

高次視覚野の神経ダイナミクス

東京大学・大学院新領域創成科学研究科

複雑理工学専攻

岡田真人

福島邦彦特別栄誉教授・受賞記念講演会

共同研究者



松本有央(産業総合研究所)



菅生康子(産業総合研究所)



山根茂(前橋工科大学)



河野 憲二(京都大学)

内容

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

自己紹介

- 大阪市立大学理学部物理学科 (1981 - 1985)
 - アモルファスシリコンの成長と構造解析
- 大阪大学大学院理学研究科(金森研) (1985 - 1987)
 - 希土類元素の光励起スペクトルの理論
- 三菱電機 (1987 - 1989)
 - 化合物半導体(半導体レーザー)の結晶成長
- 大阪大学大学院基礎工学研究科生物工学(福島研) (1989 - 1996)
 - ニューラルネットワーク(ネオコグニトロン, 連想記憶モデル)
- JST ERATO 川人学習動態脳プロジェクト (1996 - 2001)
 - 計算論的神経科学
- 理化学研究所 脳科学総合研究センター 甘利チーム (2001 - 04/06)
 - 情報統計力学(ベイズ推論と統計力学の数理的等価性)
 - ベイズ推論, 機械学習, データ駆動型科学
- 東京大学・大学院新領域創成科学研究科 複雑理工学専攻 (2004/07 -)

畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolution Neural Network)

- 1979年に福島邦彦が発表したネオコグニトロンから発展し、
- 1988年に Homma Toshiteru ら音素の認識に、
- 1989年に Yann LeCun らが文字画像の認識に使用し、
- 1998年に LeCun らが発表した LeNet-5 へと続き、
- 2012年に ILSVRC での物体カテゴリ認識で優勝したアルゴリズムも畳み込みニューラルネットワーク。
- Wikipediaより

Proceedings of the International Conference on Fuzzy Logic
& Neural Networks (Iizuka, Japan, July 20-24, 1990) pp. 667 — 670

NEOCOGNITRON LEARNED BY BACKPROPAGATION

Masato Okada and Kunihiro Fukushima

Department of Biophysical Engineering, Faculty of Engineering Science,
Osaka University, Toyonaka, Osaka 560, Japan

C細胞によりBP学習が困難

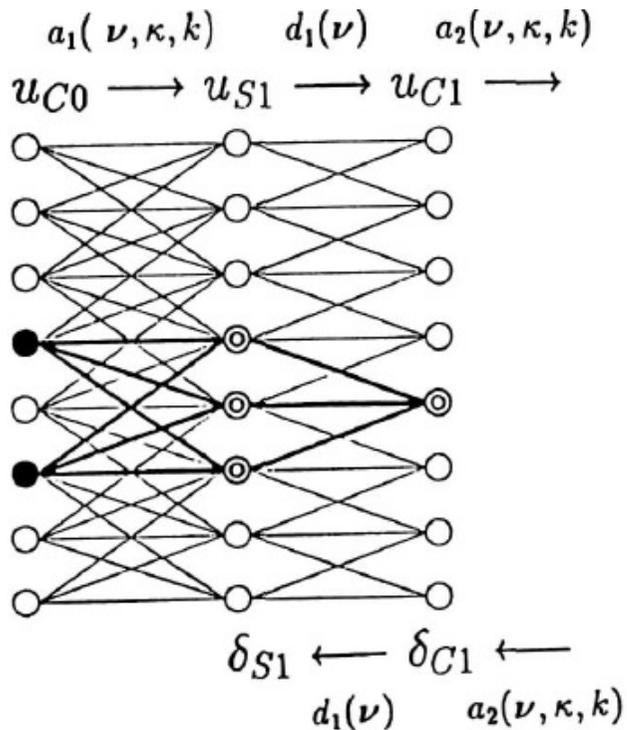


Figure 2: Illustration of the process for calculating δ_{S1}

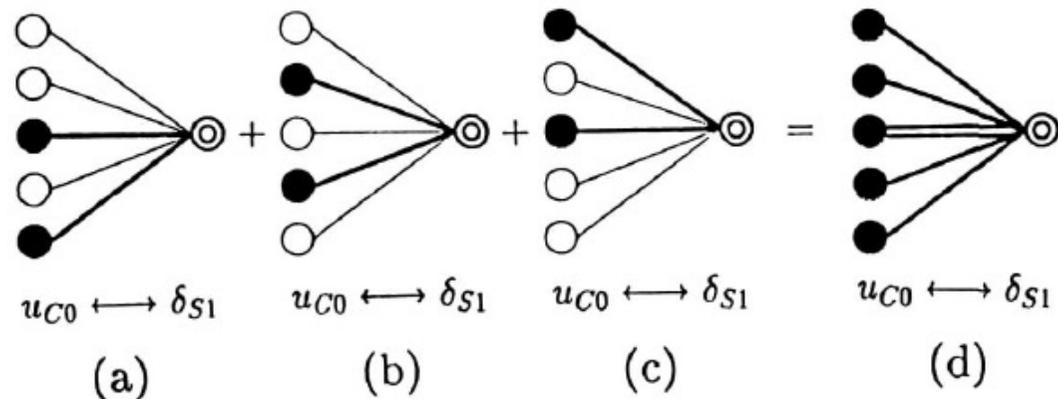


Figure 3: If the value of δ_{S1} has almost the same for the three S-cells (indicated by \odot in Fig.2), the variable input connections converging to the S-cells are to be reinforced together by the amount shown in (d), where $(d) = (a) + (b) + (c)$.

C細胞の畳み込み幅を 徐々に増やして学習

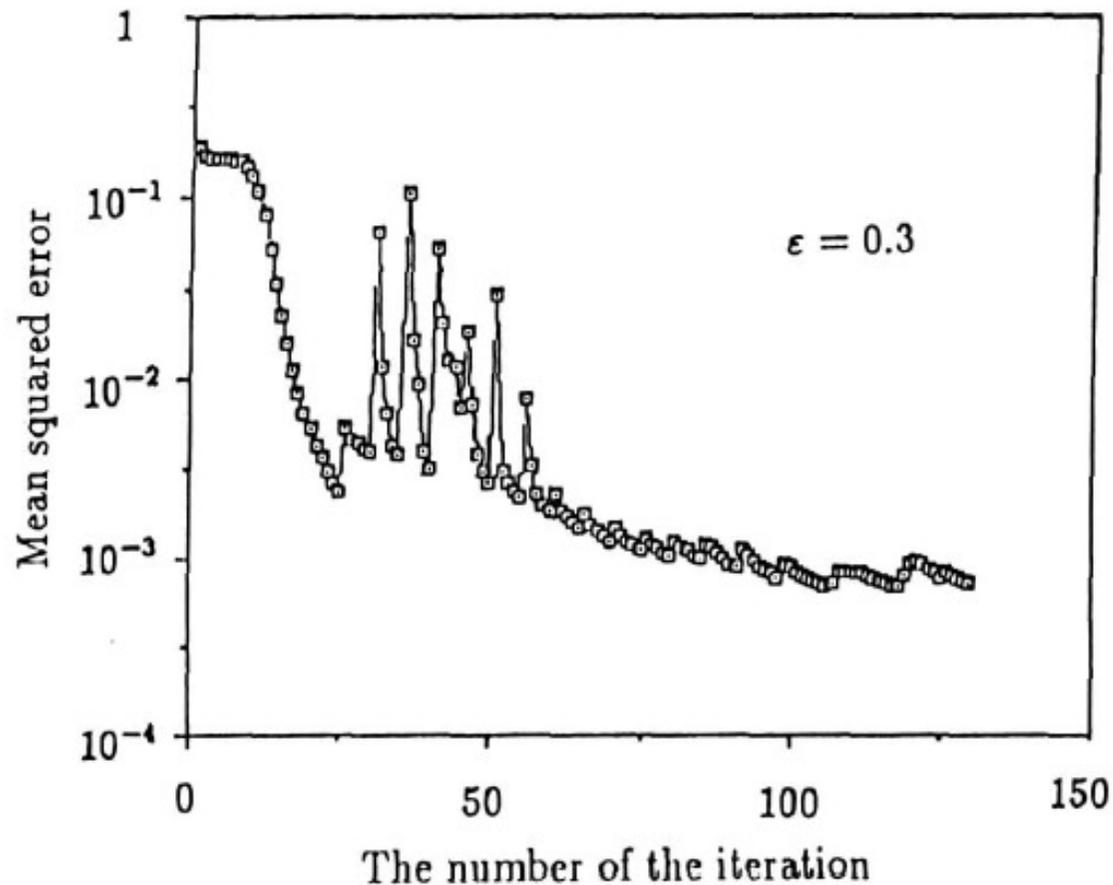


Figure 5: Mean squared error as a function of iteration number.

