



# 脳情報復号化と 感覚知覚世界の可視化

宮脇 陽一

電気通信大学先端領域教育研究センター/  
ATR脳情報通信総合研究所(5月から)

# 自己紹介

---

1992年 – 1996年 大阪大学工学部応用物理学科  
指導教官: 後藤誠一教授

1996年 – 1998年 東京大学工学系研究科計数工学専攻

1998年 – 2001年 東京大学工学系研究科先端学際工学専攻  
指導教官: 舘暲教授

2001年 – 2004年 理化学研究所脳科学総合研究センター 基礎科学特別研究員

2004年 – 2005年 科学技術振興機構さきがけグループメンバー(研究員)

2005年 – 2006年 理化学研究所脳科学総合研究センター 研究員

チームリーダー: 岡田真人教授、甘利俊一先生、Andrzej Cichocki先生

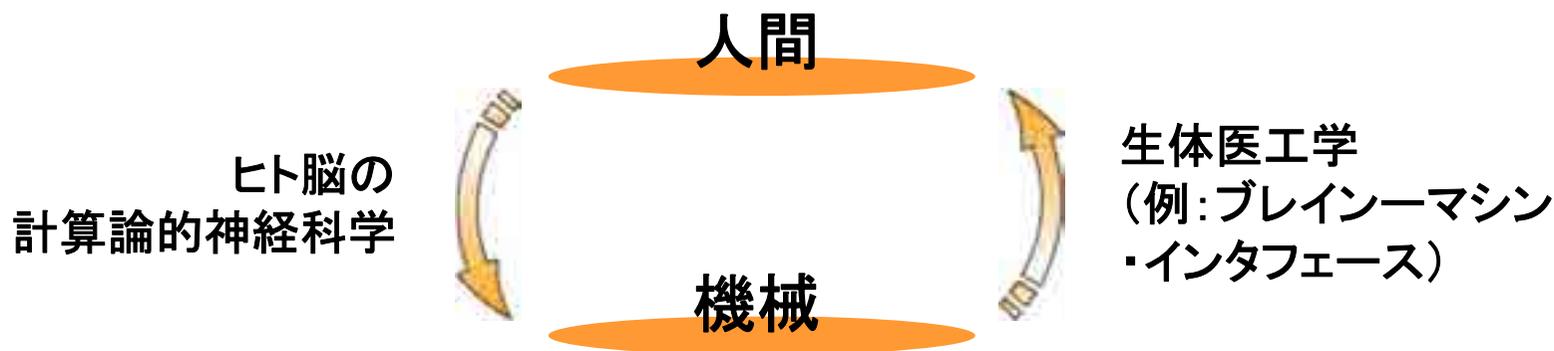
2006年 – 2012年 NICT/ATR脳情報研究所 研究員

所属長: 川人光男所長、神谷之康室長

2012年 – 現所属

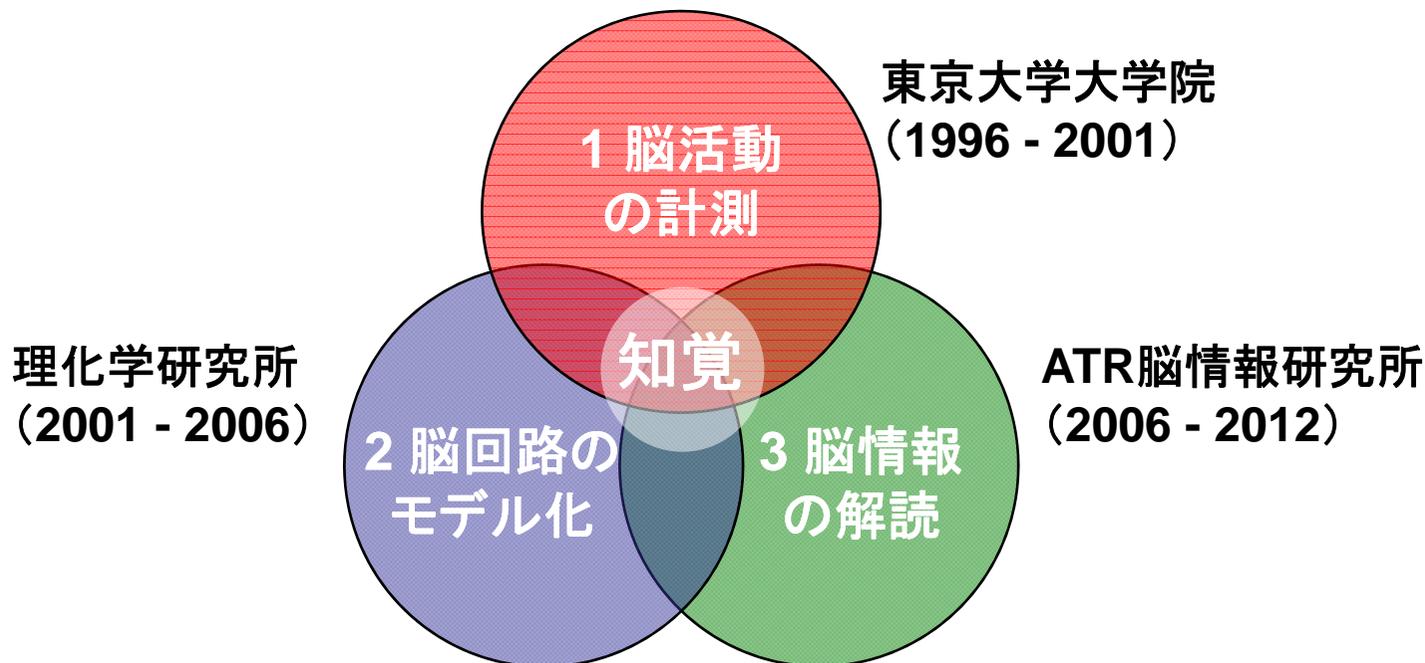
メンター教官: 小池卓二教授、横井浩史教授、阪口豊教授

# 研究の目的: ヒト脳機能の計算論的理解と実社会への応用



目的1: ヒト脳機能の計算論的理解

目的2: ヒト脳機能の工学的拡張・補綴



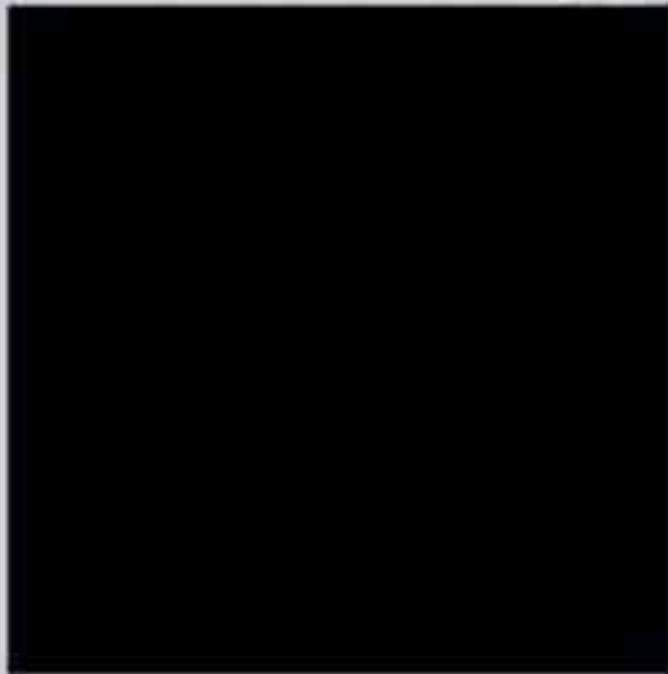


