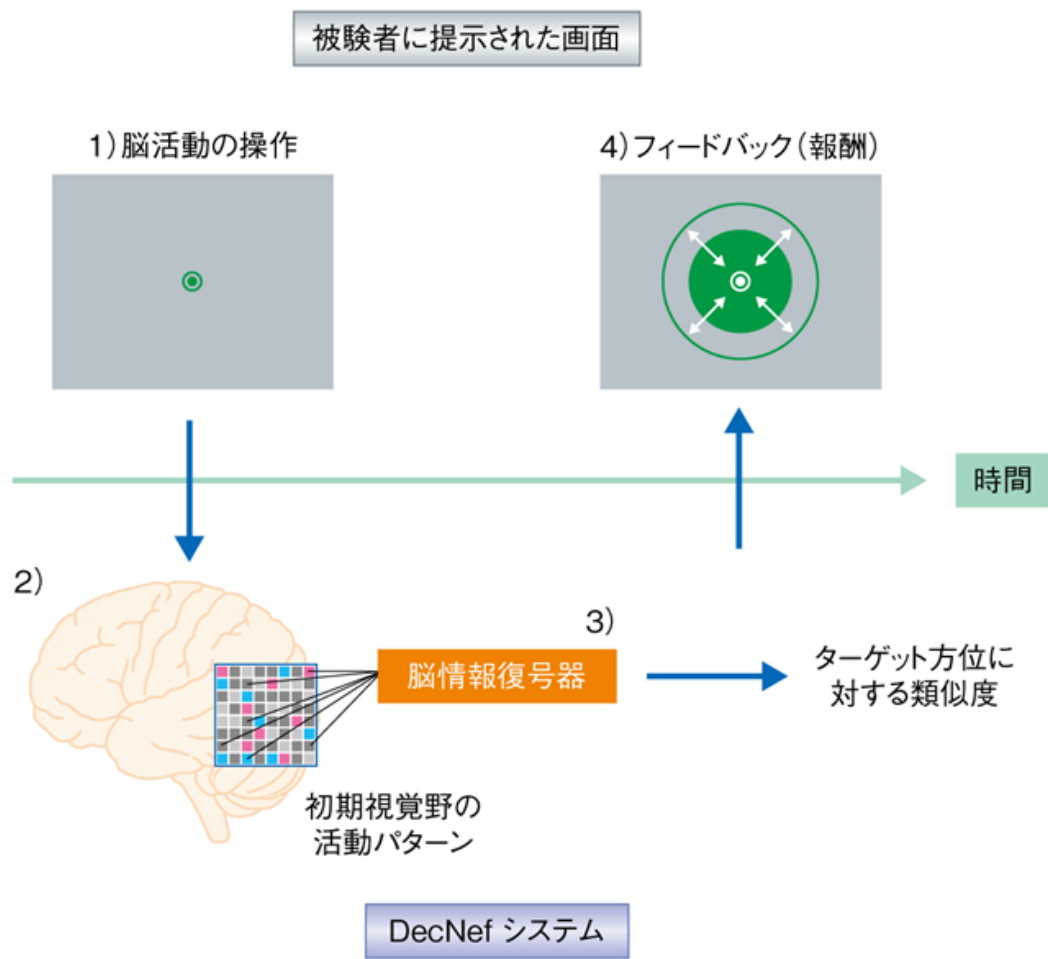
# 被験者間で汎化するデコーダ (2011年)

Performance of between-subject classifier is comparable with that of within-subject classifier.



# Decoded ニューロフィードバックによる知覚学習 (2011年)

ニューロフィードバックにより、無意識に特定の刺激への視覚感度を向上させることができる



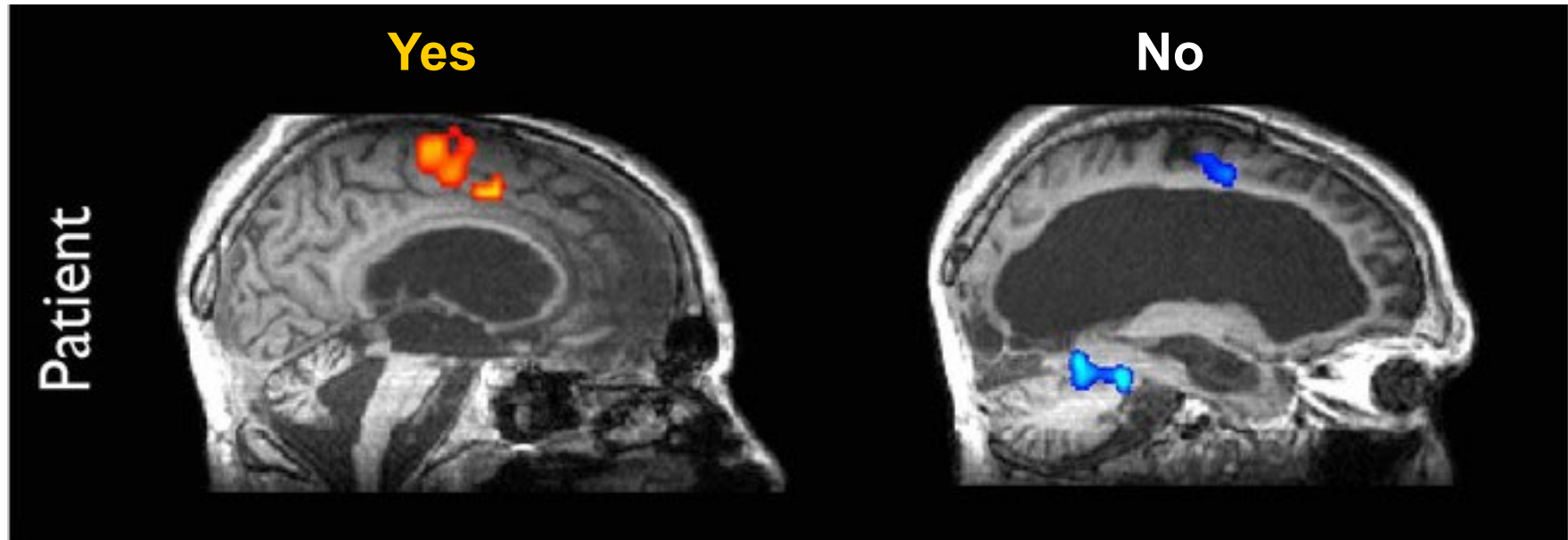


# 植物状態の患者とのコミュニケーション (MM Monti et al. 2010)

テニスのプレイを想像 (運動想像) = yes  
自宅に居ることを想像 (空間想像) = no

Is your father's name Alexander ?

Is your father's name Thomas ?



## マルチボクセルの脳活動パターンから刺激の細かい情報を表現

- デコーディング技術の深化
  - 1試行ごとに読み出せる
  - モジューラデコーディングやエンコーディングモデルによる読み出せる情報の高次元化
  - 被験者間で汎化するデコーダ
- デコーディング技術の応用
  - 刺激デコーダの賢い使い方によって、心的状態や夢内容を読み出せる。
  - ニューロフィードバックと組み合わせて、無意識に知覚学習や関連学習を引き起こす。
- 深層学習との組み合わせ

# 講義内容

1. fMRIとは
2. ブレインマッピング
3. 脳情報デコーディング
- 4. マクロコネクトーム研究**
5. まとめ

## ヒトの脳を形成する“構造的結合/ネットワーク” の包括的な記述

Sporns O, Tononi G, Kotter R (2005), PLoS Comput Biol 1(4): e42.

“A comprehensive structural description of the network of elements and connections forming the human brain.”