畳み込みニューラルネットワーク (CNN: Convolution Neural Network)

- 1979年に福島邦彦が発表したネオコグニトロンから発展し、
- 1988年に Homma Toshiteru ら音素の認識に、
- 1989年に Yann LeCun らが文字画像の認識に使用し、
- 1998年に LeCun らが発表した LeNet-5 へと続き、
- 2012年に ILSVRC での物体カテゴリ認識で優勝したアルゴリズムも畳み込みニューラルネットワーク。
- Wikipediaより

ディープラーニング(CNN)の父に聞く



福島邦彦先生

- 生理学からはヒントをもらうが、
- 開発時には実際の脳はいったん忘れて研究を進めることが重要だ。
- ただ、それだけではいずれ限界が来る。
- その時はもう一度、生理学に戻って考える。
- これを繰り返すことで、前進していけるだろう。

(NikkeiBPnet, 2015/5/22)

内容

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

連想記憶モデル

ニューラルネットワークダイナミクス

$$x_i(t+1) = \text{sgn} \left(\sum_{j \neq i}^N J_{ij} x_j(t) \right)$$

$$\text{sgn}(u) = \begin{cases} +1 & (u \geq 0), \\ -1 & (u < 0), \end{cases}$$

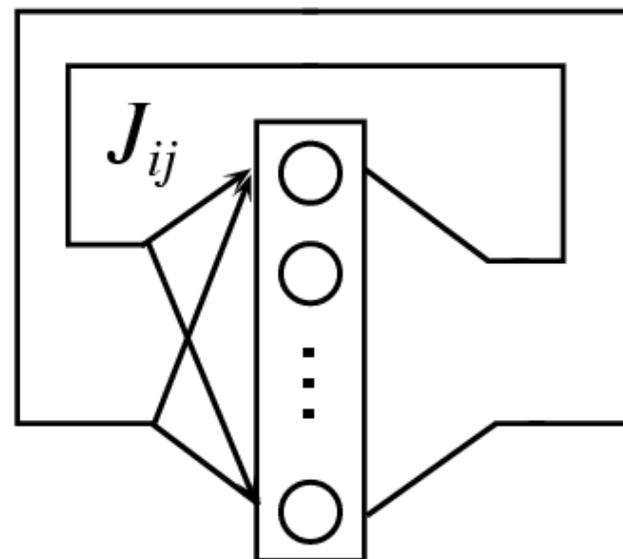
記憶パターン

ランダムに生成された
 N 次元2値ベクトル

$$\xi^1, \xi^2, \xi^3, \dots, \xi^p$$

ヘブ学習: 相関学習

$$J_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{\mu=1}^p \xi_i^\mu \xi_j^\mu$$



$x(t)$

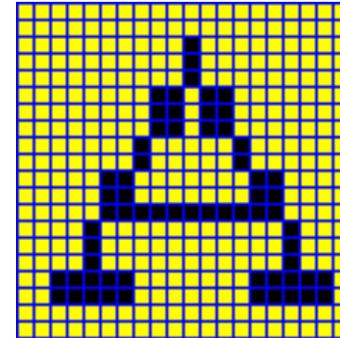
$x(t+1)$

ニューラルネットの構造

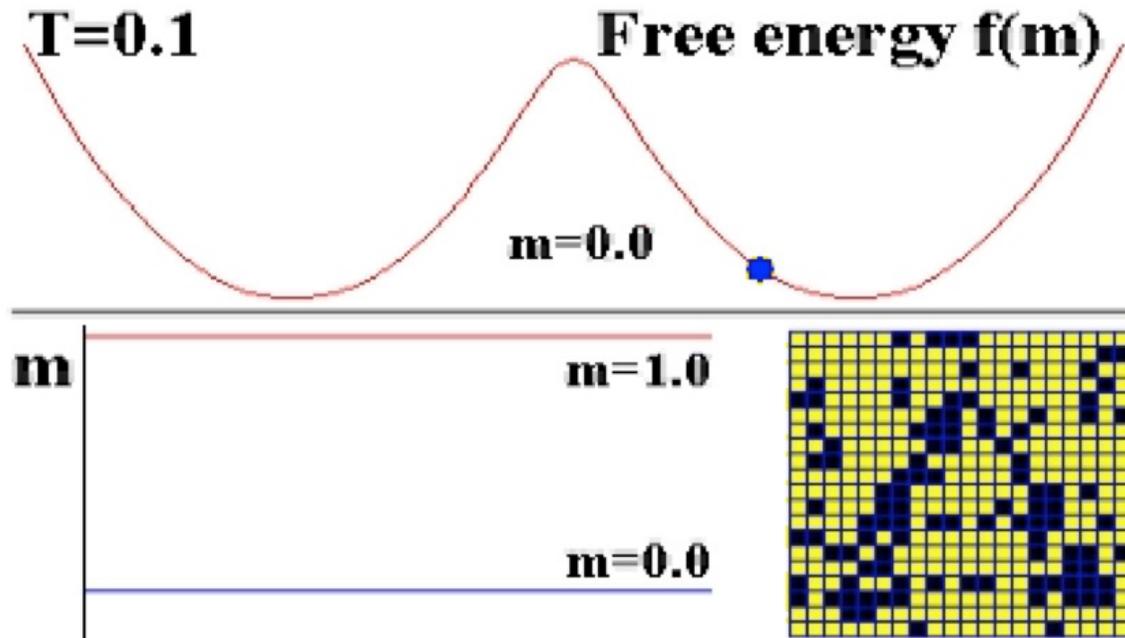
(Amari, 1977)

(Hopfield, 1982)

連想記憶モデル



Stored pattern: ξ^A

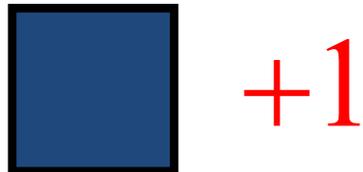
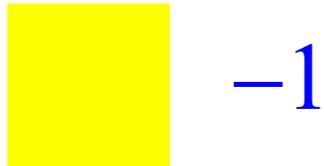
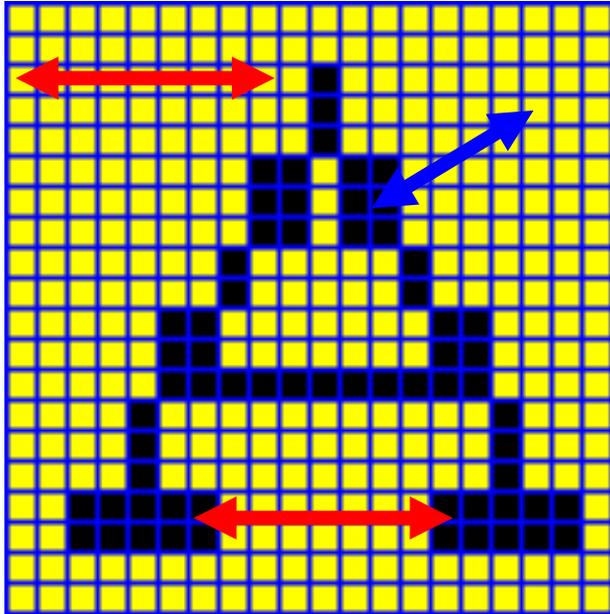