# ASIA

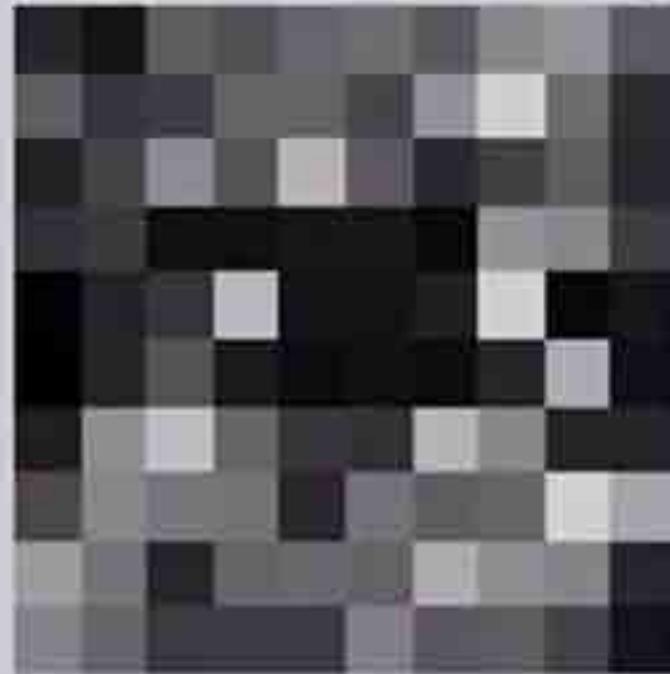
Brief



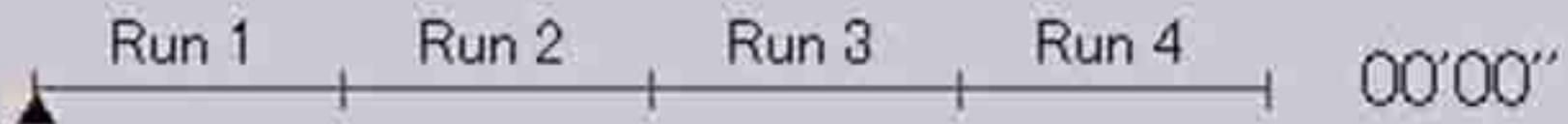
Presented image



Reconstructed image



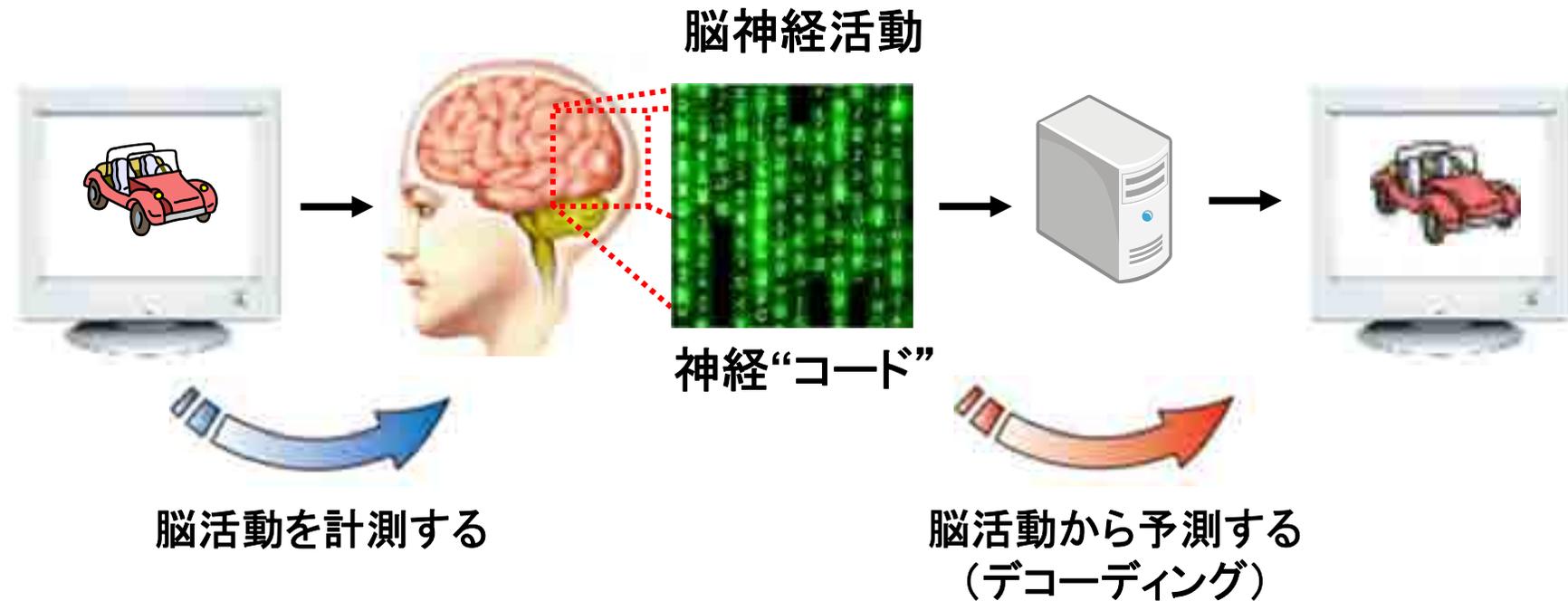
Subject S1



# 1. 脳情報復号化

---

# 脳情報復号化(デコーディング)



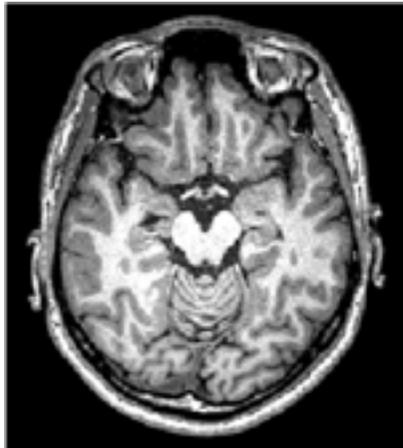
- ▶ 脳活動から知覚や運動など主体の状態を読み出す (Brain Machine Interface (BMI) 応用)
- ▶ 脳の情報表現を理解する新しい方法

# 機能的磁気共鳴画像 (fMRI) の信号

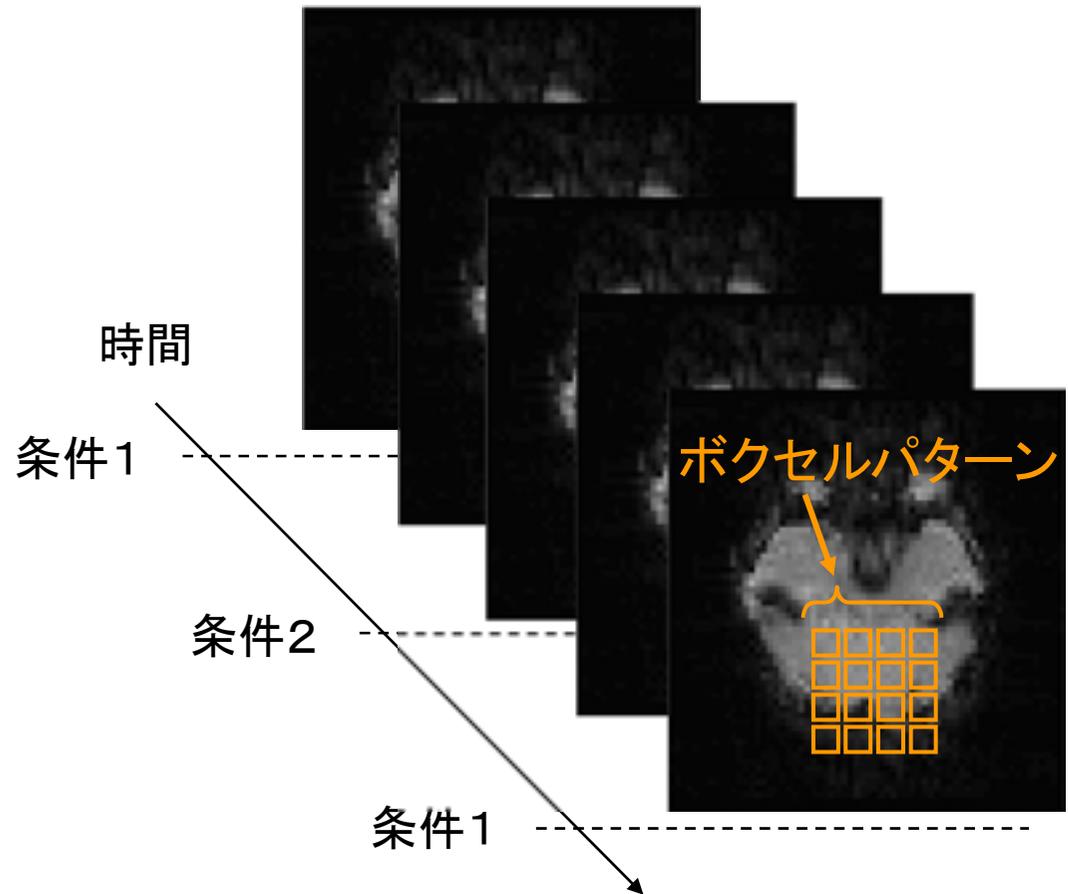
MRIスキャナ



高解像度解剖画像



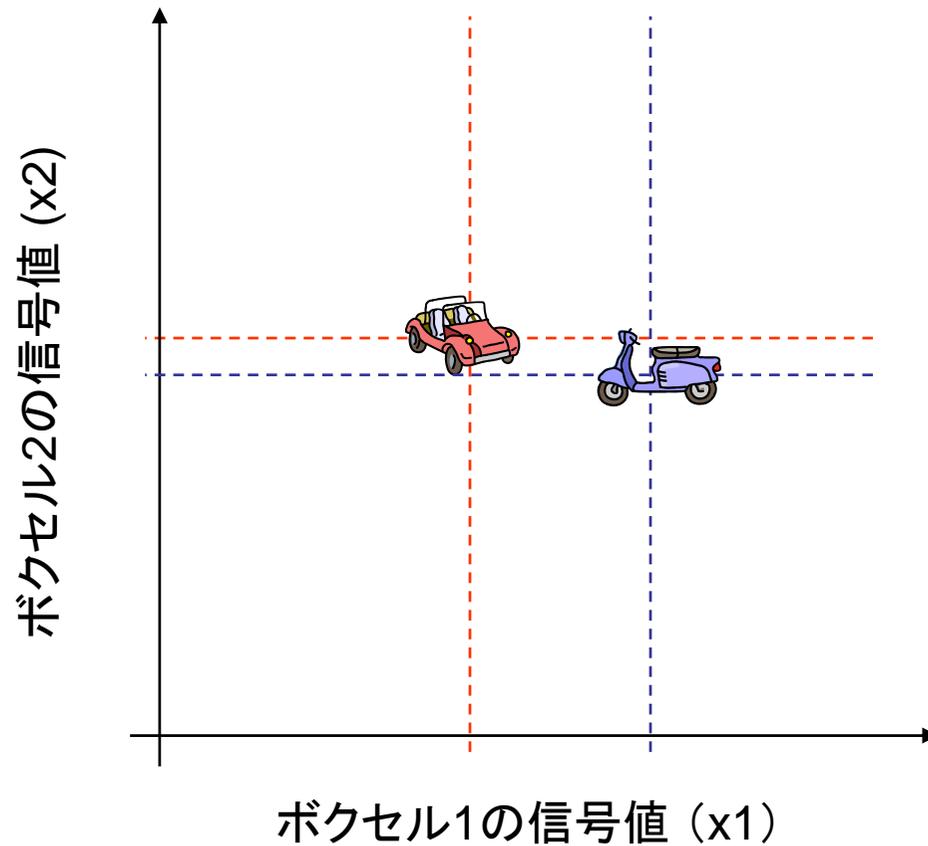
機能画像



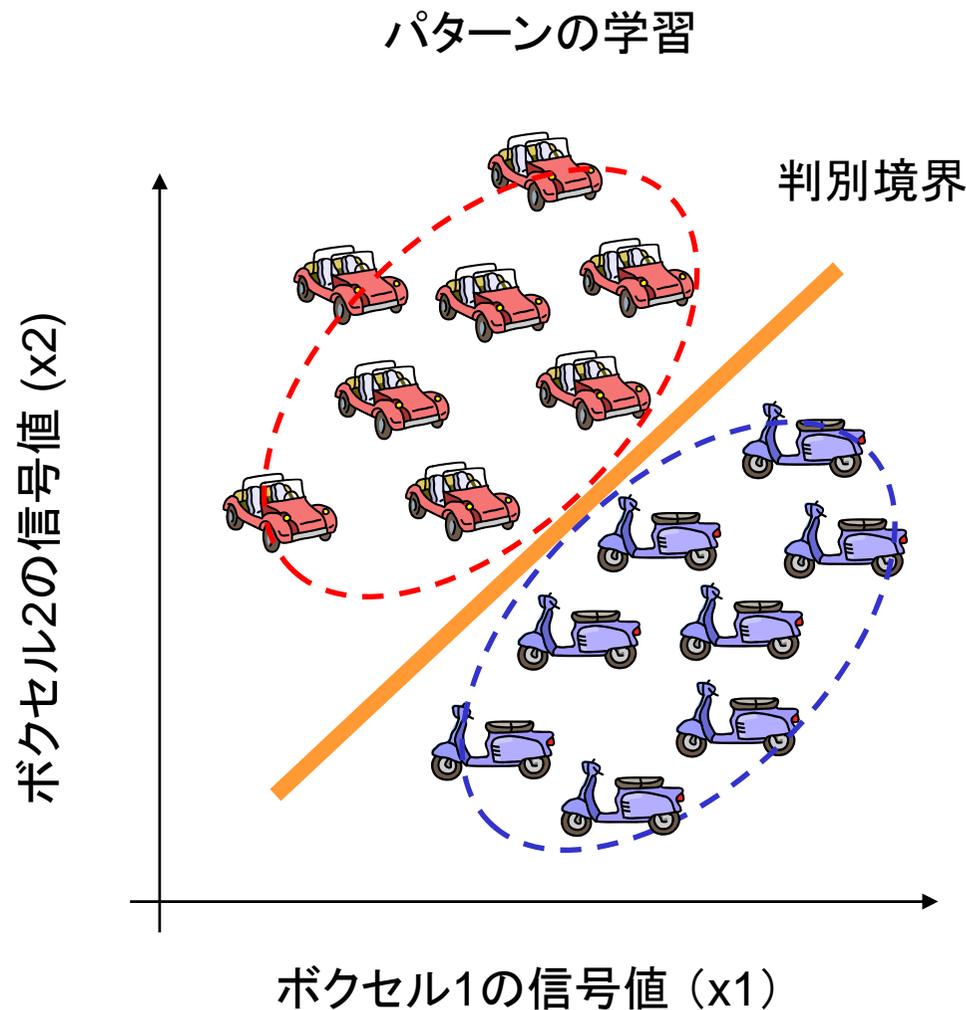
# fMRI信号を用いたデコーディング: パターンの学習

---

パターンの学習



# fMRI信号を用いたデコーディング: パターンの学習



線形判別モデル(デコーダ)