## ヒトの脳のマクロスケールレベルにおける 脳結合の包括的な記述

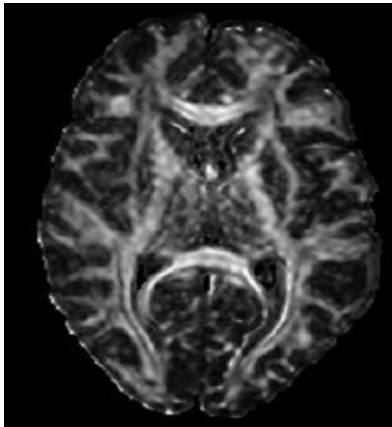
Van Essen, D.C. et al. (2013), NeuroImage, 80, 62-79.

“To generate maps of brain connectivity that are comprehensive down to the spatial resolution of the imaging methods available.”

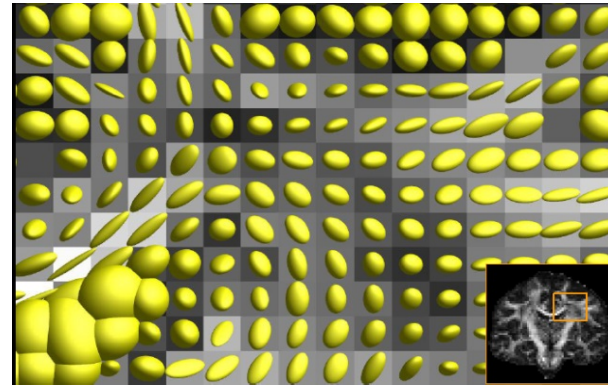
# マクロコネクトームの方法：拡散MRIによる**構造的結合**の同定

水分子の拡散を計測・モデル化し、トラクトグラフィアルゴリズムを用いることにより、**脳全体**の“**構造的結合**”を非侵襲に可視化。

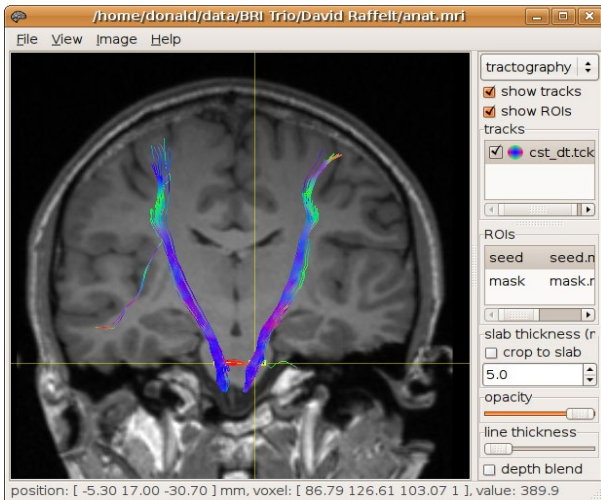
## 1. 拡散強調MRI画像の計測



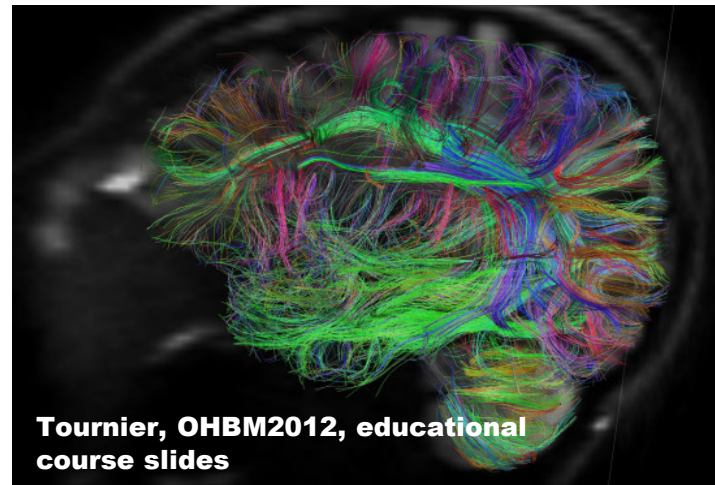
## 2. 局所的な水分子の拡散のモデル化



## 3. ファイバトラッキング

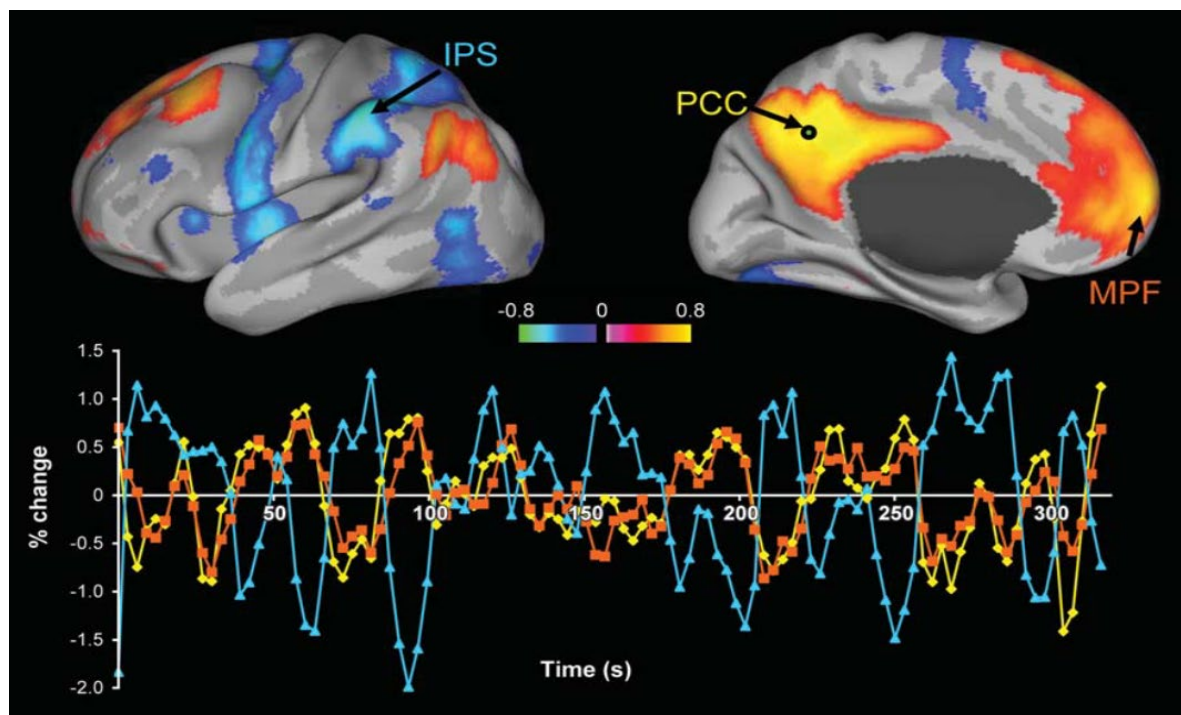


## 4. 全脳構造的結合

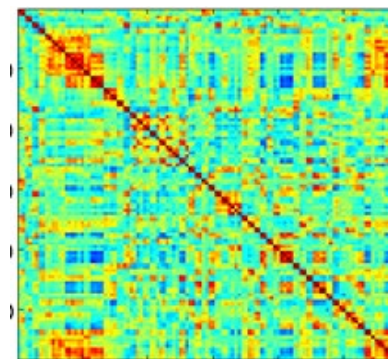


# マクロコネクトームの方法：レスティングステートfMRI機能結合法

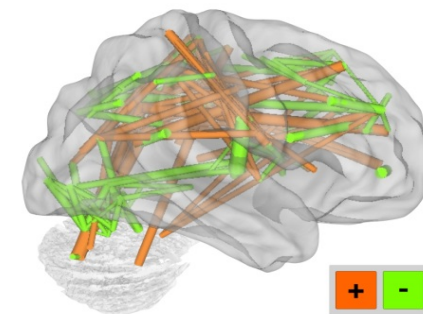
安静時(レスト時)の脳活動をfMRIで計測し、2つの領野間のBOLD信号の同期した変化を相関値や独立成分分析によって“**機能的結合(ネットワーク)**”として調べる。