Overlap (direction cos)

$$m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^A x_i(t)$$

$x(t)$

連想記憶モデル


 ξ_i^1

 \times
 ξ_j^1

 $\xi_i^1 \xi_j^1$
 $= +1$

 \times

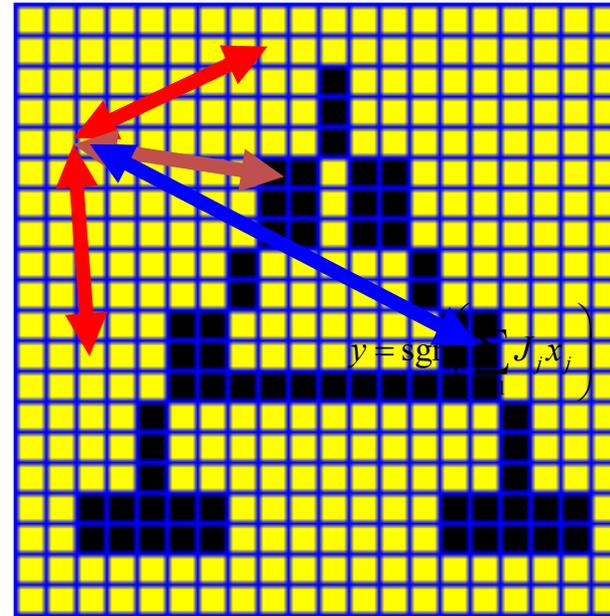
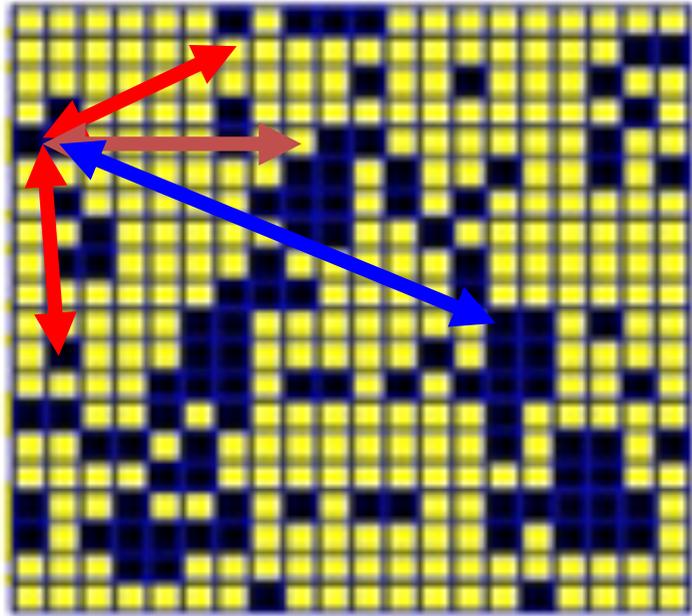
 $= -1$

 \times

 $= +1$

$$J_{ij} = \frac{1}{N} \xi_i^1 \xi_j^1$$

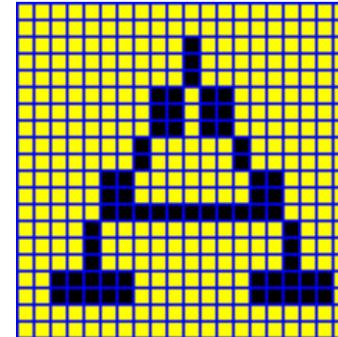
ヘブ学習



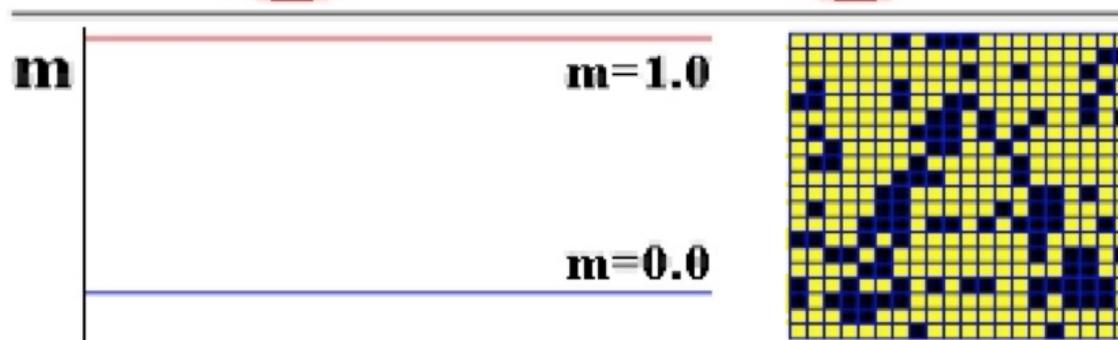
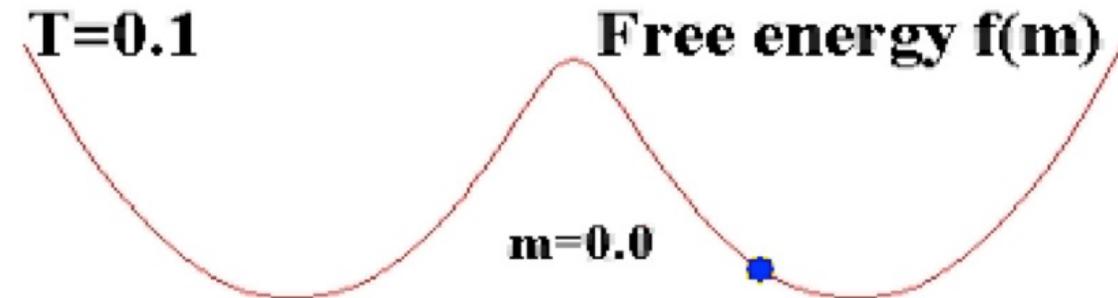
まわりの意見の多数決をとって自分の状態を決める

$$h_i^t = \sum_{j \neq i}^N J_{ij} x_j^t \quad x_i^{t+1} = \text{sgn}(h_i^t)$$

連想記憶モデル



Stored pattern: ξ^A



Overlap (direction cos)

$$m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^A x_i(t)$$

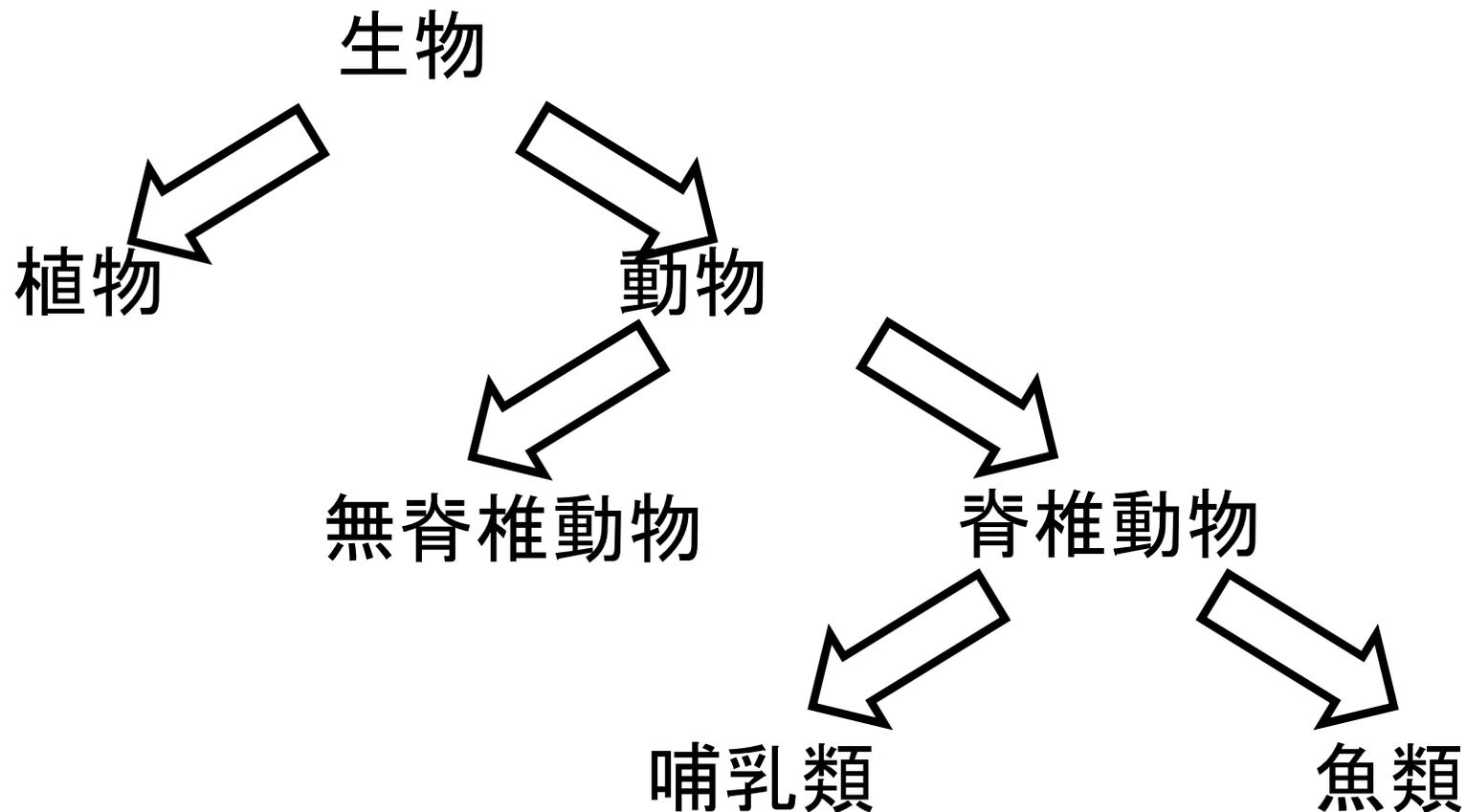
$x(t)$

内容

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

動機 (1/2)