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_0 = 0$$

ボクセルの“**重み**”を決定

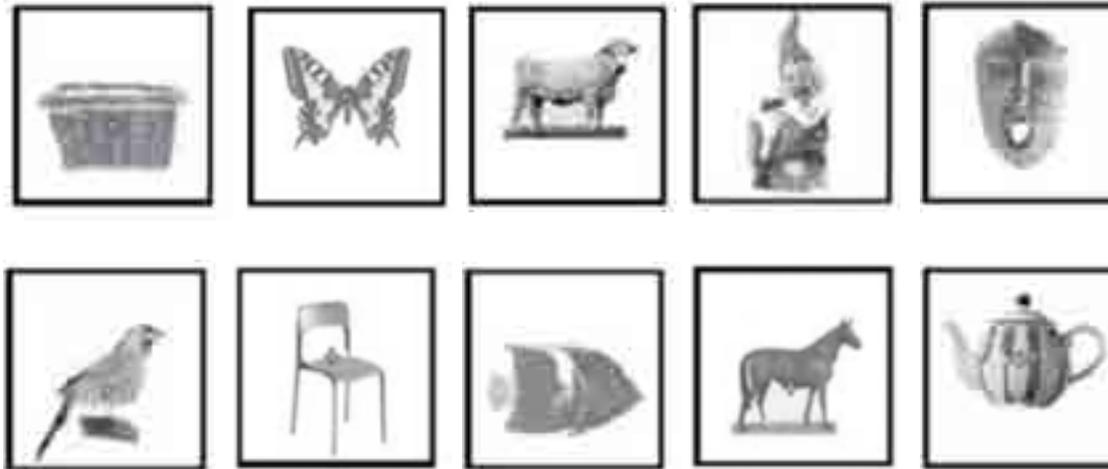
機械学習アルゴリズムを使う

例) ロジスティック回帰  
サポートベクターマシン

# 物体カテゴリのデコーディング

---

物体カテゴリ



Support Vector Machine (SVM) による判別

正答率 (Chance level: 10%):	S1	59%
	S2	82%
	S3	90%
	S4	97%

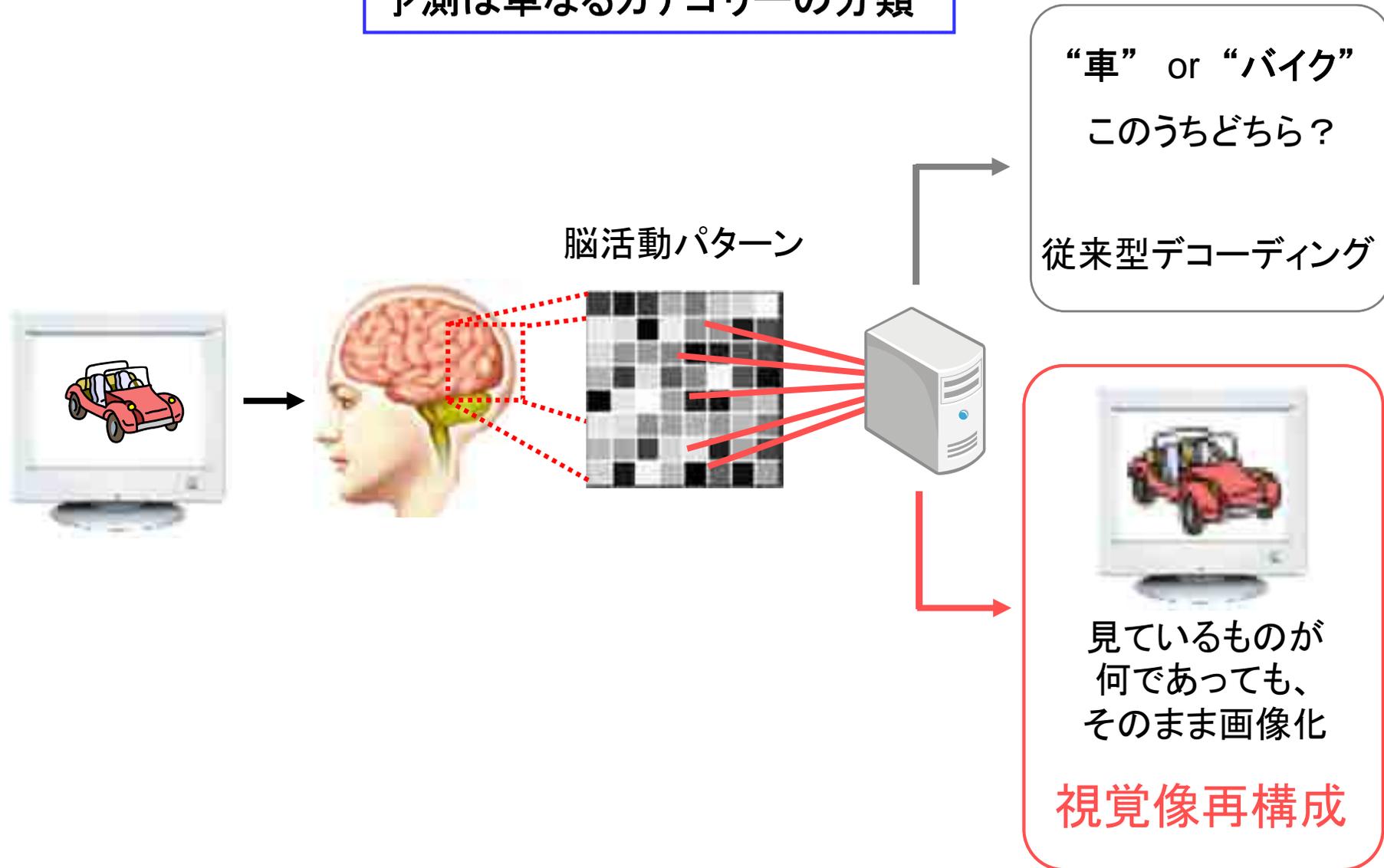
## 2. 感覚知覚世界の可視化

---

— 視覚像再構成の技術 —

# 従来型デコーディングの限界

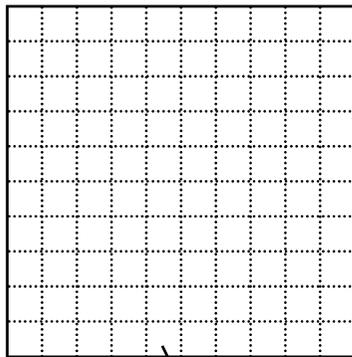
予測は単なるカテゴリーの分類



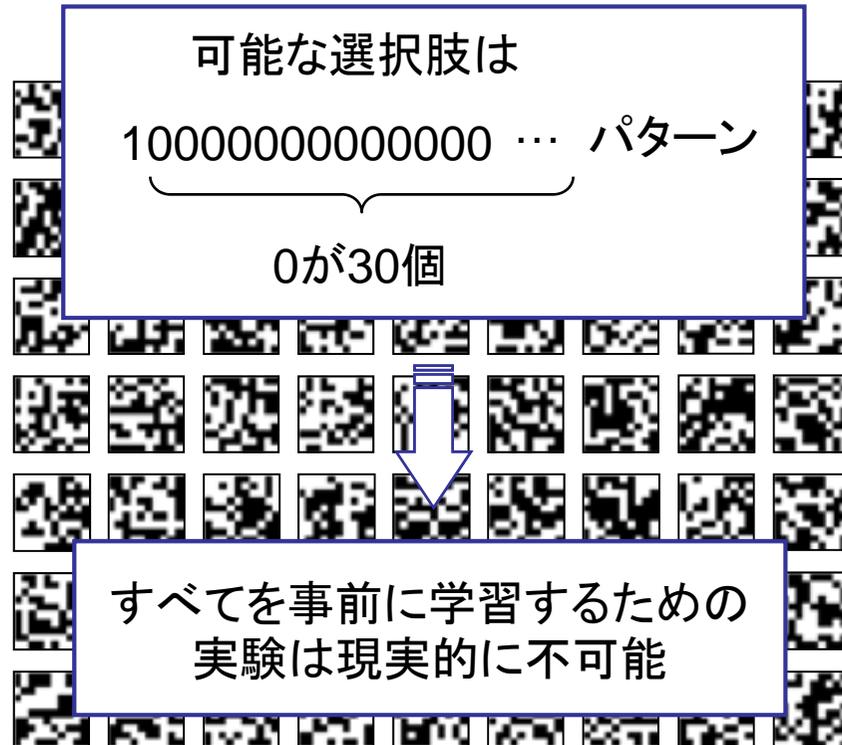
# 従来型デコーディングの限界

もし従来法で任意の画像を予測しようとする...