機能的結合行列



機能的ネットワーク



- 0.01Hzオーダの遅い時間スケールの活動変化
- 長時間平均 (5分以上)すると安定したパターン
- **安静時脳活動はランダムではなくオーガナイズされている。**

# レストイングステート機能結合研究

---

- レスト時の脳機能結合の発見 (Biswal et al,1995,1997)
- デフォルトモードネットワーク (Raichle et al. 2001, Vincent et al.2007)
- 構造結合と機能結合の関係性 (Honey et al. 2009, … )
  
- 個人の特性予測
  - 精神疾患のバイオマーカー (Yahata et al. 2016, Grecius et.al. 2004, Anderson et al. 2011, Drysdale et al. 2016 )
  - 年齢予測 (Dosenbach et.al. 2010)
  - 個人認証、Fingerprint (Finn et al. 2015)
  
- タスク時に活性化するサブネットワークとの関係
  - タスクメタ解析との比較 (Smith et al. 2009)
  - ある個人の課題時の脳活動をレストデータから予測するモデル (Tavor et al. 2016)

# 「何も考えていない」ときの脳活動

---

Idle Minds

KERRI SMITH 2012年9月20日号 Vol. 489 (356-358)

何も考えていないときでも、脳は盛んに活動していることがわかってきた。  
なぜなのか、その理由を解き明かすべく研究が始まったが、そこには本質的な難しさが横たわっている。

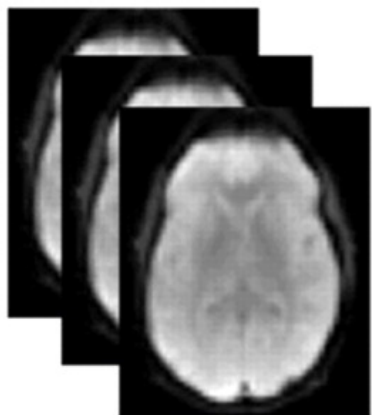


[https://www.nature.com/ndigest/journal/v9/n12/pdf/ndigest.2012.121210.pdf?WT.ec\\_id=NDIGEST-201212](https://www.nature.com/ndigest/journal/v9/n12/pdf/ndigest.2012.121210.pdf?WT.ec_id=NDIGEST-201212)



# レストイングステートfMRI解析の方法：シードベース相関解析

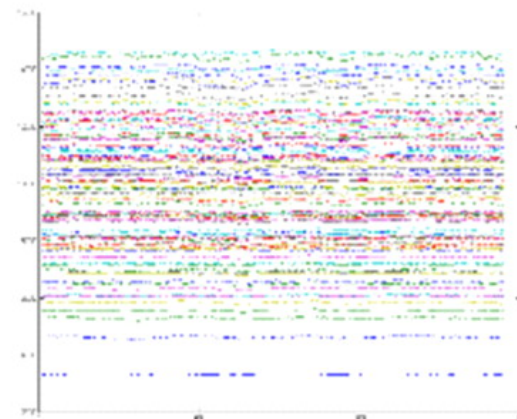
fMRI time series



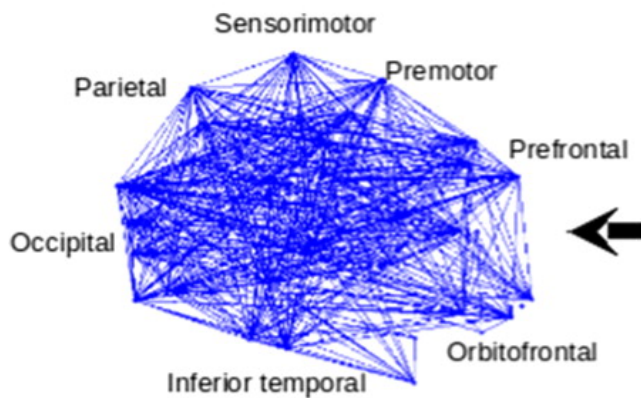
Anatomical parcellation



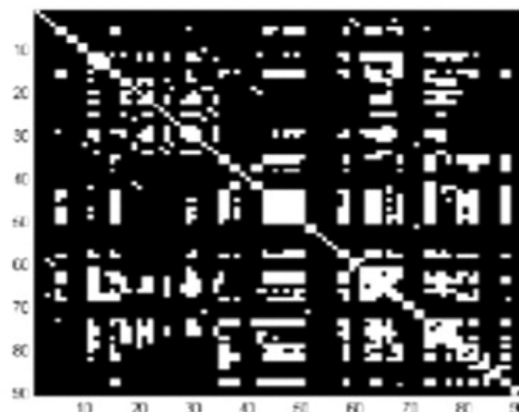
Time-course extraction



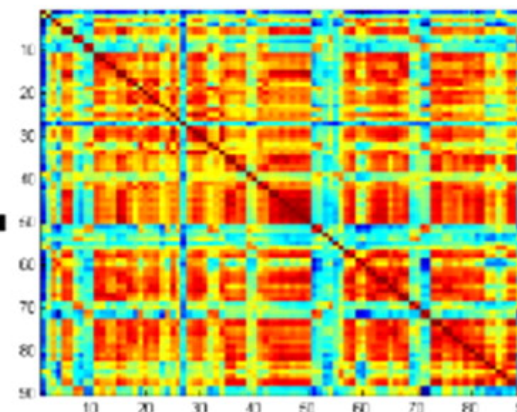
Graph-theory analysis



Connection matrix

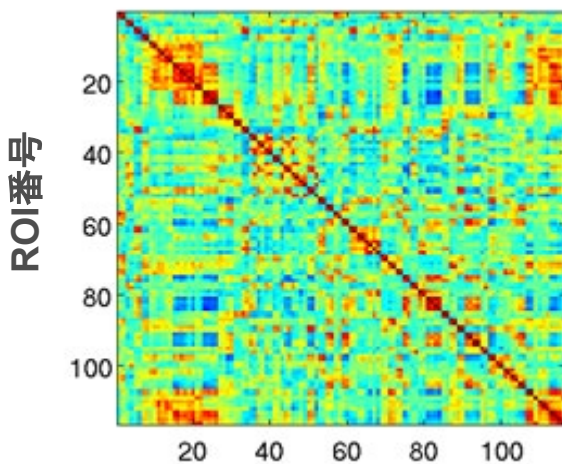


Correlation matrix



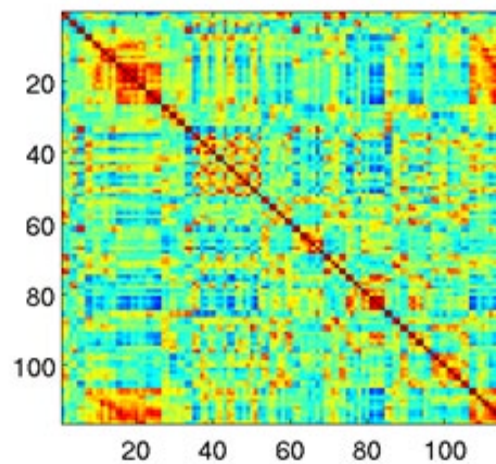
# レストイングステート機能結合行列の再現性

connectivity matrix  
fMRI only

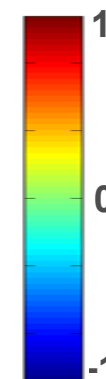
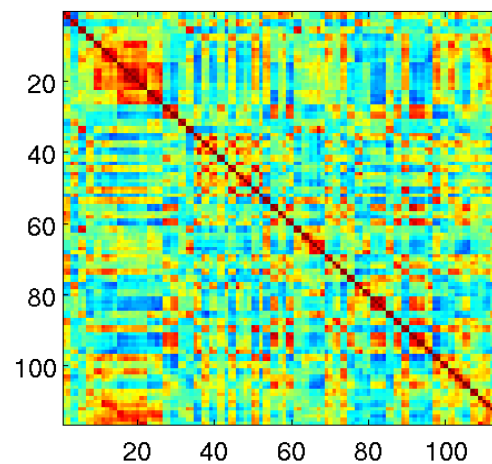