- 我々は世界を階層的に捉える傾向がある



動機 (2/2)

- 我々は世界を階層的に捉える傾向がある
- なぜ？
 - 世界がそもそも階層的であるから.
 - 記憶容量の観点から, 我々の脳が世界を階層的にとらえているだけ.
- 脳で階層的な刺激がどのように表現されているか？
- 階層的な関係性を表現する神経メカニズムを探る.

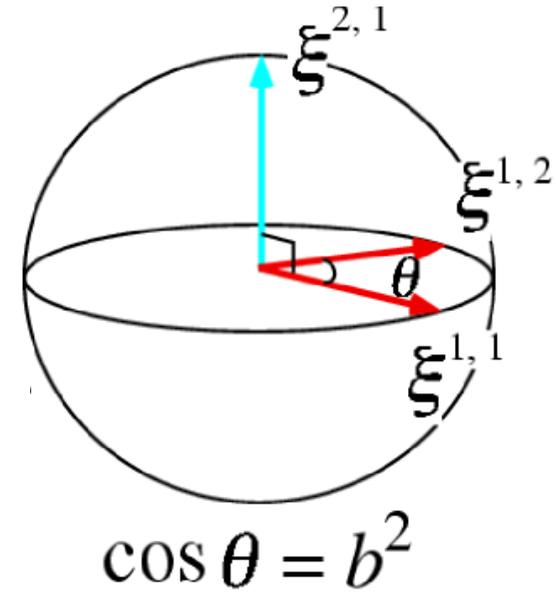
階層的相関パターン

親パターン

$$\text{Prob}[\xi_i^{\varepsilon\mu} = \pm 1] = \frac{1}{2}$$

子パターン

$$\text{Prob}[\xi_i^{\varepsilon\mu\nu} = \pm 1] = \frac{1 \pm b \xi_i^{\varepsilon\mu}}{2}$$



パターン間の相関

$$N \rightarrow \infty$$

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^{\varepsilon\mu\nu} \xi_i^{\varepsilon\mu\kappa} = b^2$$

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^{\varepsilon\mu\nu} \xi_i^{\varepsilon\mu'\kappa} = 0$$

同じ親パターン

異なった親パターン

階層的相関パターン

親パターン

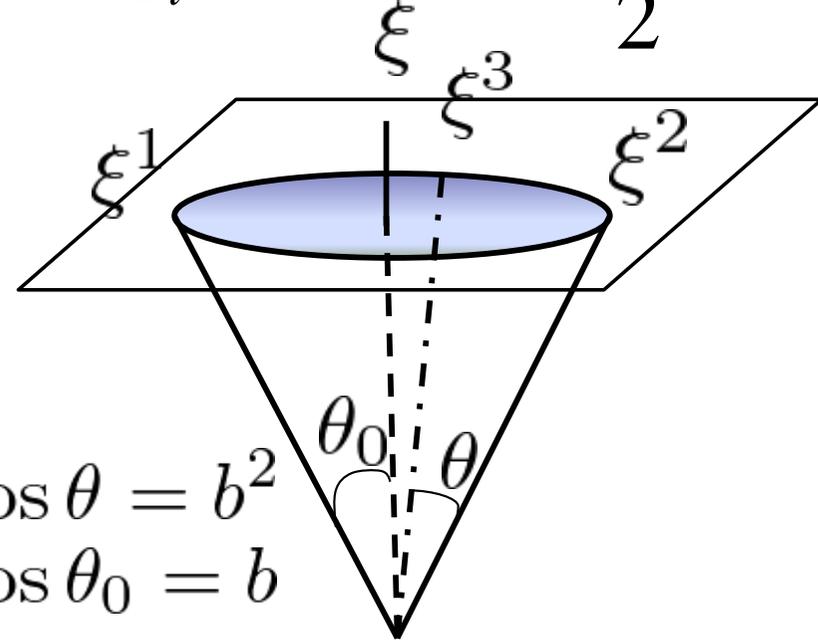
$$\Pr[\xi_i = \pm 1] = \frac{1}{2}$$

ξ



子パターン

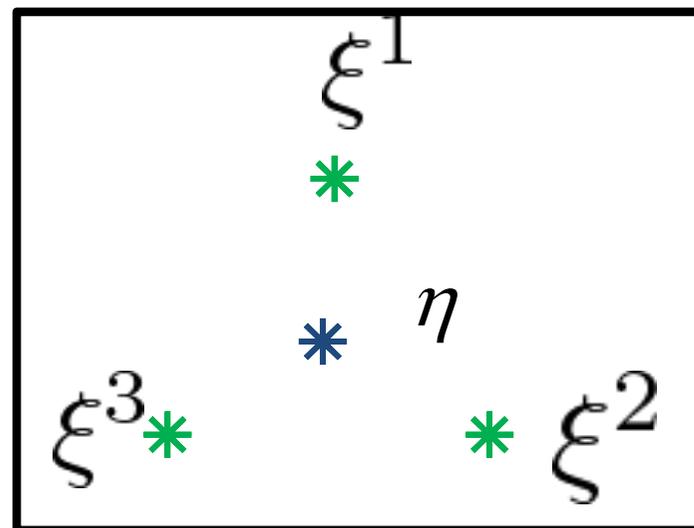
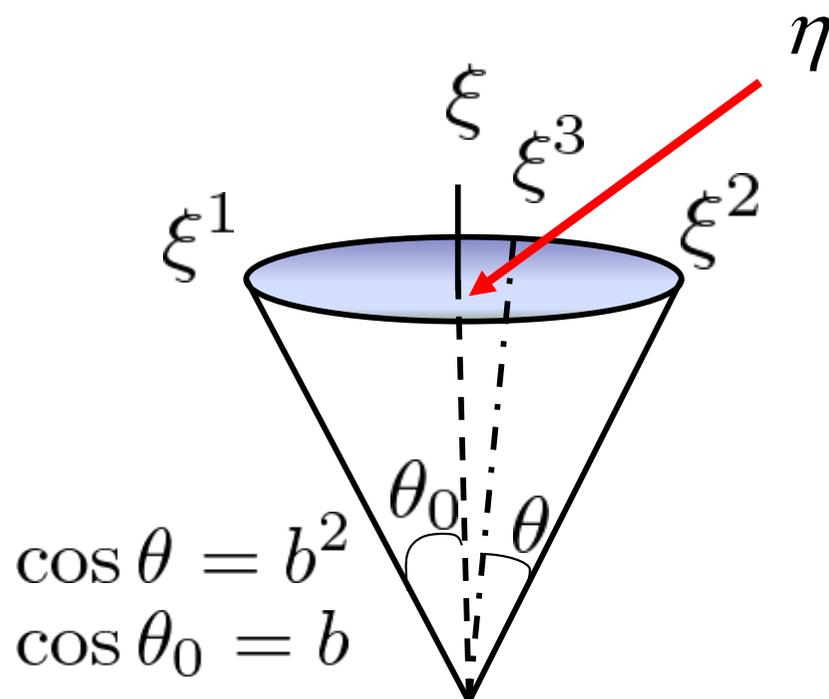
$$\Pr[\xi_i^\mu = \pm 1] = \frac{1 \pm b \xi_i}{2}$$



ヘブ学習

$$J_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{\mu=1}^p \xi_i^\mu \xi_j^\mu$$