例) 10 x 10ピクセルの  
2値画像(白黒)の予測



白 or 黒

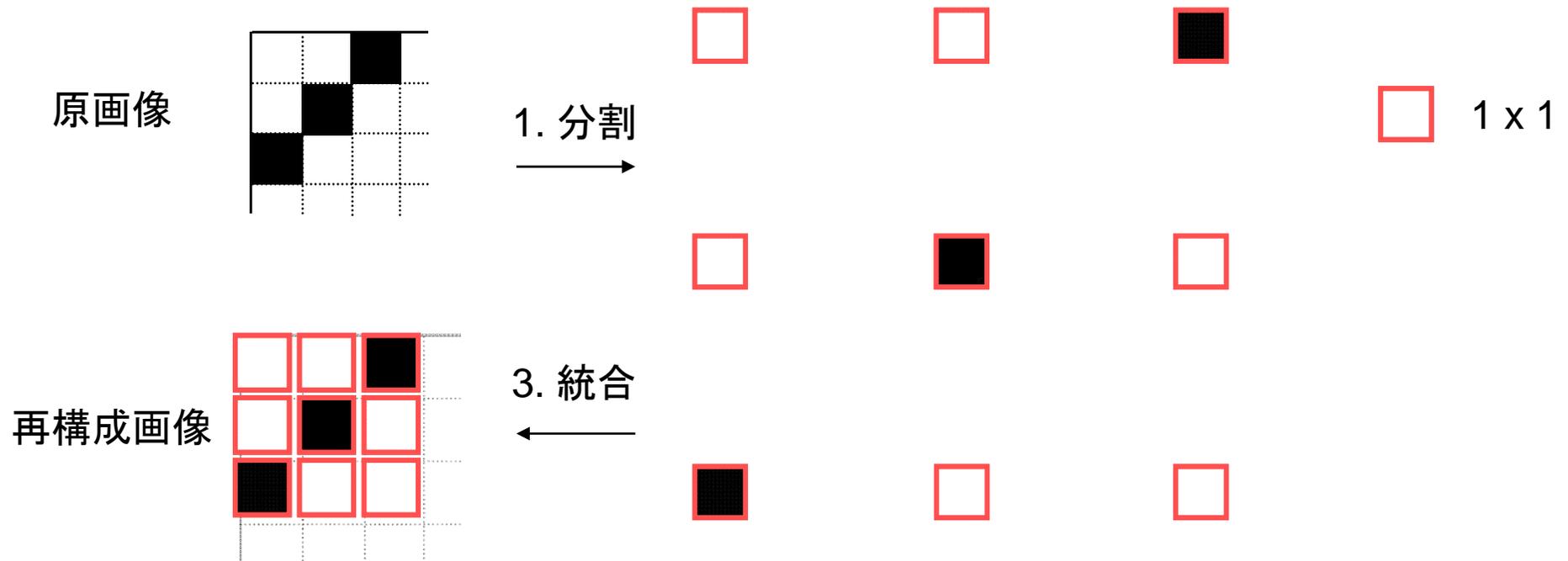


⋮

# 視覚像再構成の方法：モジュラ・デコーディング

複雑で大規模な問題を、簡単で小規模な問題の組み合わせとして解く

2. 脳活動から小領域の状態を予測

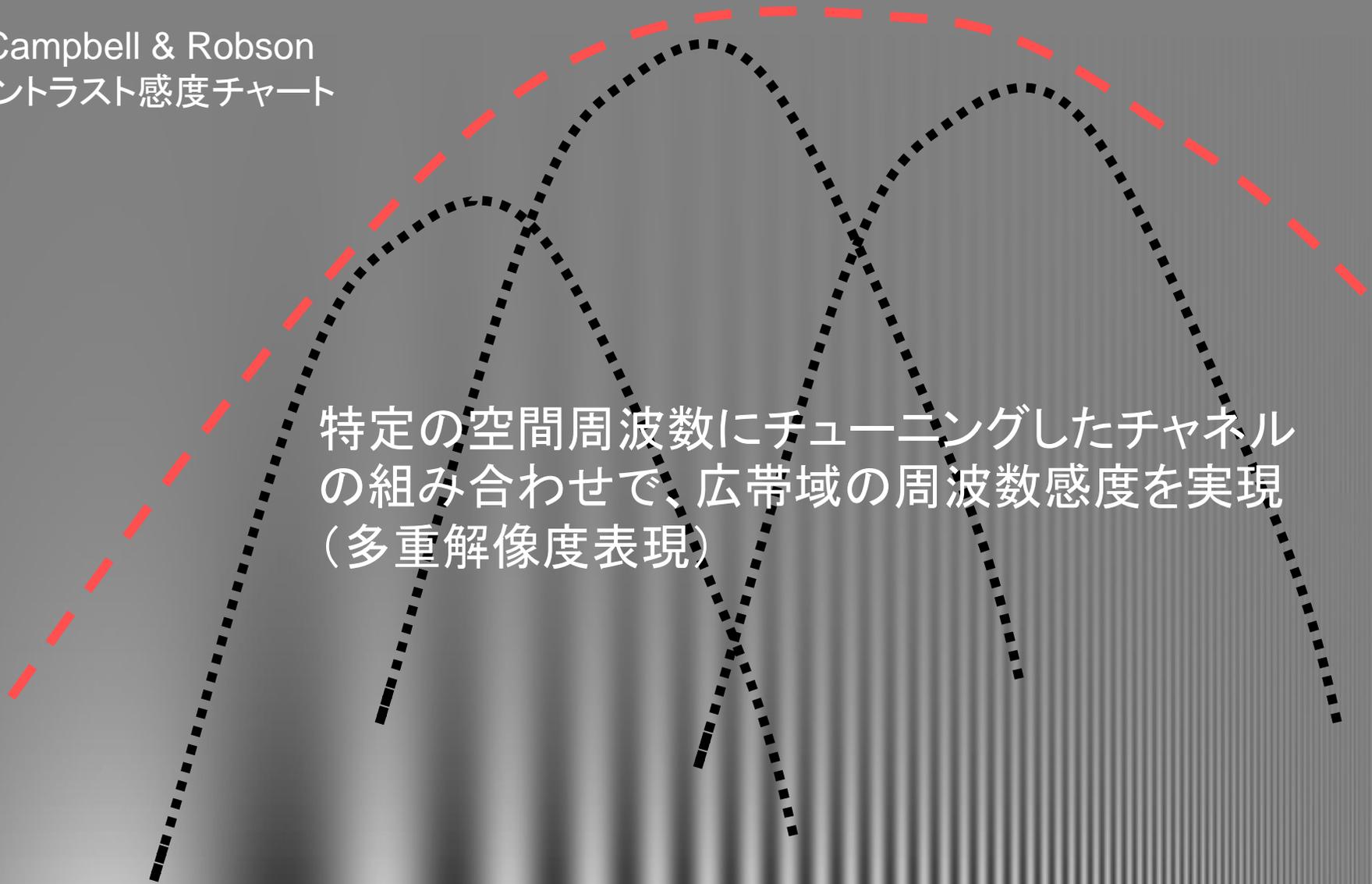


- ▶ 生理学的背景の導入1：多重解像度表現
- ▶ 生理学的背景の導入2：疎（スパース）表現

# 生理学的背景: 視覚野における多重解像度表現

Campbell & Robson  
コントラスト感度チャート

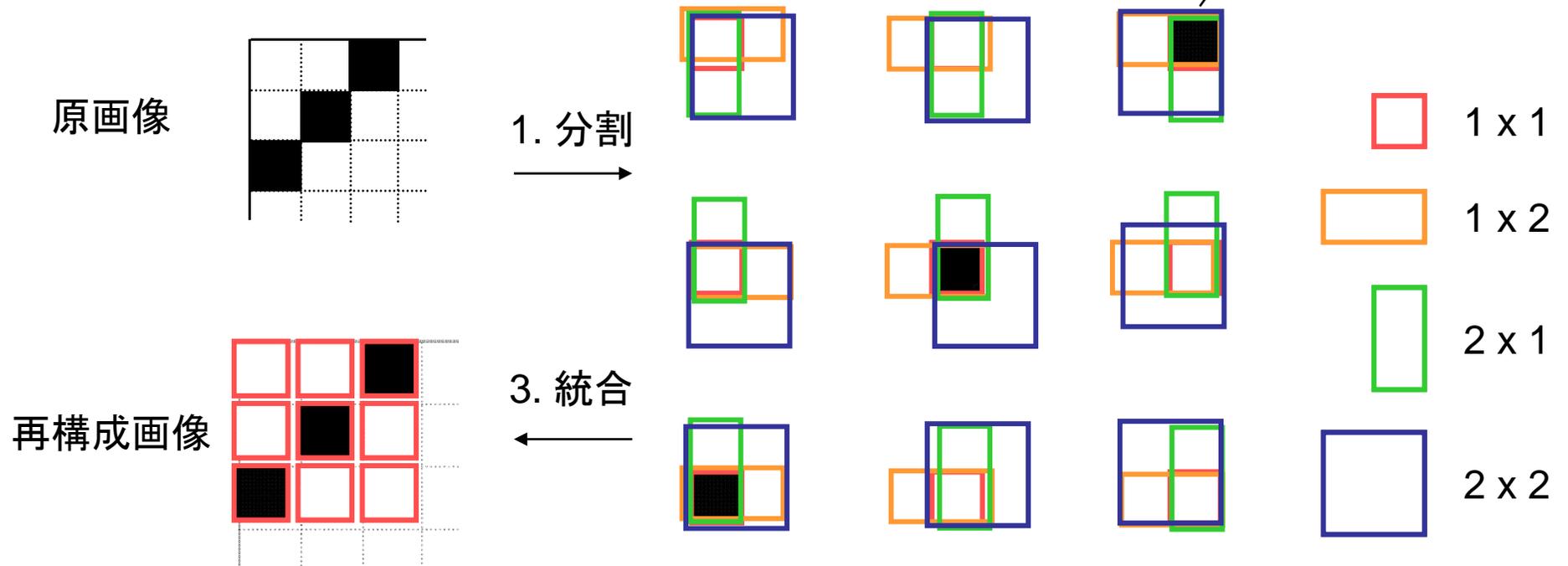
特定の空間周波数にチューニングしたチャンネル  
の組み合わせで、広帯域の周波数感度を実現  
(多重解像度表現)



# 視覚像再構成の方法：モジュラ・デコーディング

複雑で大規模な問題を、簡単で小規模な問題の組み合わせとして解く

2. 脳活動から小領域の状態を予測



# 視覚像再構成の方法: 線形過完備基底モデル

$$\hat{I} = \lambda_{1 \times 1}^1 C_{1 \times 1}^1(\mathbf{r}) \phi_{1 \times 1}^1 + \lambda_{1 \times 1}^2 C_{1 \times 1}^2(\mathbf{r}) \phi_{1 \times 1}^2 + \dots$$

再構成画像

結合係数 (最適化)

fMRIパターンから予測した係数

画像基底関数

$\dots \lambda_{1 \times 2}^1 C_{1 \times 2}^1(\mathbf{r}) \phi_{1 \times 2}^1 + \lambda_{1 \times 2}^2 C_{1 \times 2}^2(\mathbf{r}) \phi_{1 \times 2}^2 + \dots$

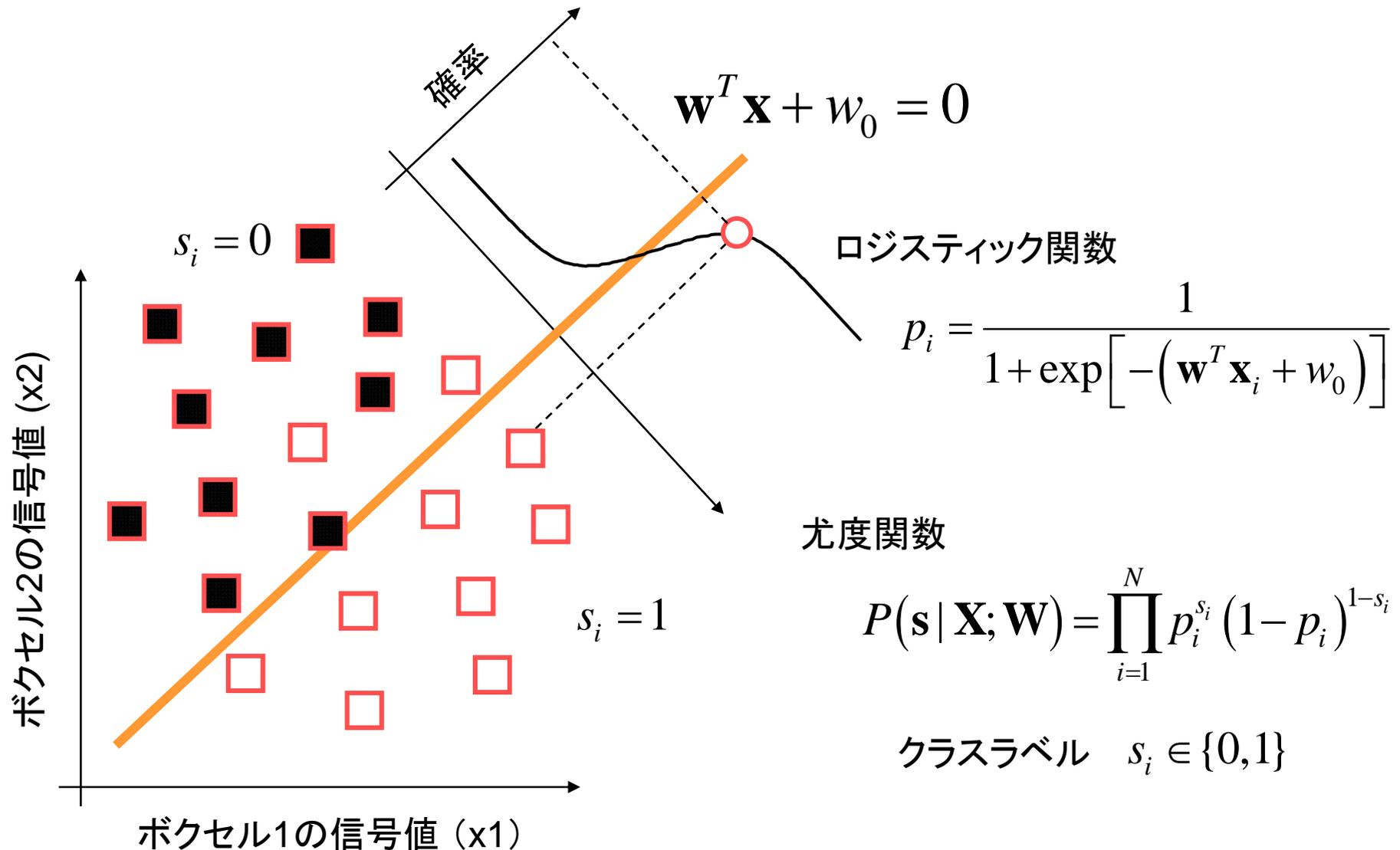
1 0 ...      1 1 0 ...