ROI番号

connectivity matrix  
fMRI-NIRS Run1

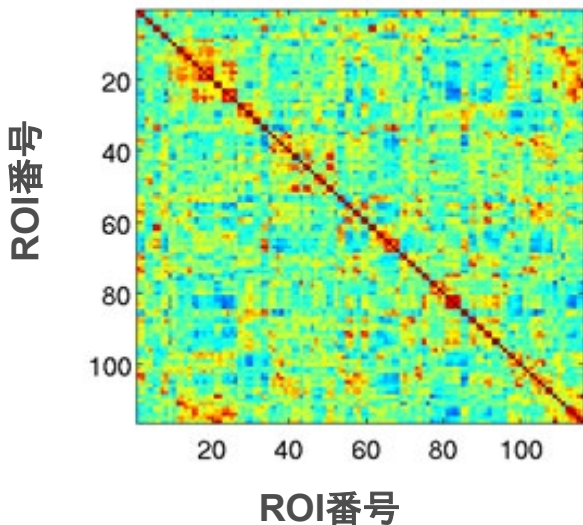


connectivity matrix  
fMRI-NIRS Run2

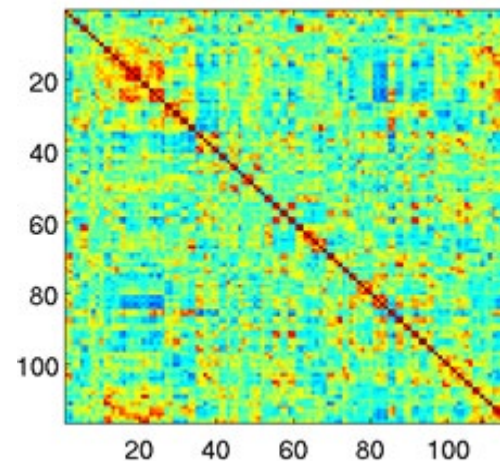


# レストイングステート機能結合行列の再現性

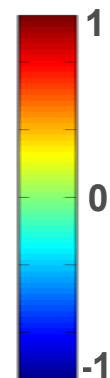
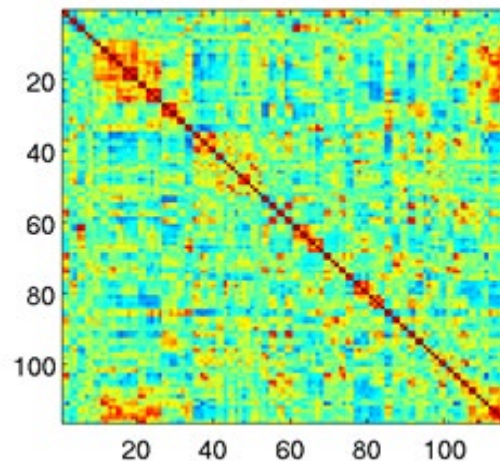
connectivity matrix  
fMRI only