連想記憶モデルにおける概念形成



* 記憶パターン

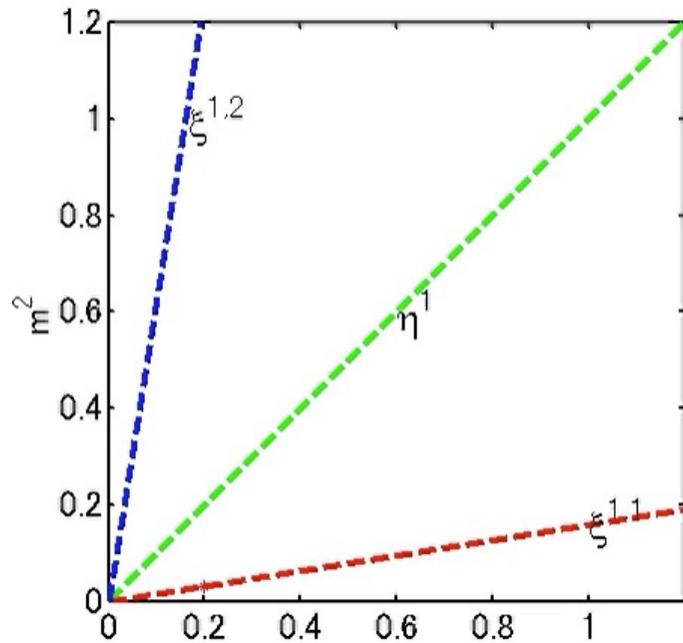
* 混合状態

$$\text{sgn}(\xi_i^1 + \xi_i^2 + \xi_i^3)$$

相関パターンをヘブ学習すると
混合状態 η も自発的に、アトラクターなる。

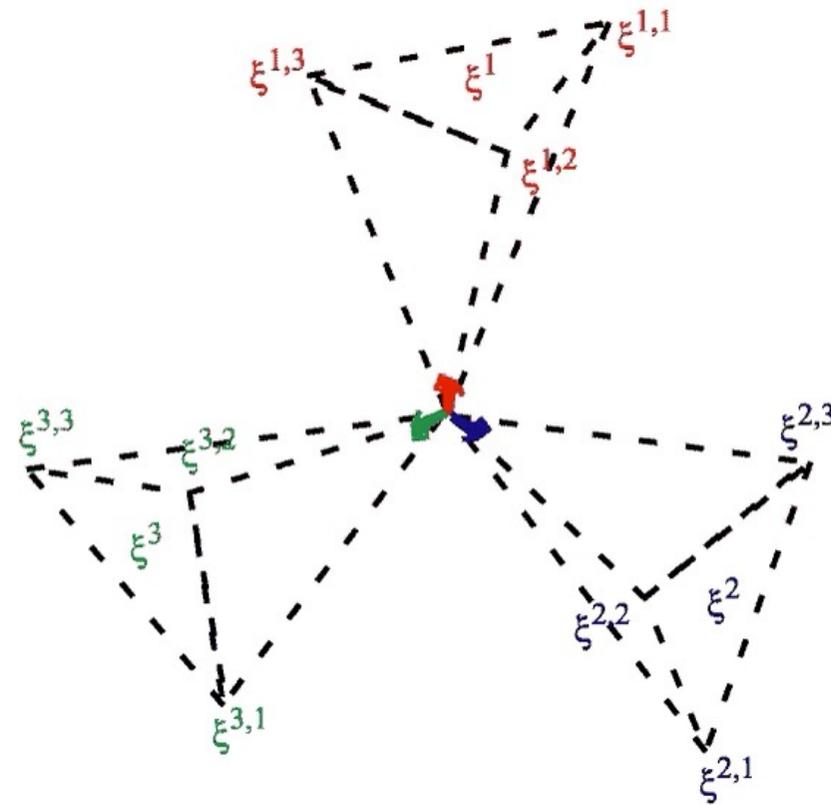
概念形成: (Amari, 1977)

階層的相関パターンを憶えた 連想記憶モデルの想起過程



$$m_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{m^1} \xi_i^{1,1} x_i(t)$$

$$m_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^{1,2} x_i(t)$$

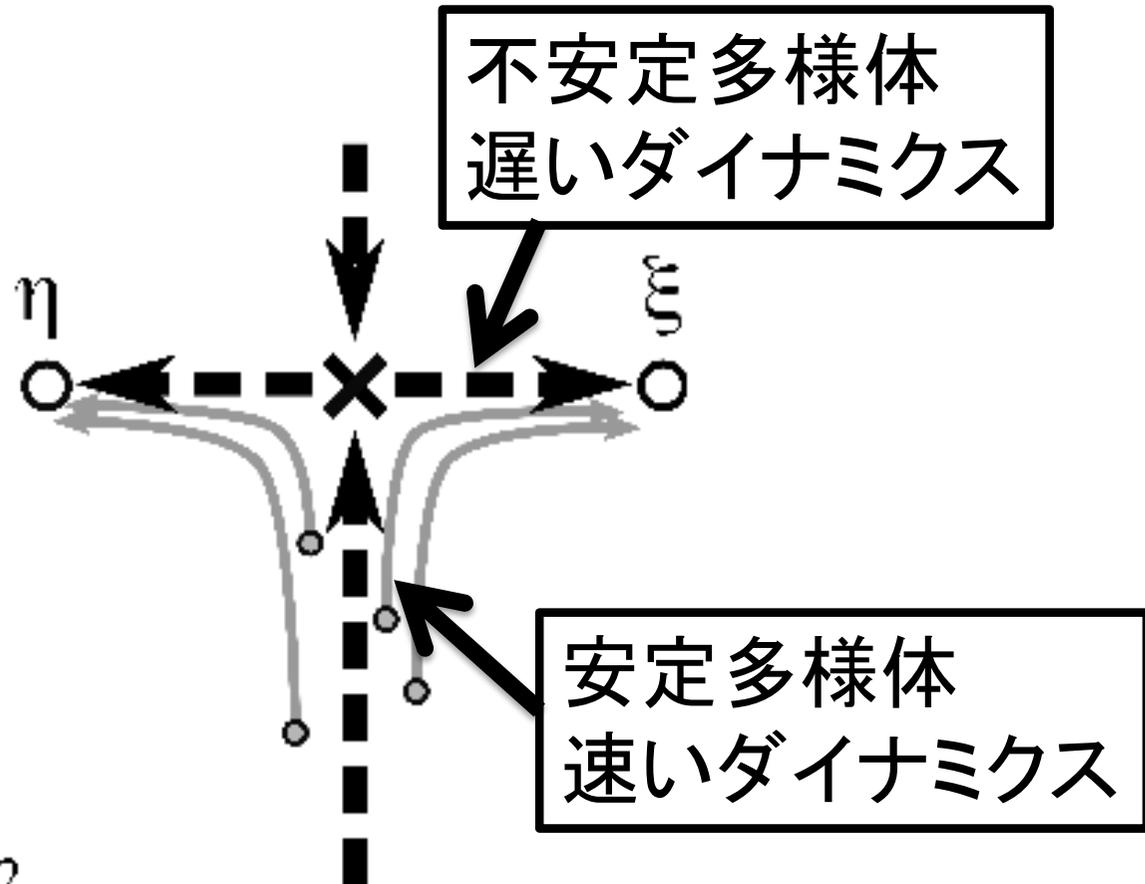
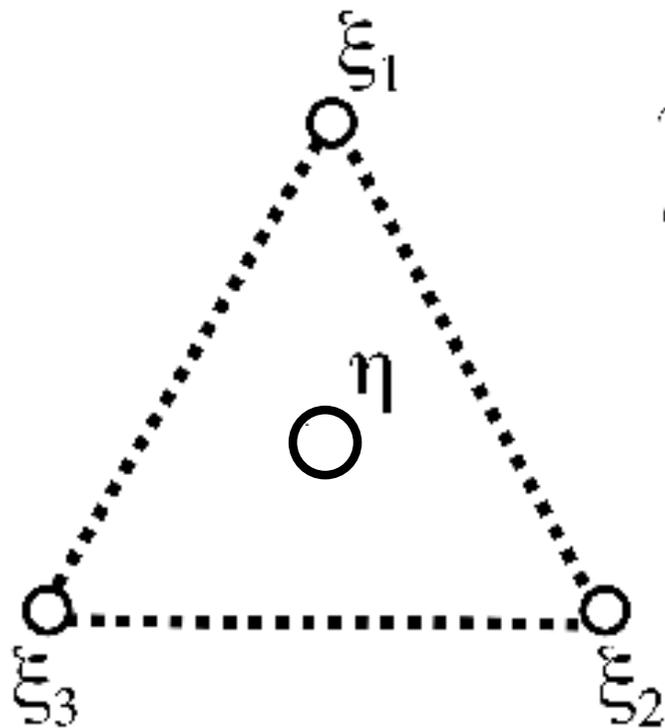