- ▶ 線形重ね合わせ
- ▶ 過完備基底表現(多重解像度)
- ▶ 画像基底関数は固定  
(データからも推定可 Fujiwara, Miyawaki, Kamitani, NIPS 2009)

# 視覚像再構成の方法: 画像小領域の予測

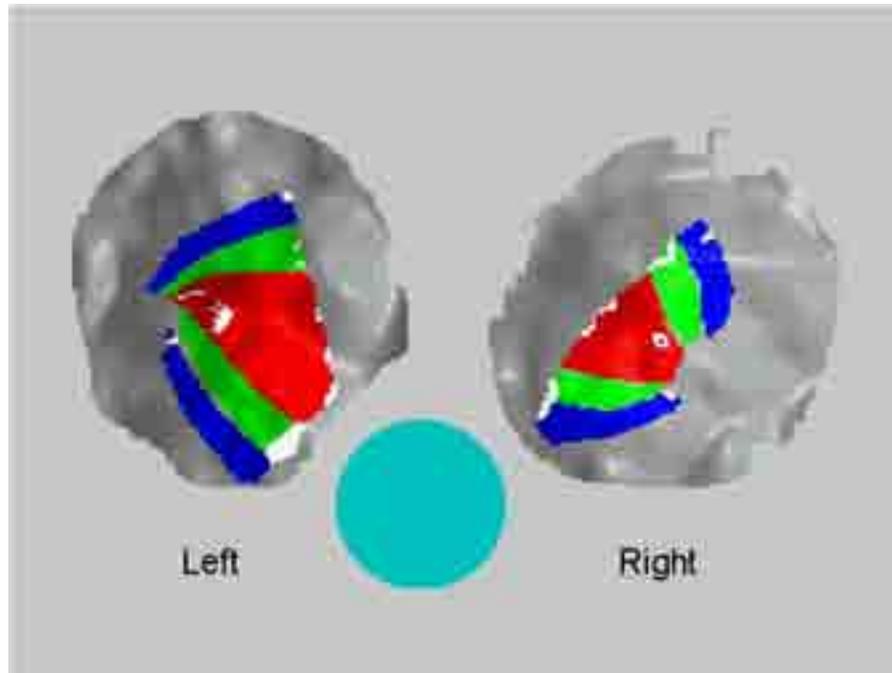
## ▶ ロジスティック回帰



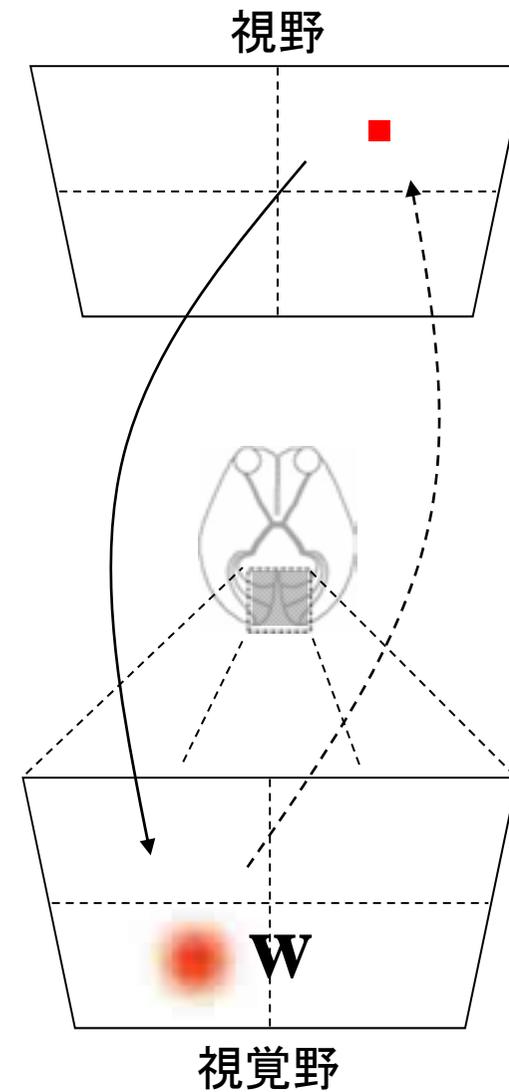
# 生理学的背景: 視野情報の疎(スパース)な表現

## ▶ レチノトピー

視野と視覚野の対応関係  
(視野の脳内地図)



Courtesy of Geoffrey Boynton



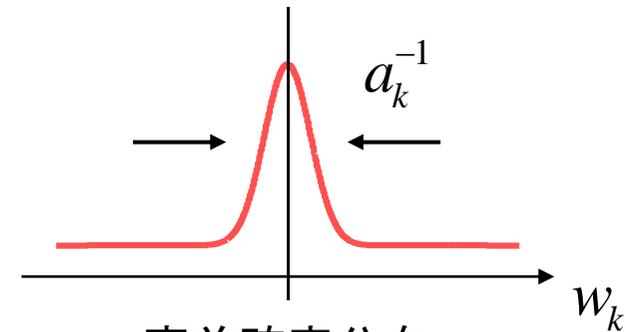
# 視覚像再構成の方法: 画像小領域の予測

## ▶ ロジスティック回帰のベイズ拡張 (スパースロジスティック回帰)

尤度関数  $P(\mathbf{t} | \mathbf{X}; \mathbf{W}) = \prod_{i=1}^N p_i^{t_i} (1 - p_i)^{1-t_i}$

事前分布  $P(w_k | a_k) = N(0, a_k^{-1})$

超事前分布  $P(a_k) = a_k^{-1}$



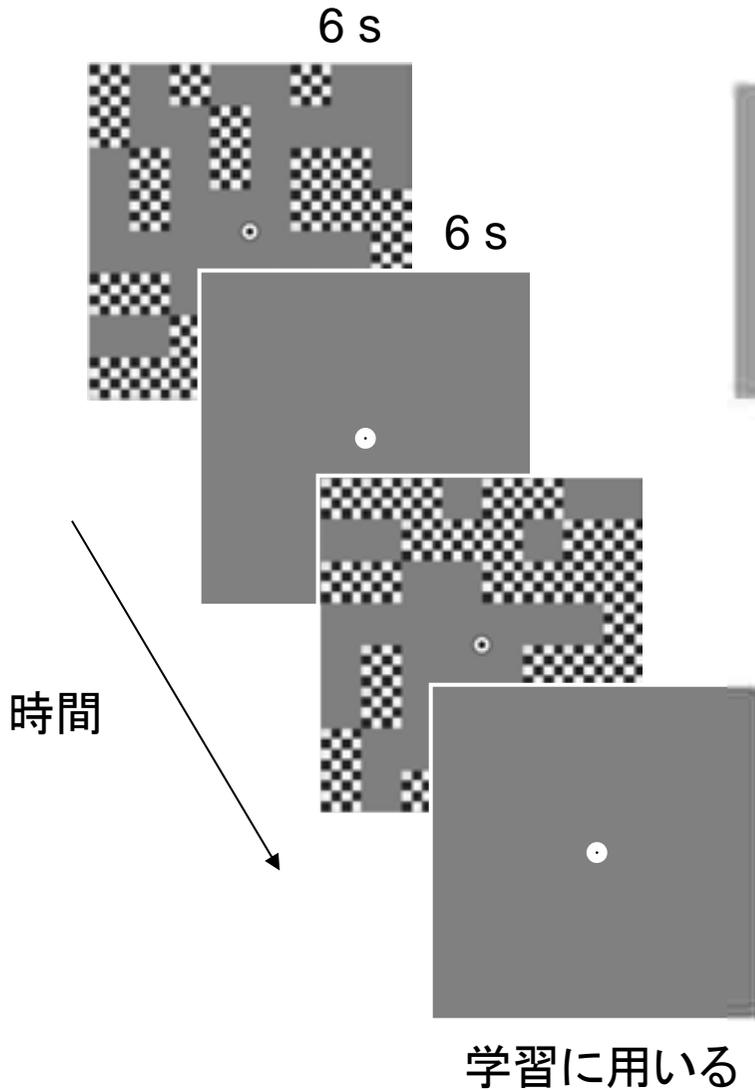
事前確率分布  
(仮説: 関連する脳部位は限定的)

Automatic Relevance Determination  
(ARD) 事前分布

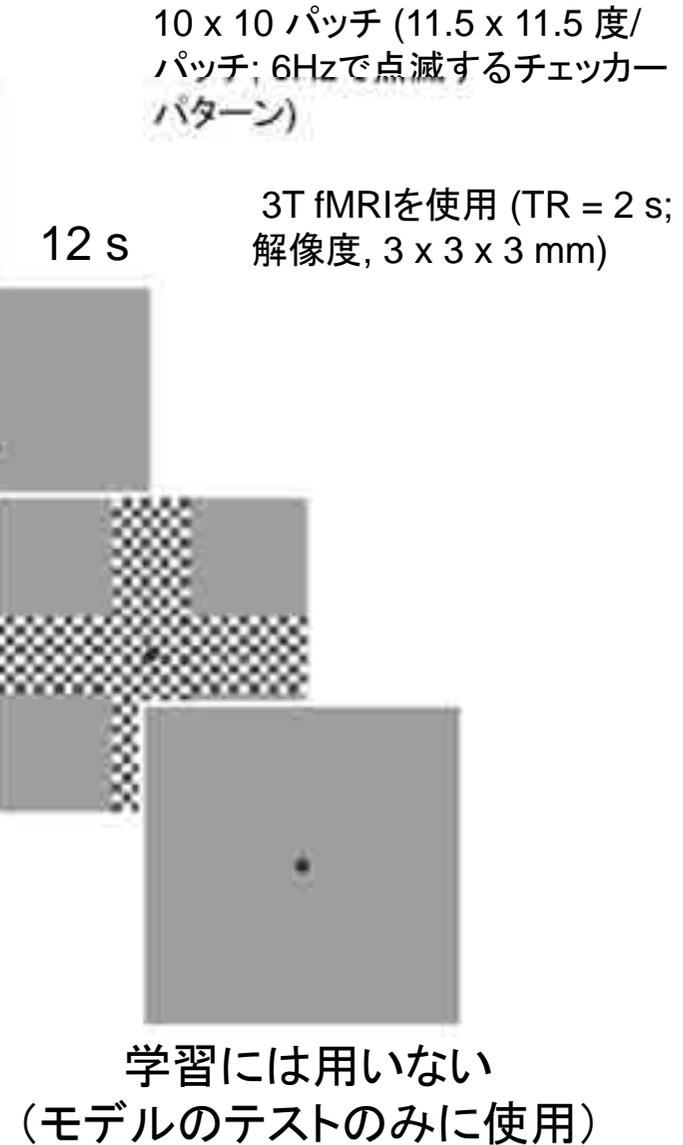
- ▶ ボクセルごとに異なる重みの確率分布
  - ▶ 関連のないボクセルは  $a_k$  が大きくなる
- ↓
- ▶ 関連する少数ボクセルのみ生き残る  
(スパース化; オーバーフィッティング抑制)
  - ▶ 関連する脳部位の自動探索

# 実験手続き

## ランダム画像セッション



## 図形セッション

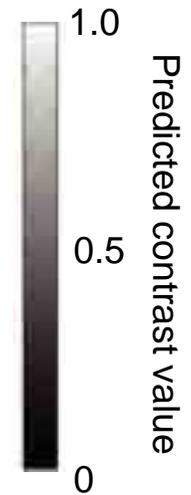
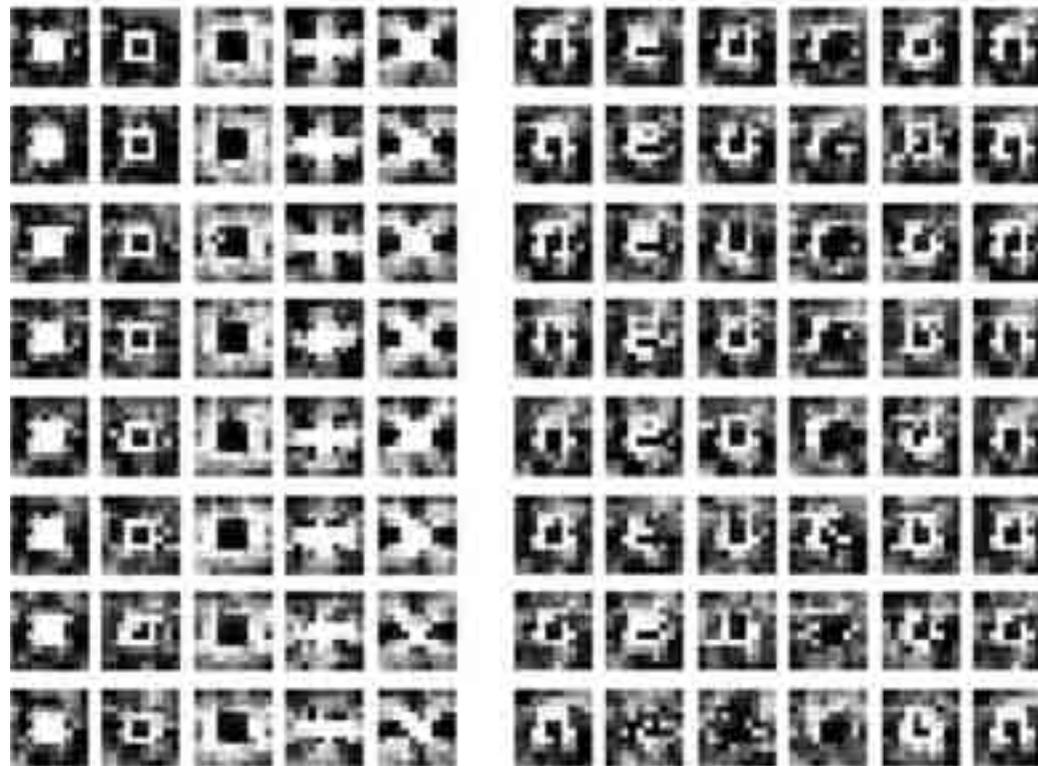