connectivity matrix  
fMRI-NIRS Run1

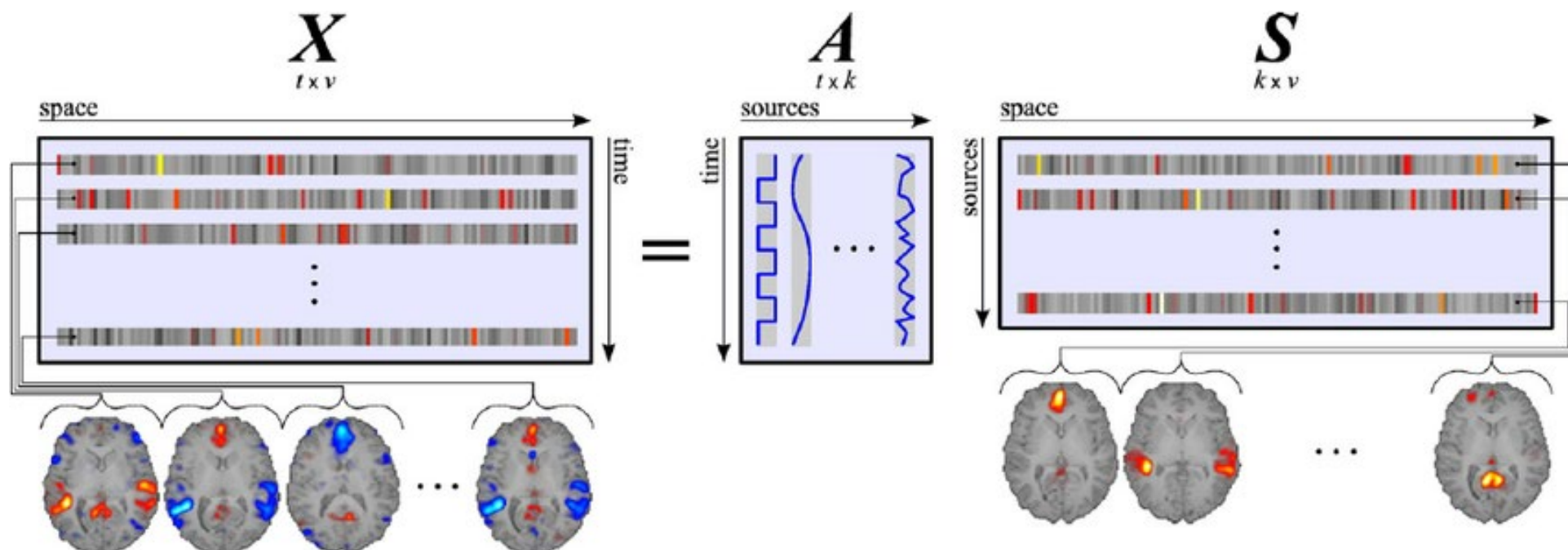


connectivity matrix  
fMRI-NIRS Run2

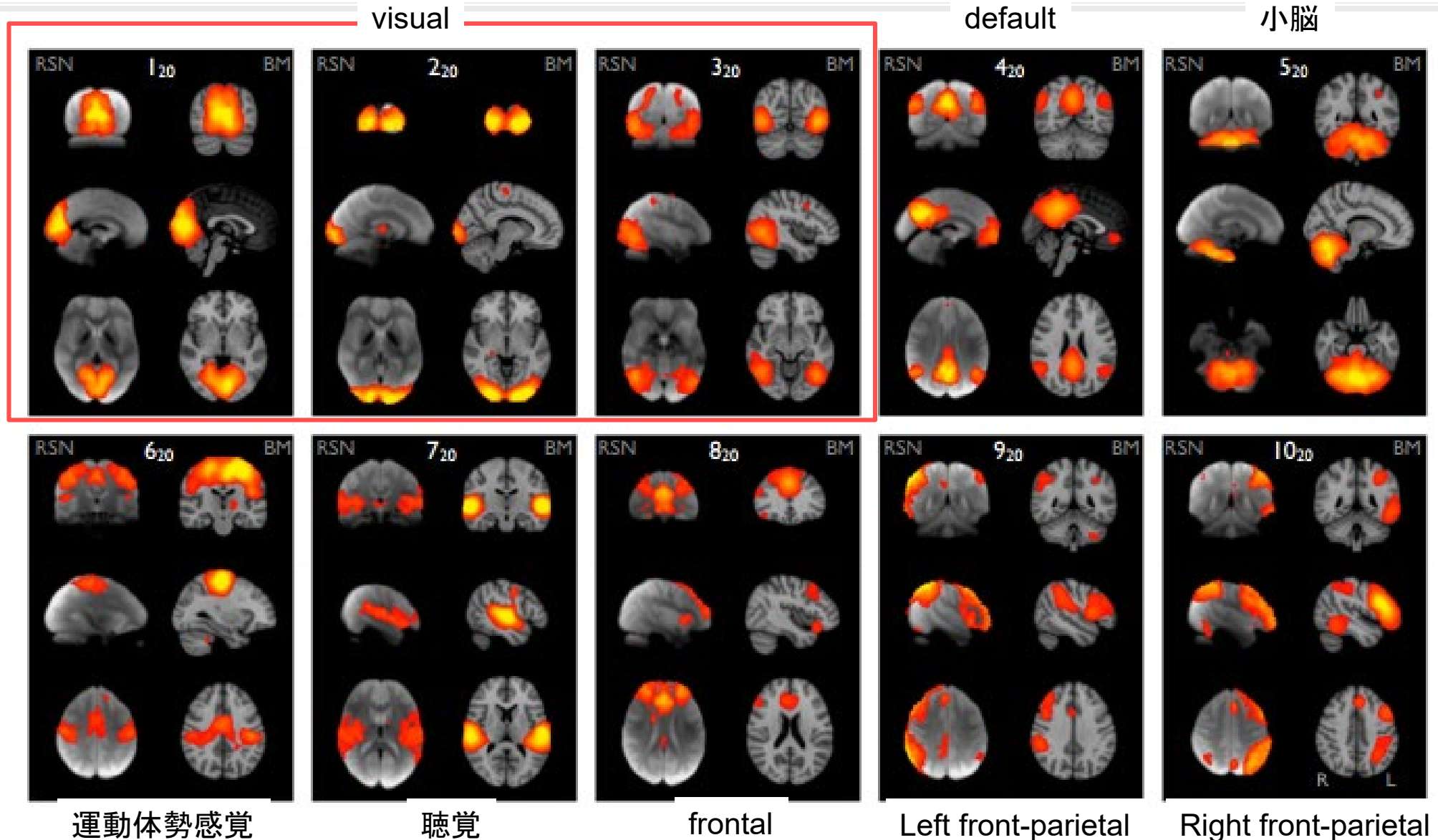


# レストイングステートfMRI解析の方法：空間独立成分分析

レストイング時空間BOLD信号 を 統計的に独立な空間モードに分解



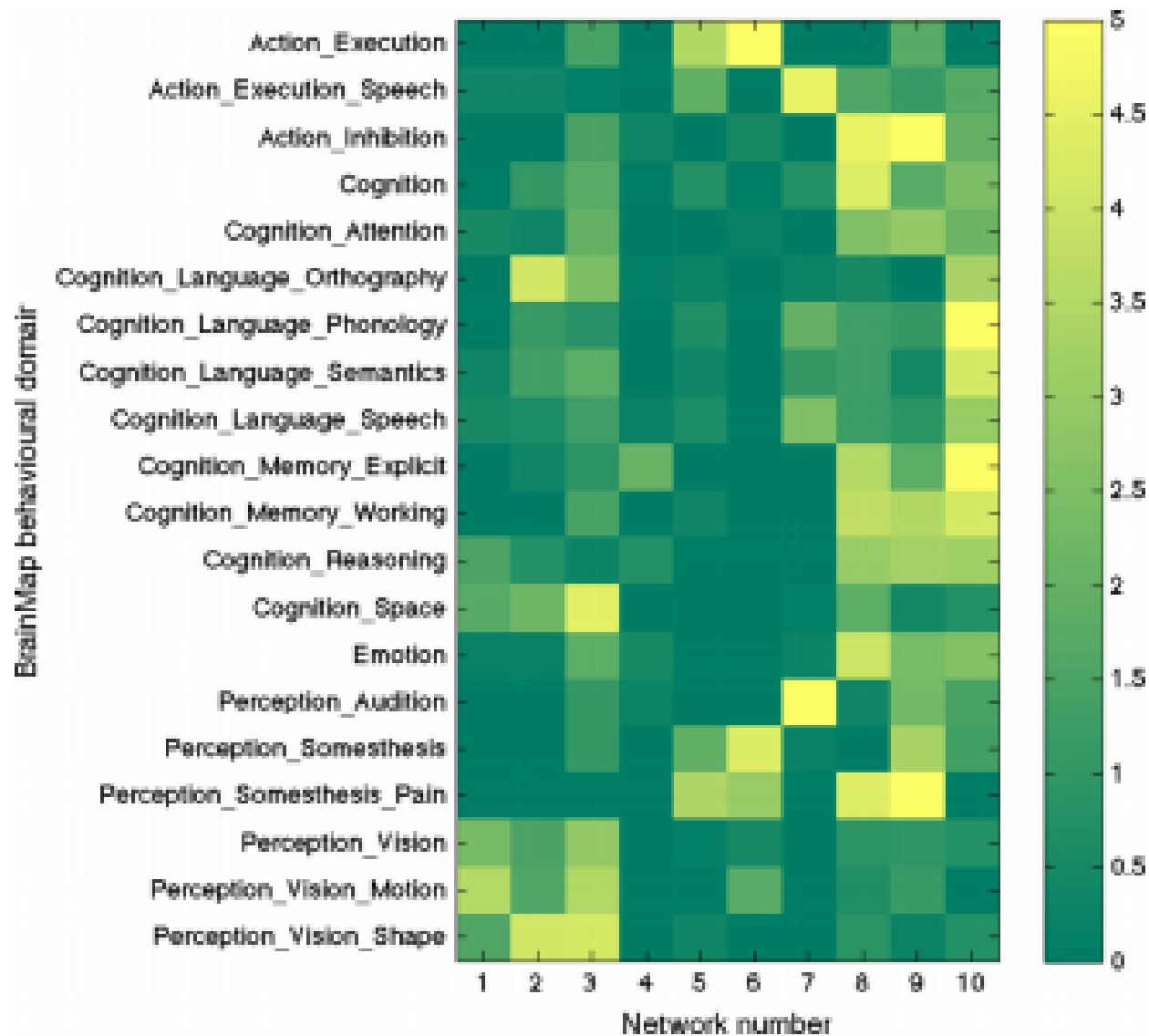
# 研究例 1 : タスク時脳活動とレスト時同期活動の共通性



BM : BrainMap タスクメタ解析の結果にICAを適用 (30000 subjects)

RSN : 6分のレストデータにICAを適用 (36 subjects)