(Matsumoto et al., 2005)
(Okada, 2006)

力学系理論からの数学的メカニズム

○: 安定平衡点

✖: 不安定平衡点



ディープラーニング(CNN)の父に聞く



福島邦彦先生

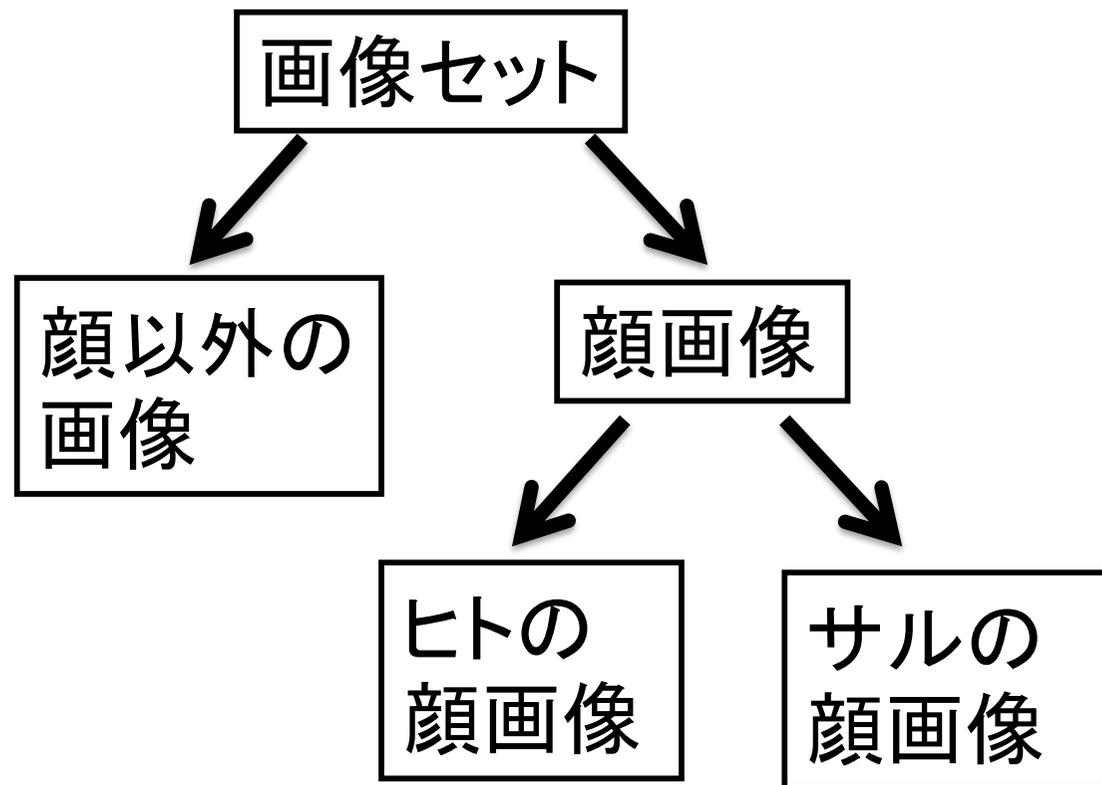
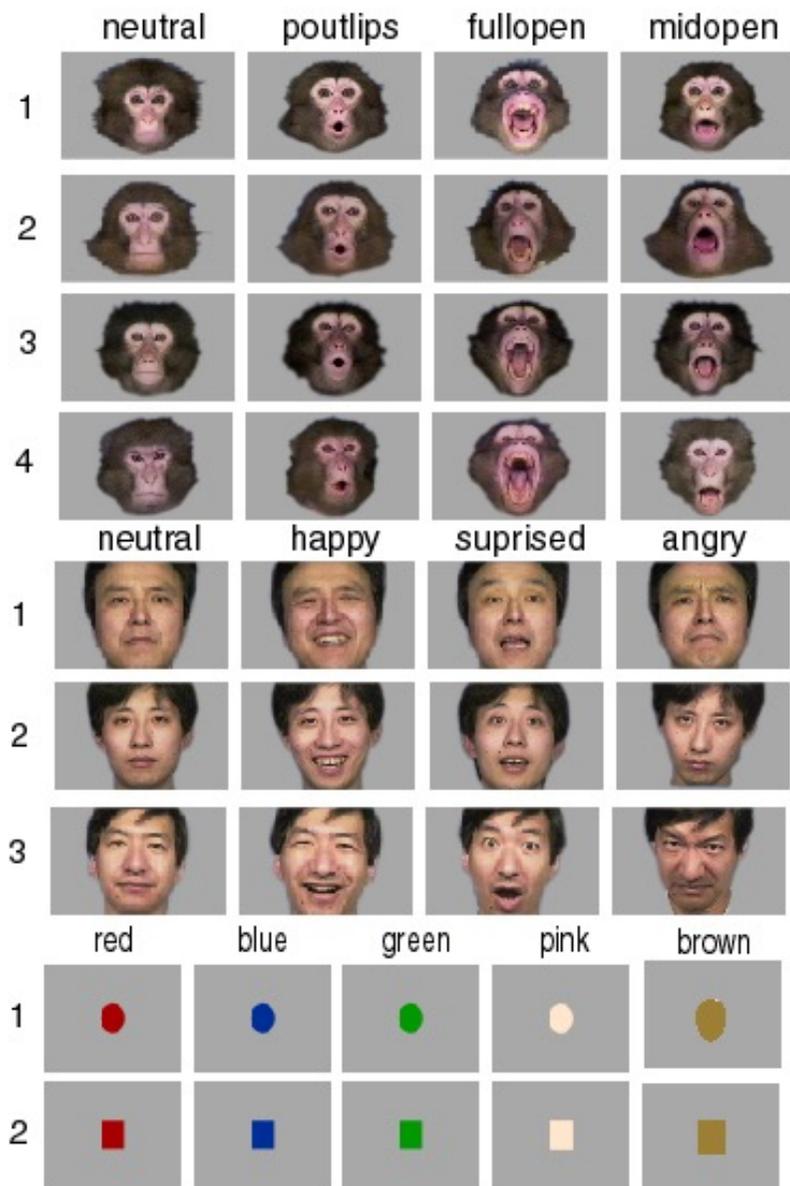
- 生理学からはヒントをもらうが、
- 開発時には実際の脳はいったん忘れて研究を進めることが重要だ。
- ただ、それだけではいずれ限界が来る。
- その時はもう一度、生理学に戻って考える。
- これを繰り返すことで、前進していけるだろう。

(NikkeiBPnet, 2015/5/22)

内容

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

階層的な画像セット



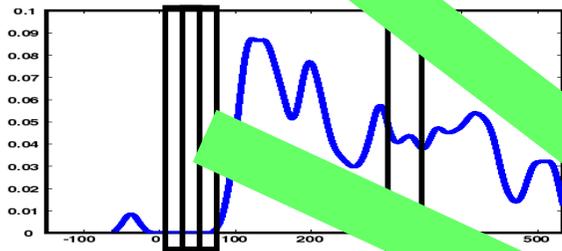
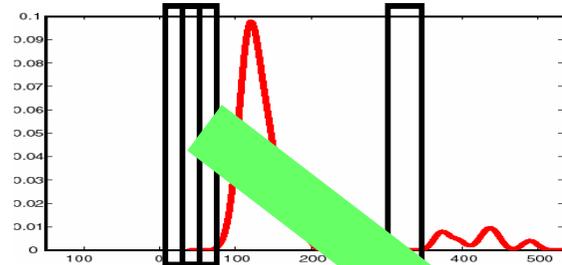
個別別
表情

(Sugase, Yaname, Ueno and Kawano, *Nature*, 1999)

神経集団ベクトル



- 50 msecの時間窓
- 一つの刺激:
45次元ベクトル
- 38個のベクトル



■
■
■
■
■
■

neurons

[0 - 50 ms]

[1-51 ms]

[300 - 350 ms]