# 再構成画像

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)

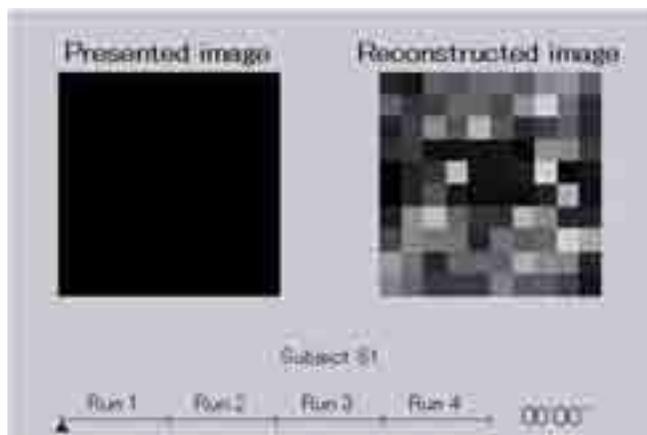
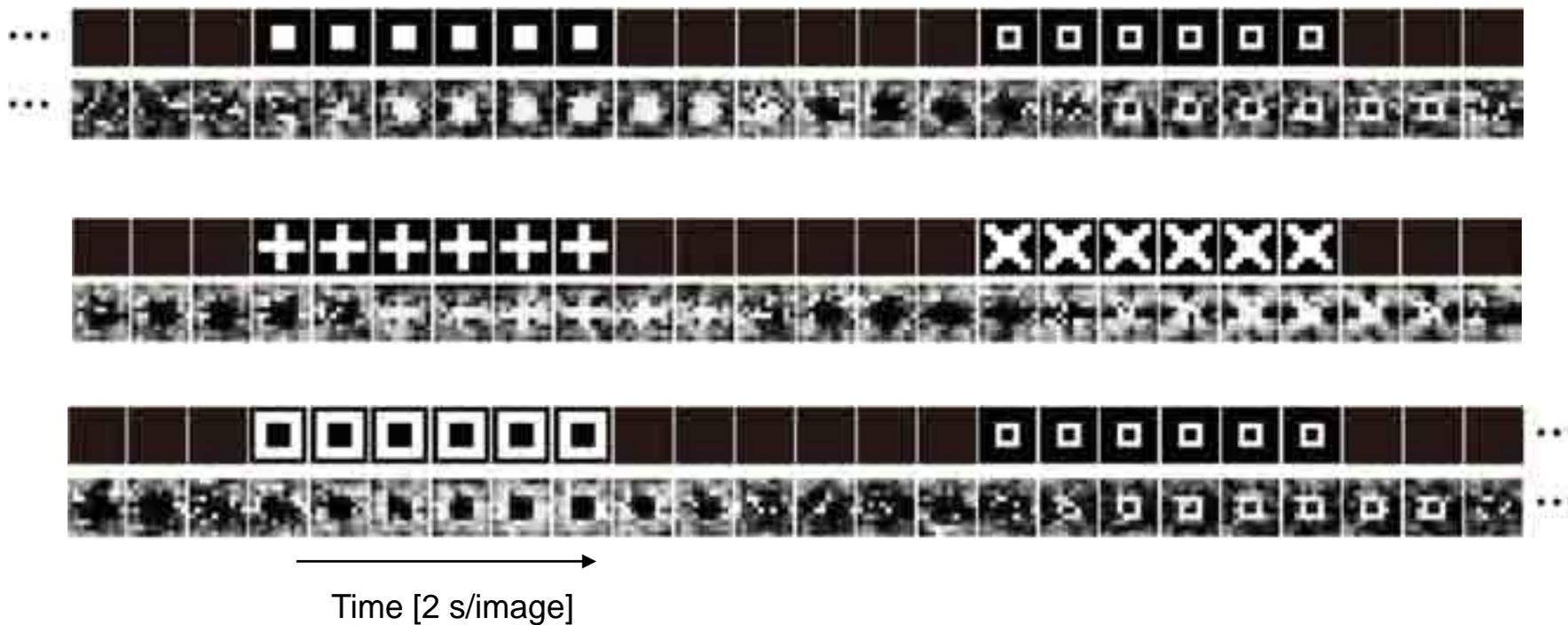


再構成画像の平均



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

# 再構成動画像



2秒ごとに得られる脳活動から、見ている画像を動画として再構成(原理的にはリアルタイム化も可能)

# 視覚像再構成：まとめ1

---

- ▶ モジュラ・デコーディングによる脳活動からの視覚像再構成  
(複雑で高次元な問題を、小規模な問題の組み合わせで解く)
- ▶ コントラストで定義された任意の視覚像を再構成
- ▶ 2秒ごとの視覚像再構成動画化可能(リアルタイム原理的に可)

従来型のデコーディング技術を飛躍的に向上

## 2. 感覚知覚世界の可視化

---

— 画像情報の脳内表現解明 —

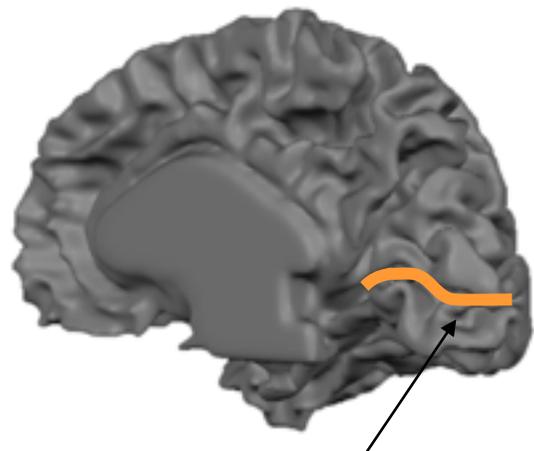
# 画像情報の脳内表現解明

---

1. どの脳部位が使われているか？
2. 多重解像度表現は有効か？
3. 画像の最適な基本表現（基底）は何か？

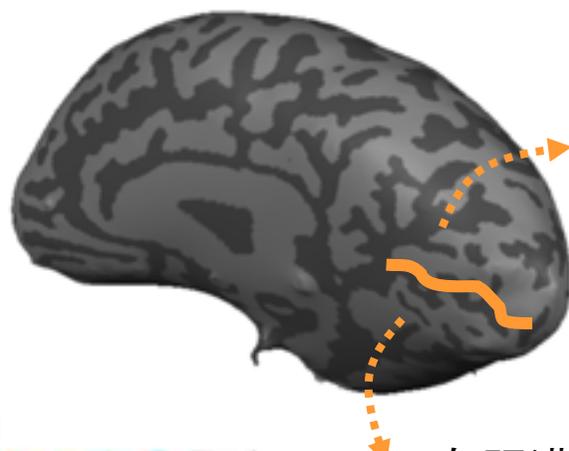
# 1. どの脳部位が使われたか？

ヒト脳表面のポリゴンモデル

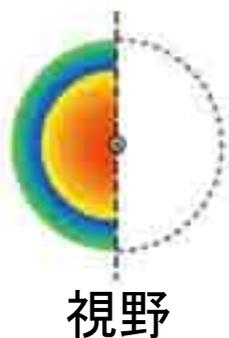


Calcarine sulcus  
(鳥距溝)

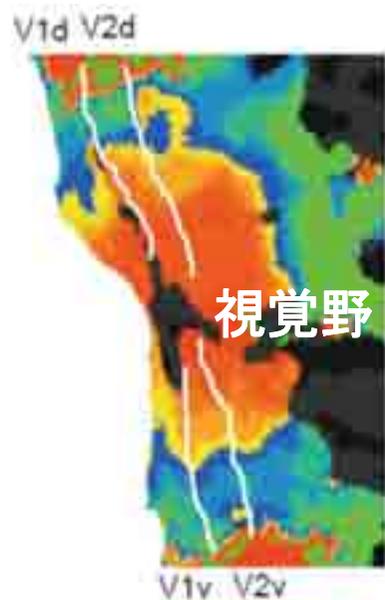
膨張脳モデル



鳥距溝周りに  
切り開く



視野



視覚野

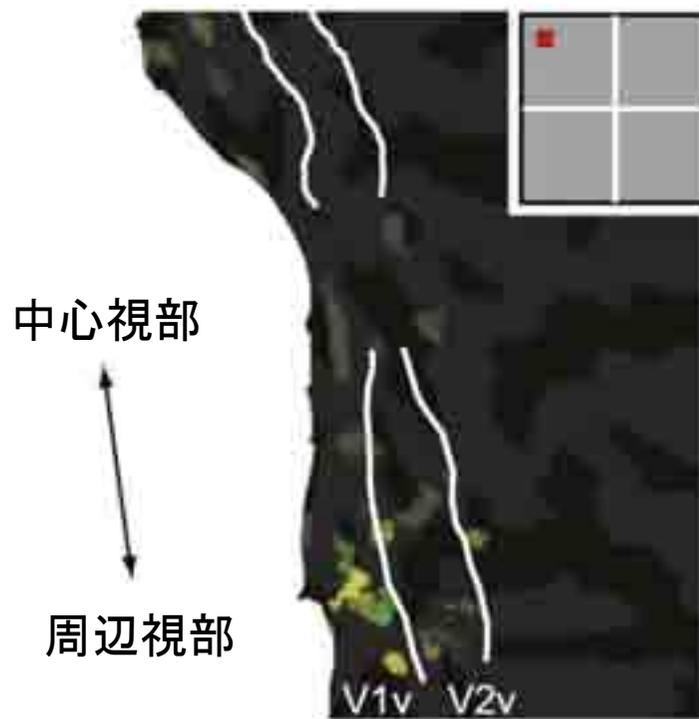
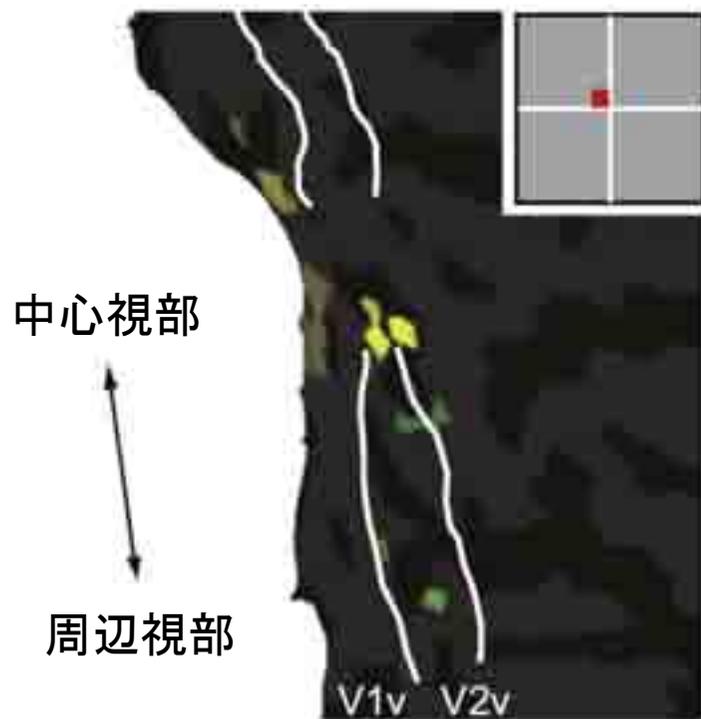
ヒト視覚野のレチノトピーマップ