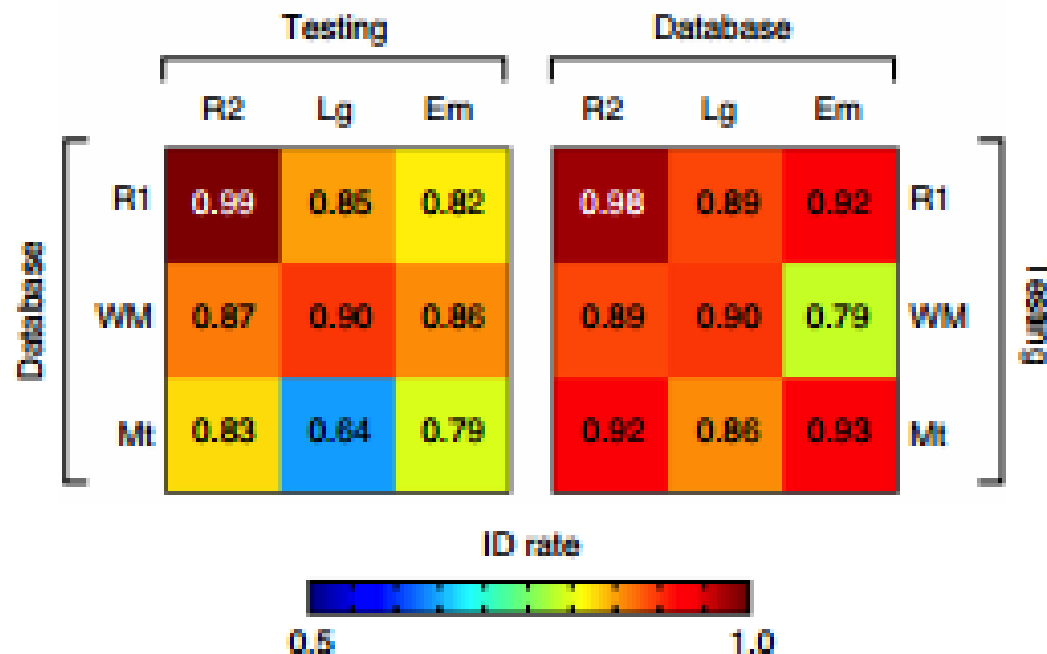
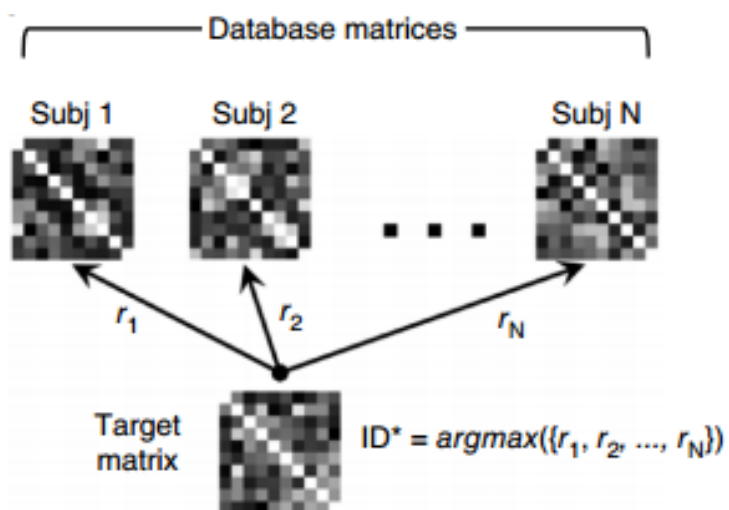
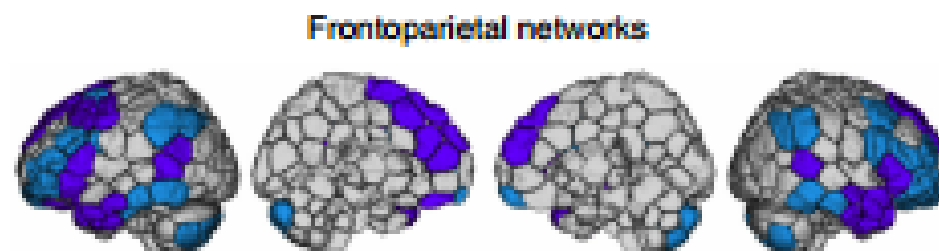
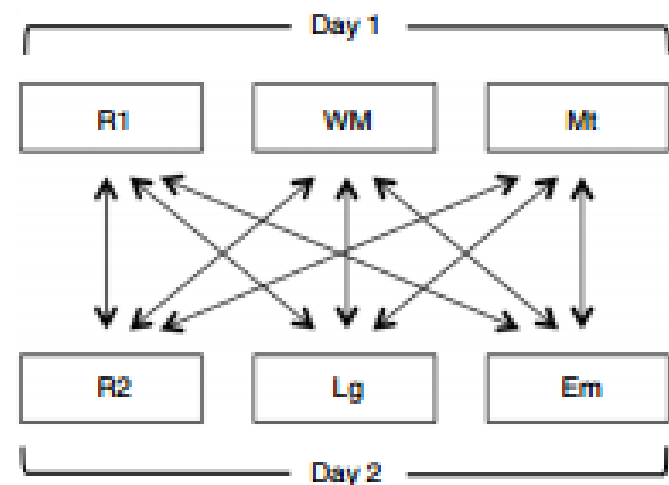
# 研究例 1 : タスク時とレスト時の同期活動の共通性



各マップの解釈

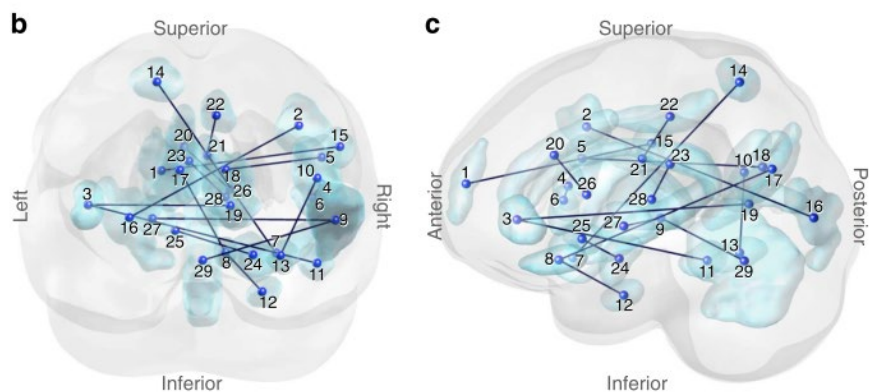
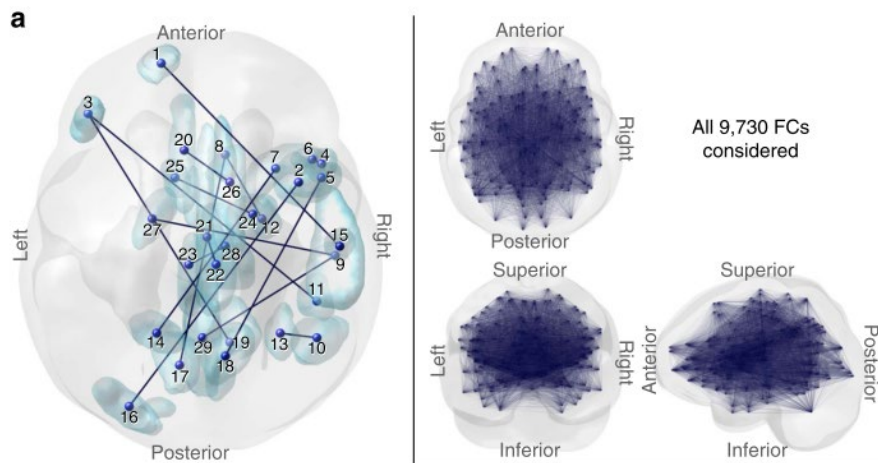
# 研究例 2 : レスト時の機能結合行列から個人を同定できる