0.001

0.012

0.001

0.003

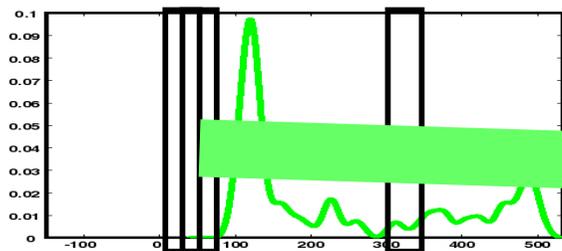
0.023

0.02

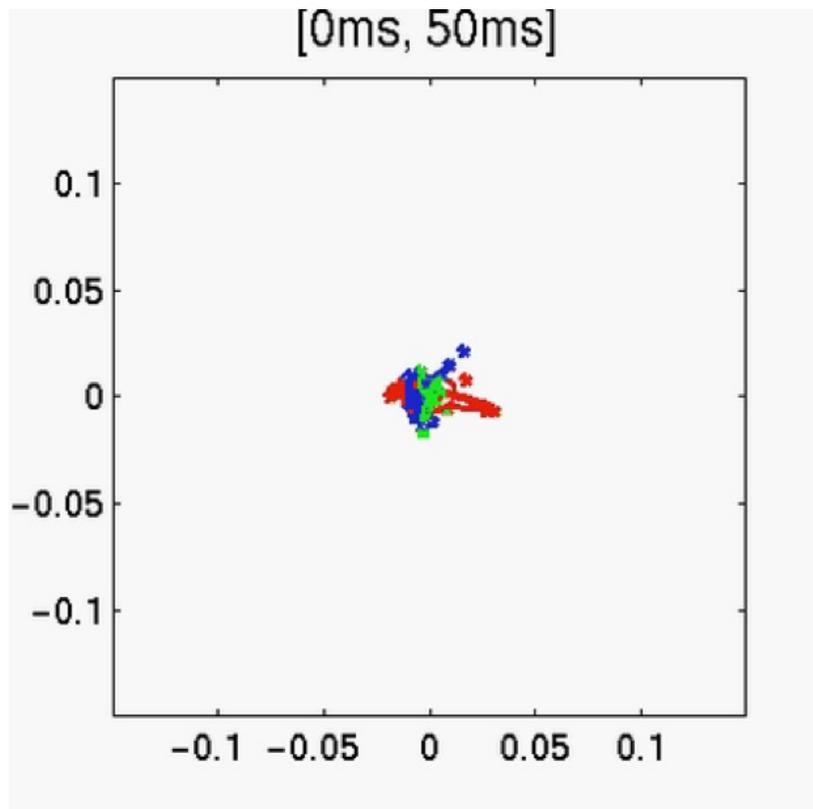
0.001

0.002

0.01



主成分分析の結果



45次元中の動く38個のベクトル

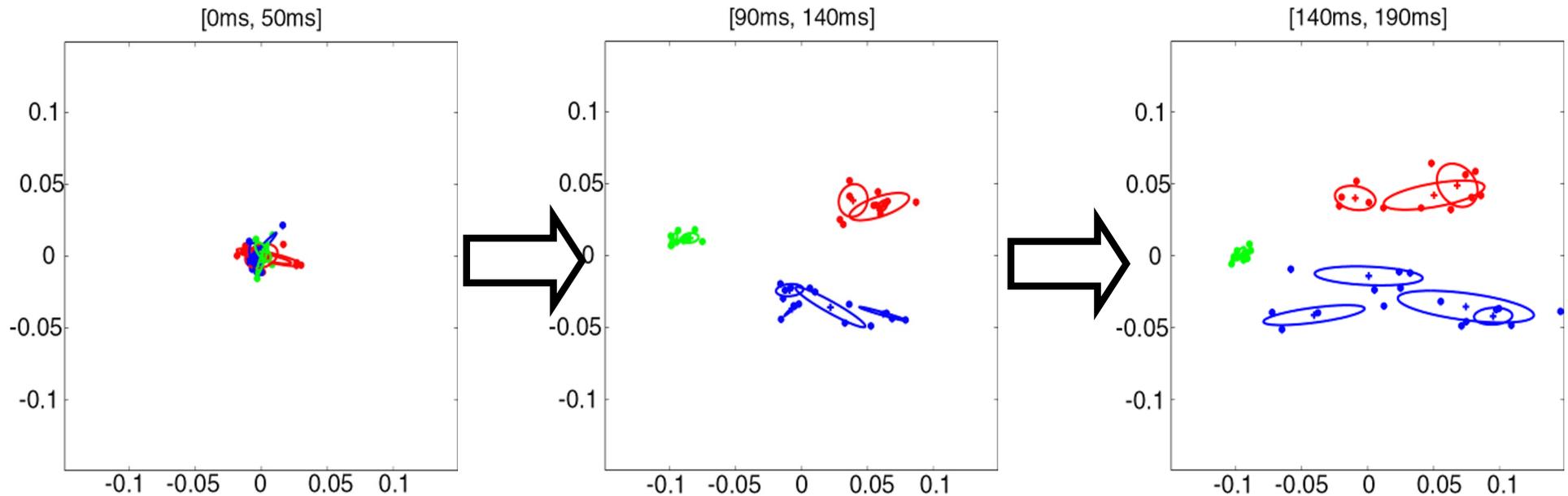
- グローバルな分類
- (サル vs. ヒト vs. 図形)
[90 – 140 ms]
- 詳細な分類
(サルの表情, ヒトの個体別, 図形の形)
[140 – 190 ms]

ニューロン集団による階層的なエンコーディング

(Matsumoto *et al.*, 2005)

	点	楕円
赤	ヒト	個体別
青	サル	表情
緑	図形	形

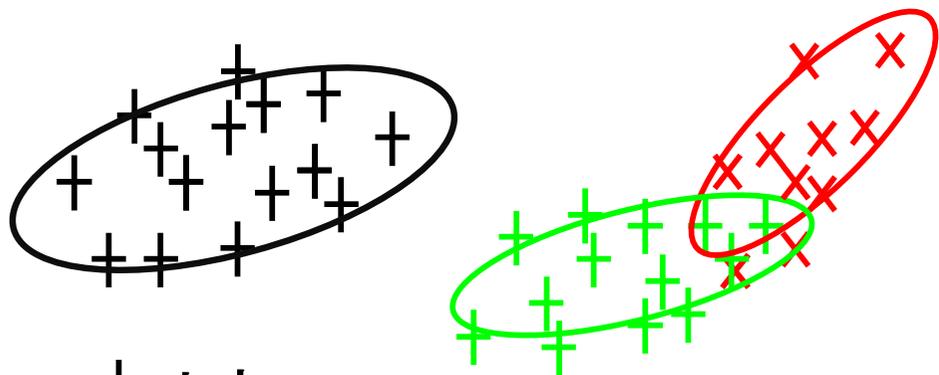
神経集団ダイナミクスのスナップショット



- [90ms, 140ms]でグローバルな分類が起こる。
(サル vs. ヒト vs. 図形)
- [140ms, 190ms]で詳細な分類が起こる。
(サルの表情, ヒトの個体別, 図形の形)