# 視覚野上での“重み”の分布

$$w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_0 = 0$$

中心視野のピクセル

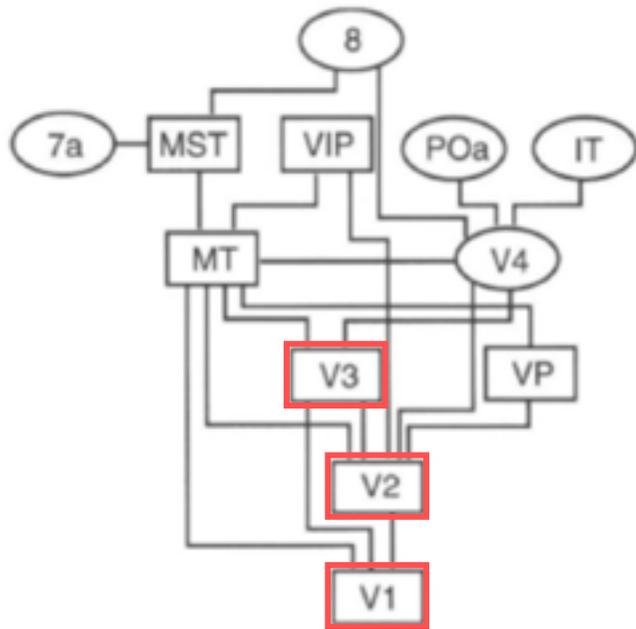
周辺視野のピクセル



視野表現に対応した脳部位の信号を自動的に抽出

# 視覚領野別の再構成精度

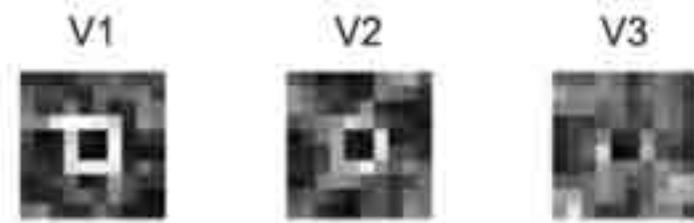
視覚野の階層性



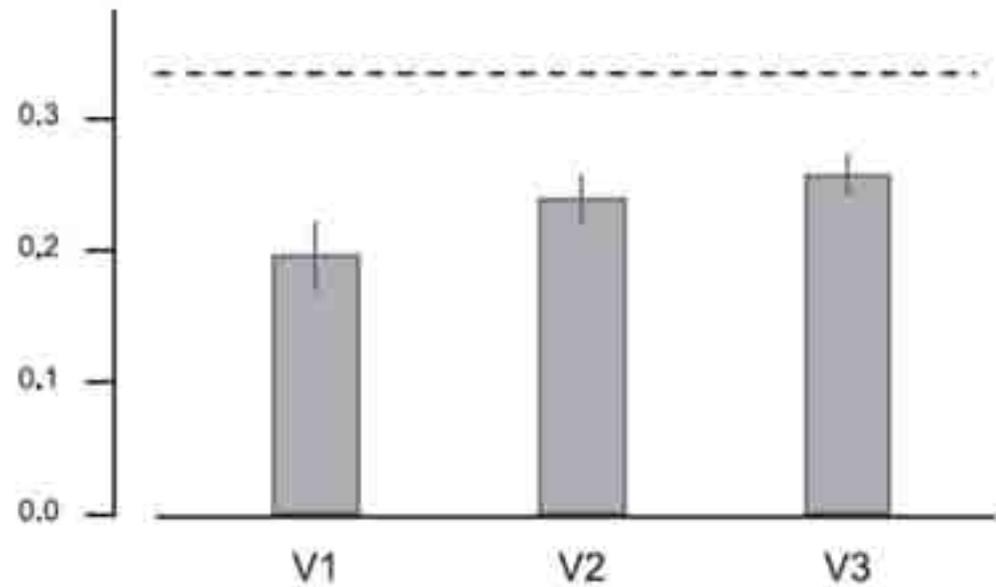
提示刺激



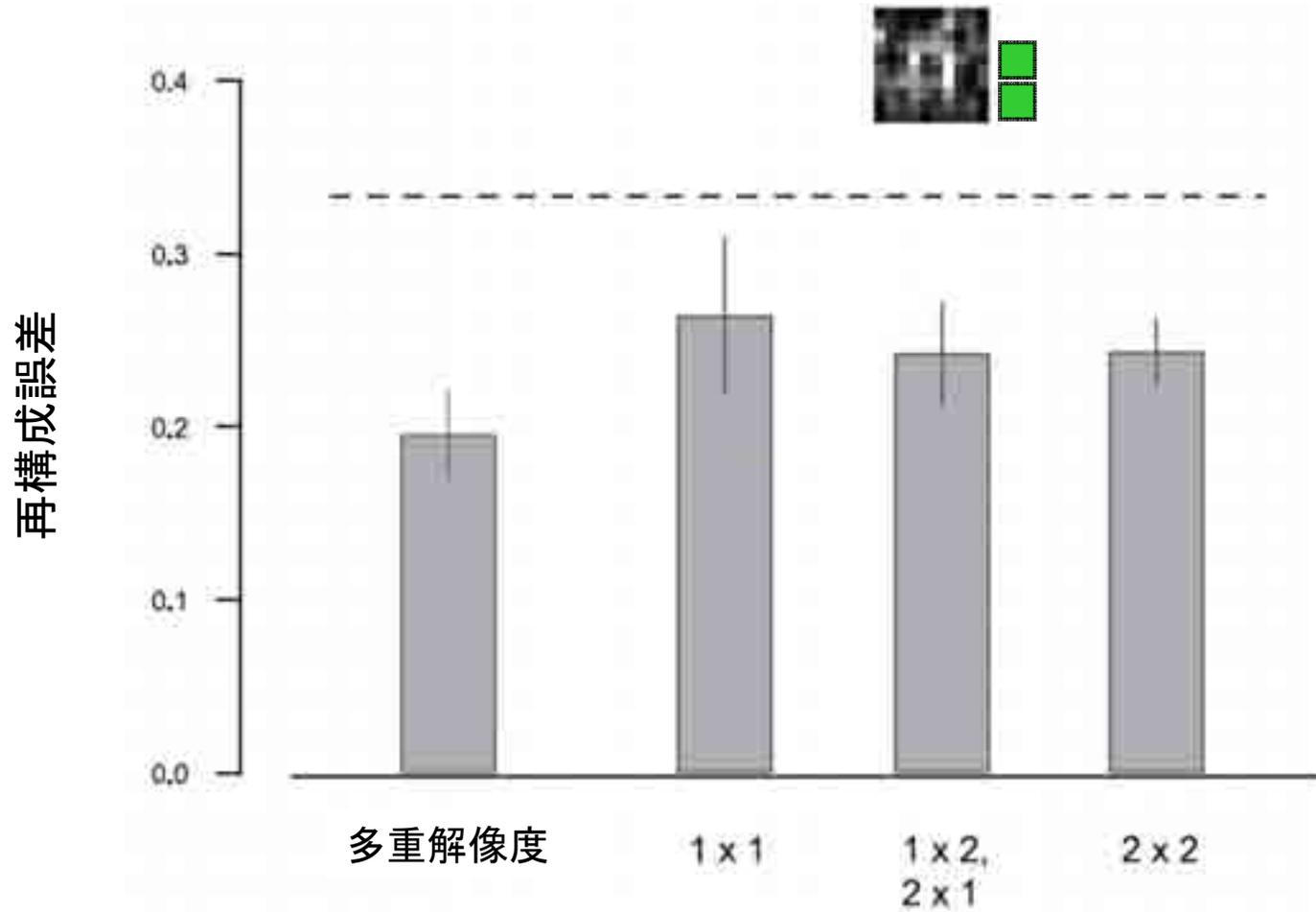
再構成画像



再構成誤差 (二乗誤差)