126人の集団から特定の被験者を98~99%の正答率で同定できる。

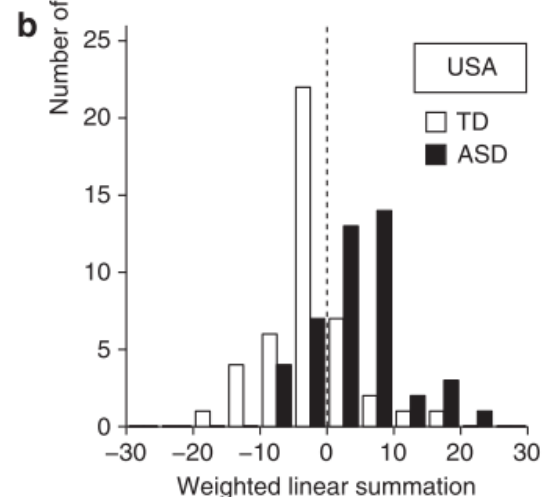
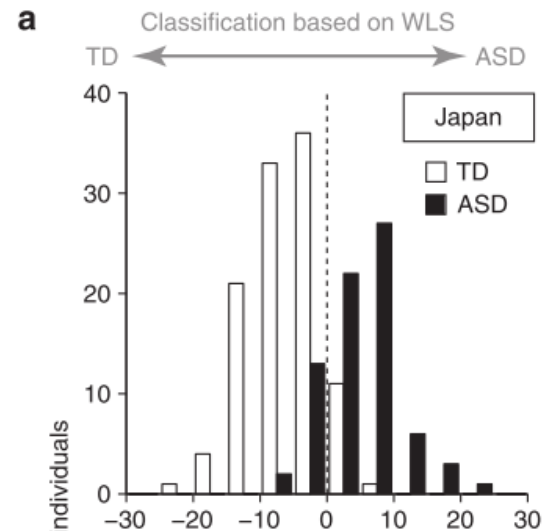


# 研究例 3 : 機械学習法による自閉症バイオマーカの構築

少数の結合のパターンから自閉症の診断が可能。  
日本人のデータから学習した判別器によって、アメリカ人のデータを予測できる。



L1-正準相関分析とスパース判別器によって  
同定された結合

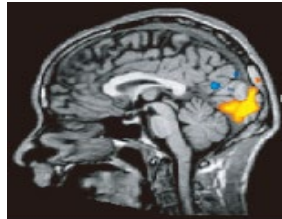




# 研究例 3 : 機械学習法による自閉症バイオマーカの同定 : 方法概略

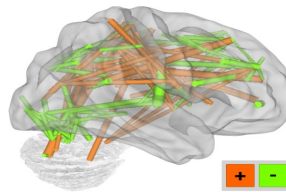
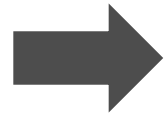
## 0. 計測・診断

被験者1



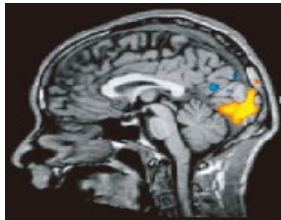
病態ラベル:  $y$   
イメージングデータ:  $I$

L1-CCA



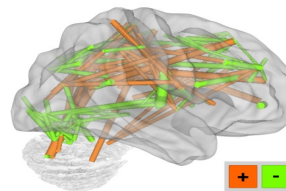
機能結合

被験者2



病態ラベル:  $y$   
イメージングデータ:  $I$

L1-CCA



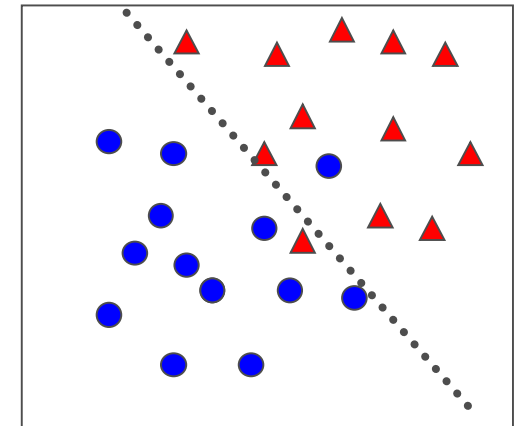
機能結合



## 1. 特徴量計算

## 2. 判別分析

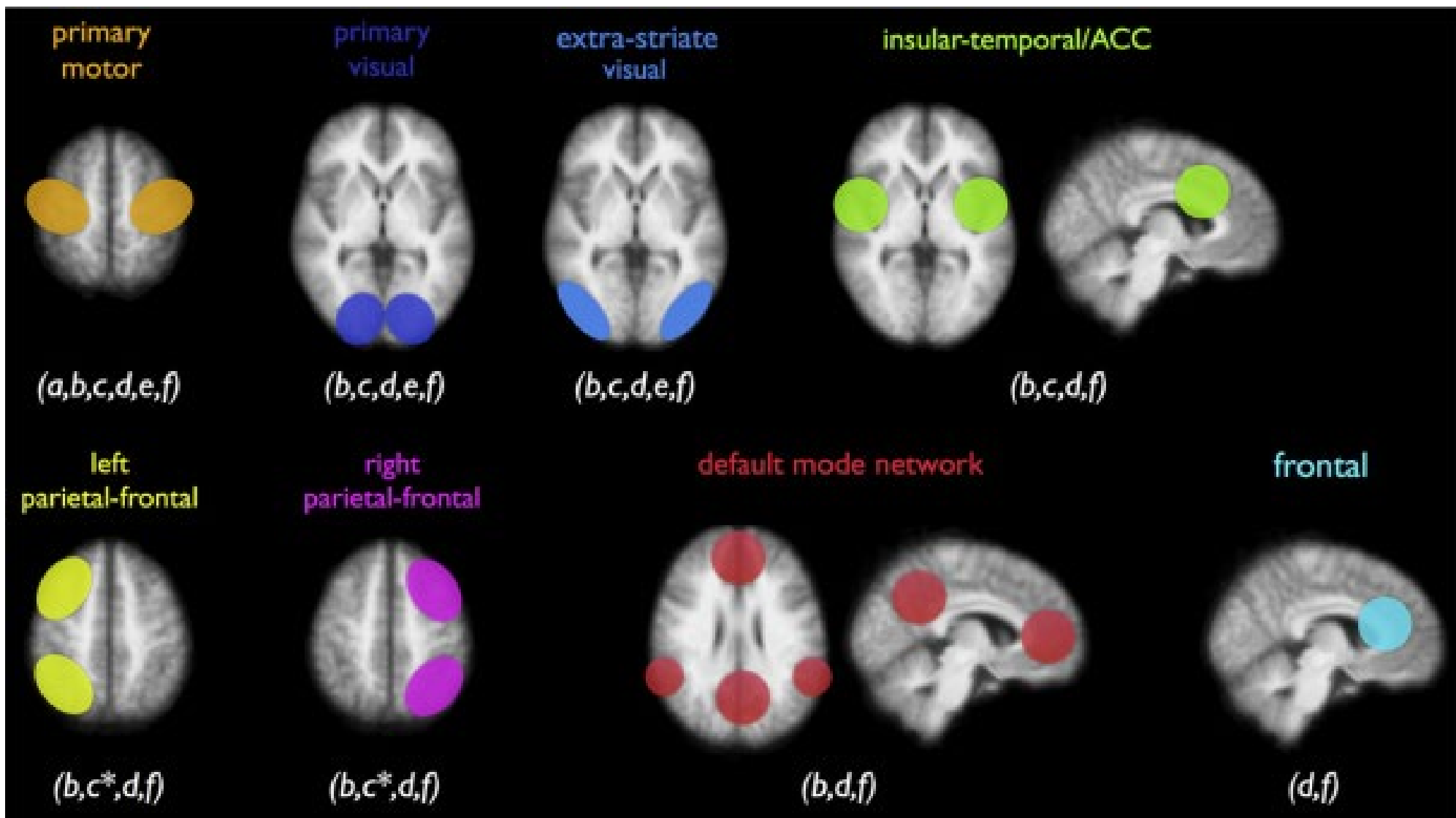
特徴量から病態を  
予測するモデル



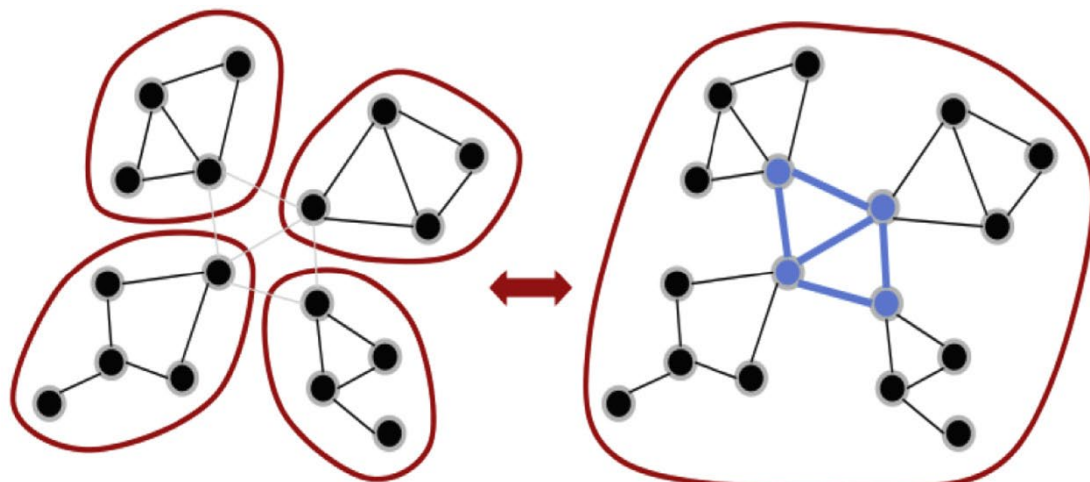
Sparse logistic regression

# レストイングステートネットワークの存在

複数の研究間・個人間で再現性高く同定されるネットワーク



# 脳機能ネットワークのダイナミクスの解明に向けて

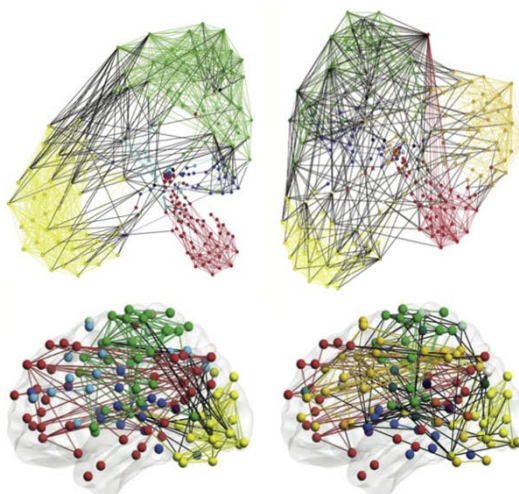
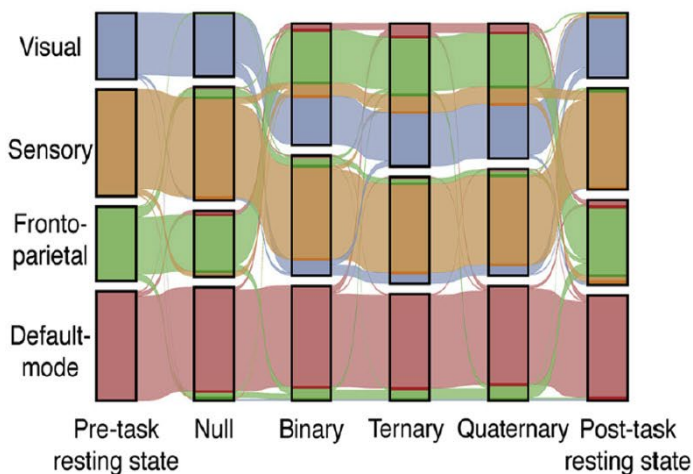


Functional segregation

Functional integration

Segregationとintegrationの  
移り変わりメカニズムの謎

- 脳機能との関連
- 神経伝達物質の関連
- 脳疾患との関連



Shine 2019, TICS

# 講義内容

1. fMRIとは
2. ブレインマッピング
3. 脳情報デコーディング
4. マクロコネクトーム研究
- 5. まとめ**

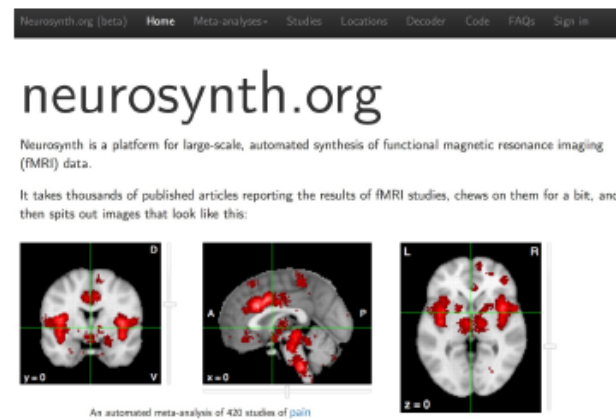
# fMRIのビッグデータベース・メタ解析データベース

- Collect unprecedentedly large amount of data of brain and shares the data for general reuse in exploratory data-driven neuroscience analysis



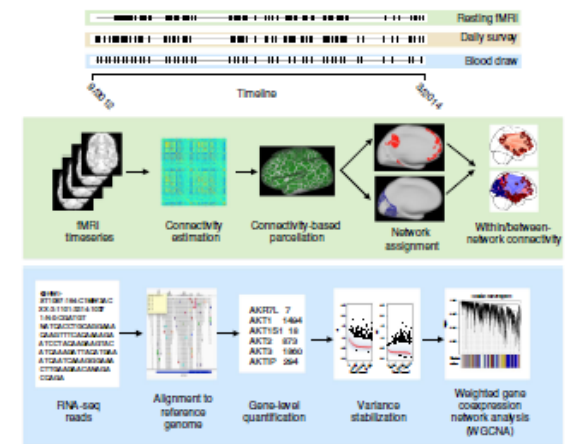
**Human Connectome Project** aims to provide a unparalleled compilation of neural data

[www.humanconnectomeproject.org](http://www.humanconnectomeproject.org)  
Van Essen et al., 2012



**Neurosynth** is a platform for large-scale, automated synthesis of fMRI

<http://neurosynth.org>  
Yarkoni et al., 2012



**MyConnectome Project** has characterized how the brain of one person changes over the course of more than one year

<http://myconnectome.org/wp/>  
Poldrack et al., 2015

# Classまとめ

研究パラダイム	目的	実験方法	解析方法
ブレイン・マッピング	機能の地図を作る	タスクパラダイム	回帰、多重検定
脳情報解読	刺激に関する情報や心的状態を読み出す	タスクパラダイム	判別、回帰
マクロコネクトーム	脳領野間の結合のマップを作る	レストイング	相関、ネットワーク解析、判別

- fMRIの網羅性を活かした脳全体を調べる研究が進展
- 高い分解能を活かした細かい情報の読みだしとその方法論の成熟
- ビッグデータ・機械学習による新たな知見の獲得が期待
- 血流と神経を結ぶ基礎的な研究も重要