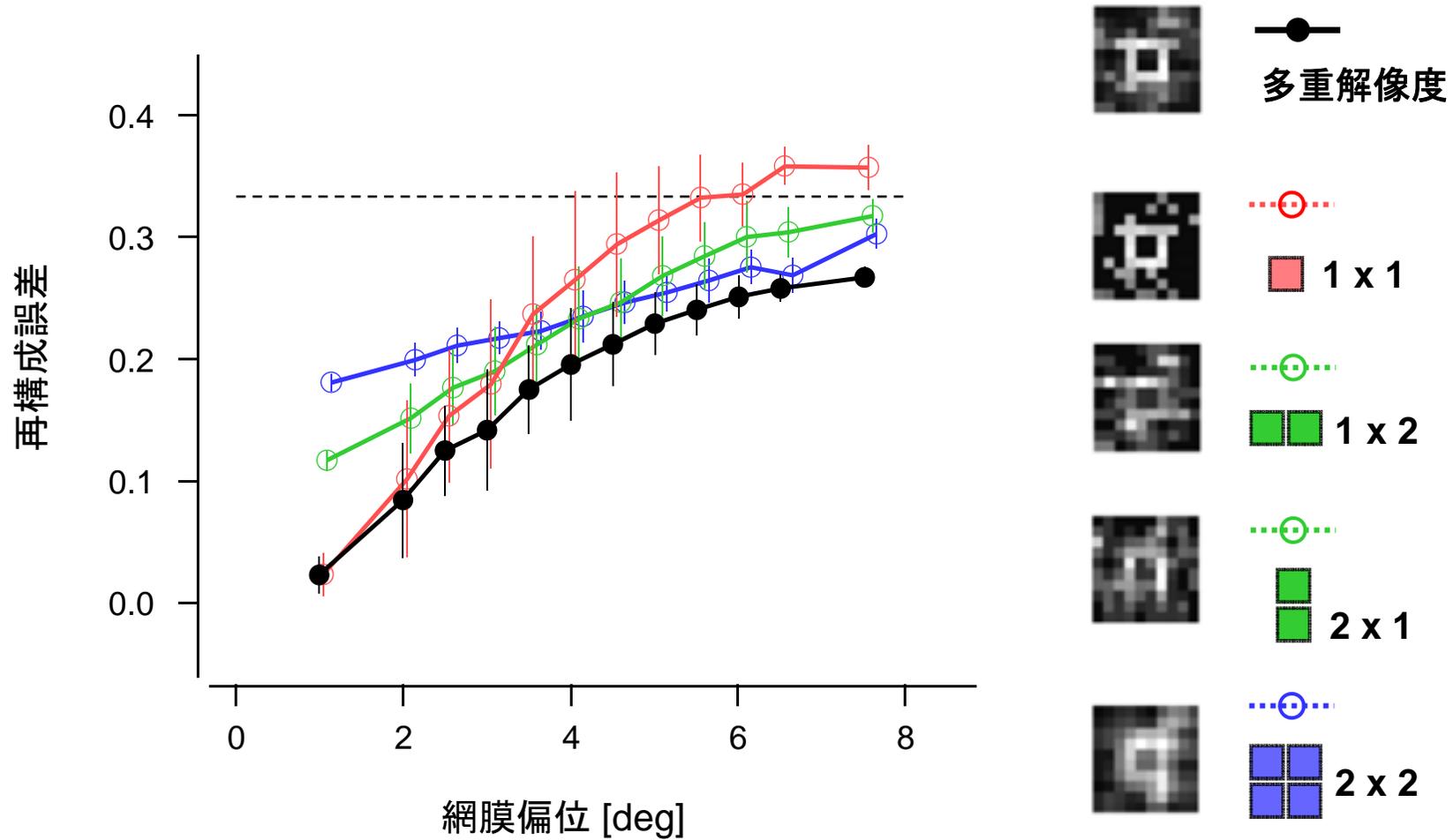


## 2. 多重解像度表現の有効性

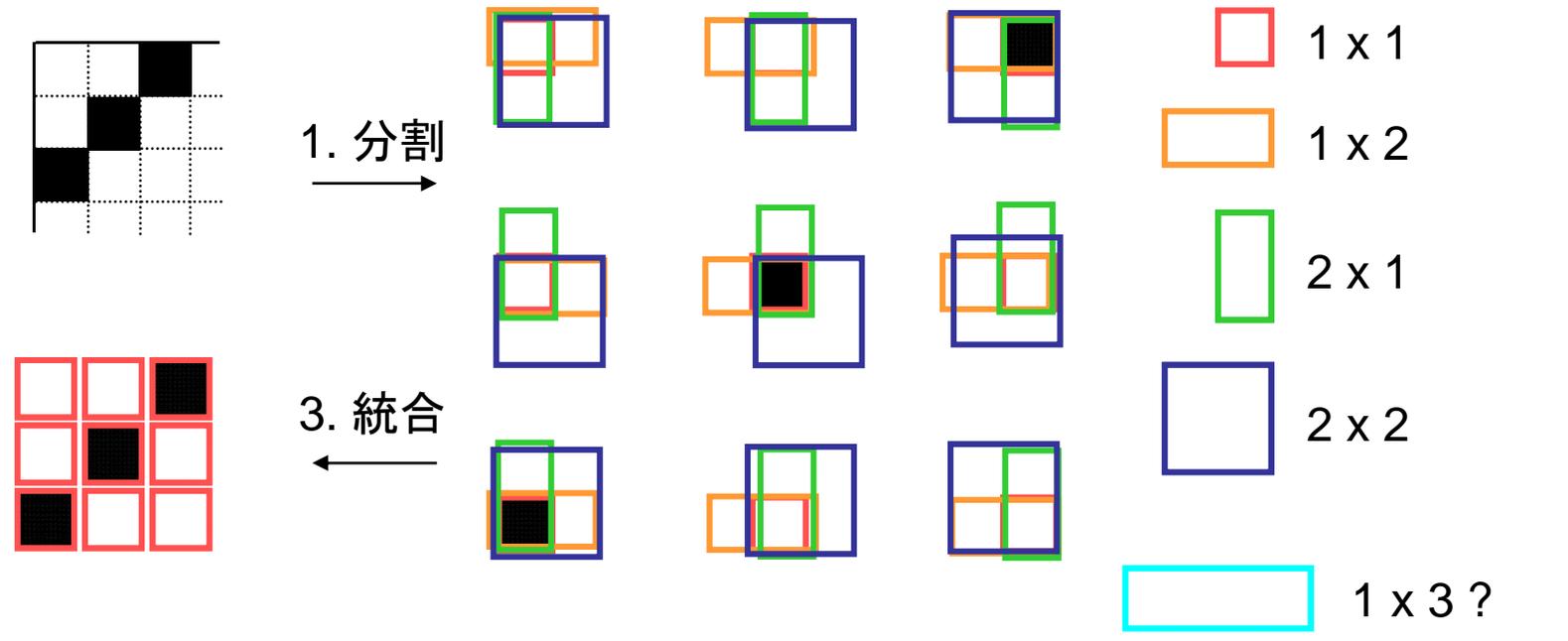


多重解像度の組み合わせにより再構成精度向上

# 視野に応じた解像度ごとの精度



# 4. 最適な画像基底の推定



$$I = c_1\phi_1 + c_2\phi_2 + \dots + c_K\phi_K$$

振幅係数  
(fMRI信号から予測)

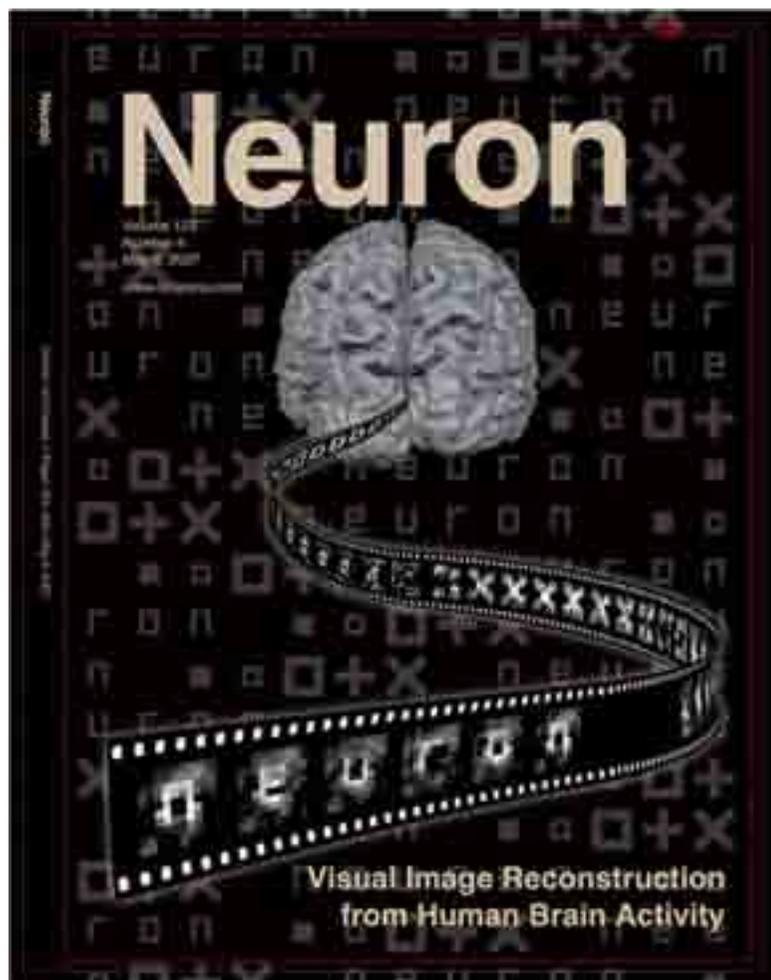
基底関数



脳活動データから推定する

L-shape ?

## 画像情報の脳内表現解明:まとめ2

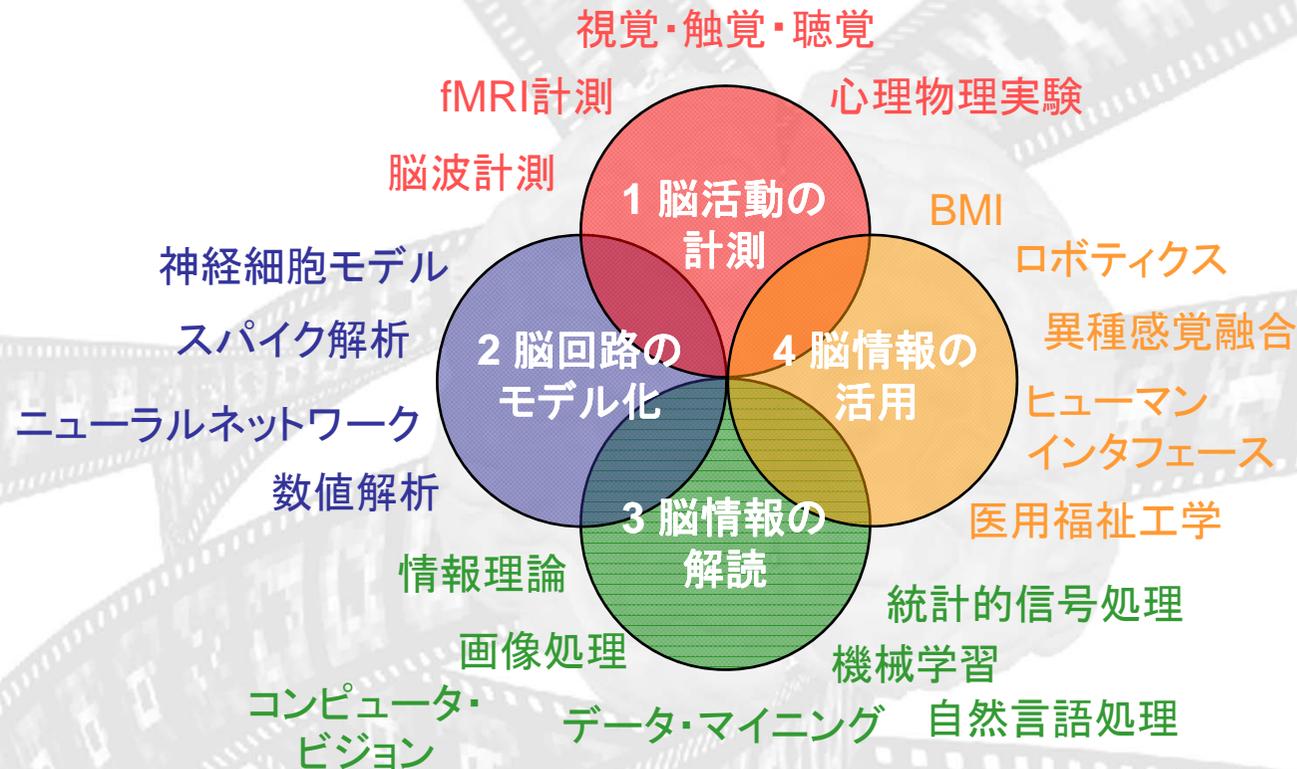


1. どの脳部位が使われているか?
  - ▶ 画像の視野表現(レチノトピー)に対応した脳部位を利用
  - ▶ V1が最も高精度
2. 多重解像度表現は有効か?
  - ▶ fMRI信号から視覚野多重解像度表現を抽出
3. 画像の最適な基本表現 (基底)は何か?
  - ▶ 新しい基底発見の可能性

視覚像再構成:脳内情報表現解明の有効な手段

# 人間福祉テクノロジー研究ステーションへの期待

## —— 研究を支える基礎技術 ——



- ▶ 最先端の(脳神経)科学は、技術の開発によって切り拓かれる
- ▶ 工学と脳神経科学の融合のプラットフォームに

# トランスラボラトリーな研究環境の構築

---

- ▶ ダウンロード(ライブラリ、プログラム、その他)

<http://www.cns.atr.jp/dni/download>

- ▶ fMRIデータ

<http://www.cns.atr.jp/dni/download/visual-image-reconstruction-data>

(現在 ~150ユーザー)

- ▶ 研究室ウェブページ(近日中開設予定)

<http://www.cns.mi.uec.ac.jp>

- ▶ その他

神経科学勉強会、解析技術勉強会、TED lunch、Journal club、neuro-club(情報交換メーリングリスト)など実施中、その他アイデア随時募集中!

# 謝辞

---

共同研究者: 内田肇(奈良先端大) 玉置應子(ATR)  
藤原祐介(ATR) 堀川友慈(奈良先端大)  
山下宙人(ATR)  
佐藤雅昭(ATR)  
森戸勇介(生理研, 現NICT)  
田邊宏樹(生理研)  
定藤規弘(生理研)  
神谷之康(ATR)

実験協力: ATR脳活動イメージングセンタ  
自然科学研究機構・生理学研究所

研究支援: 総務省戦略的情報通信研究開発推進制度  
新学術領域科研費「質感脳情報学」  
(独)情報通信研究機構  
文科省脳科学研究戦略推進プログラム  
日産科学振興財団