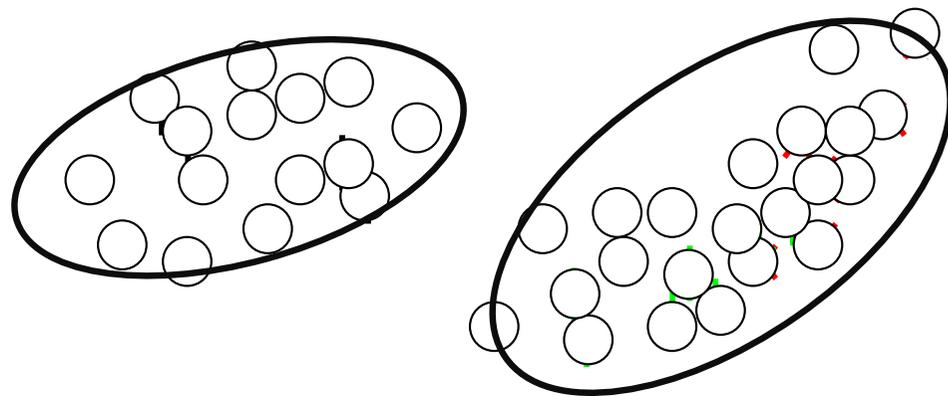
刺激セットの階層的な関係性が、神経集団のダイナミクスにエンコードされている。

ベイズ的クラスタリング



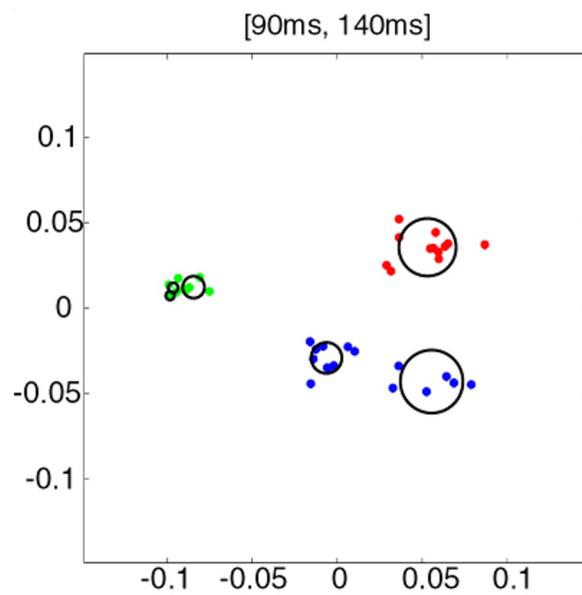
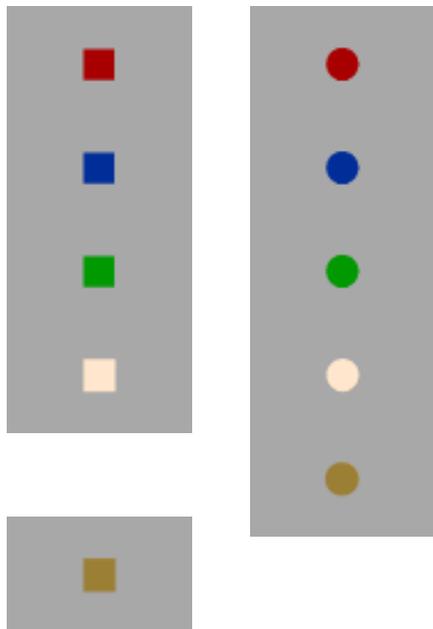
十 ヒト 1
× ヒト 2
+ ヒト 3

教師ありクラスタリング

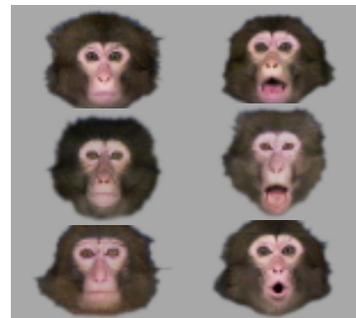
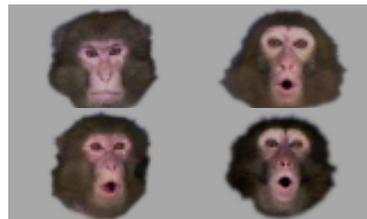
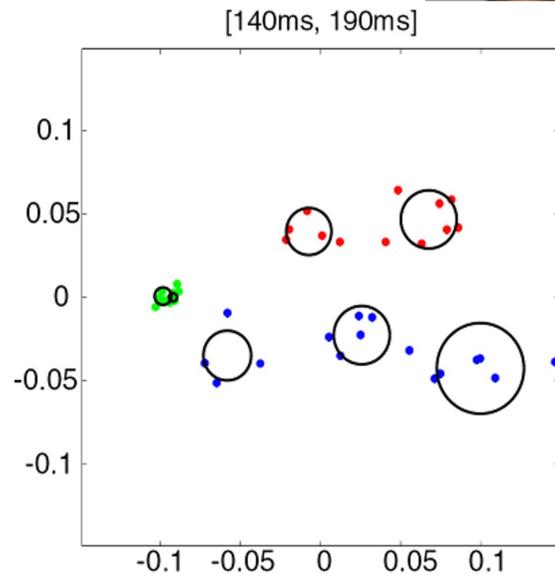
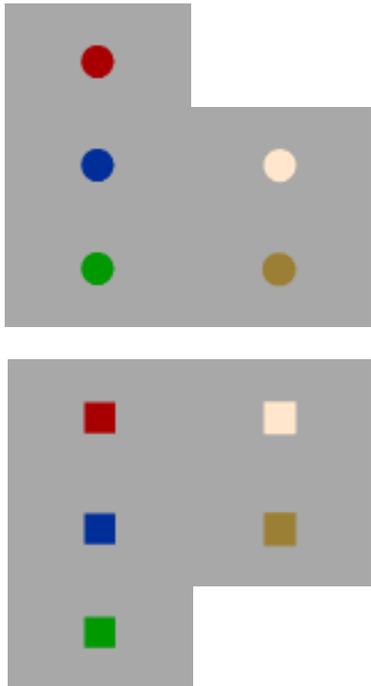
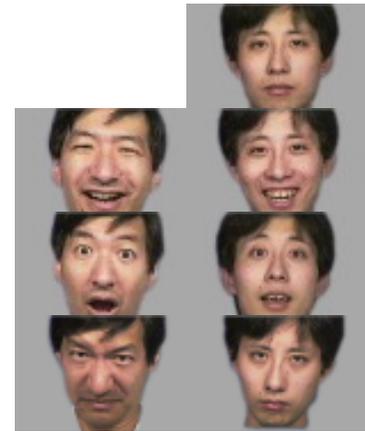
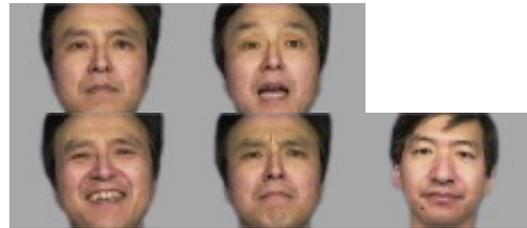


教師なしクラスタリング
混合正規分布解析
クラスターの数の自動決定

[90, 140ms]



[140, 190ms]



共同研究者



松本有央(産業総合研究所)



菅生康子(産業総合研究所)

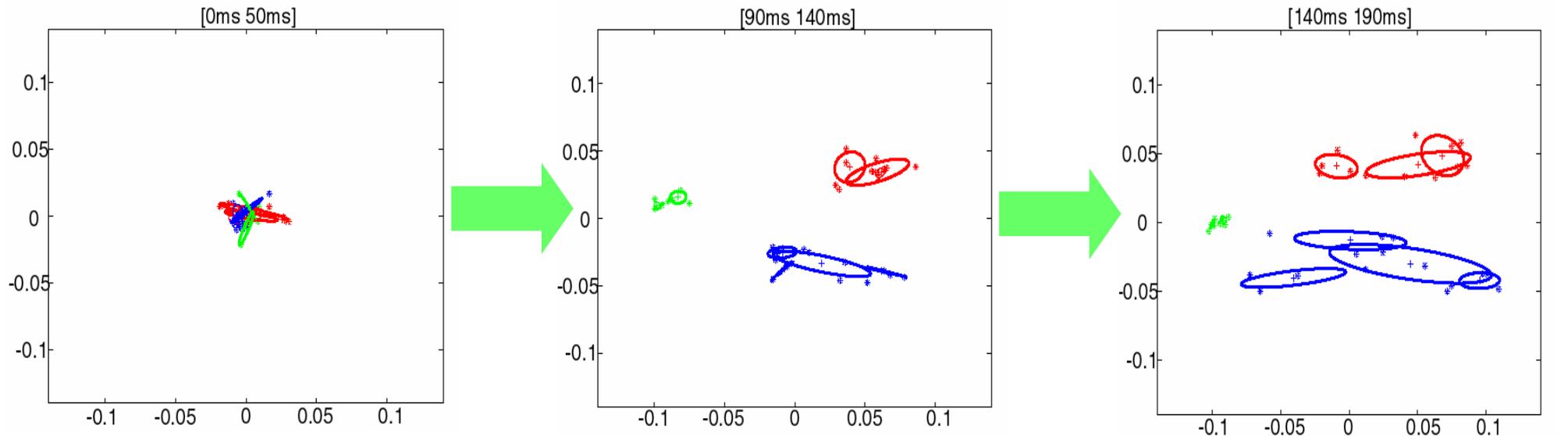


山根茂(前橋工科大学)



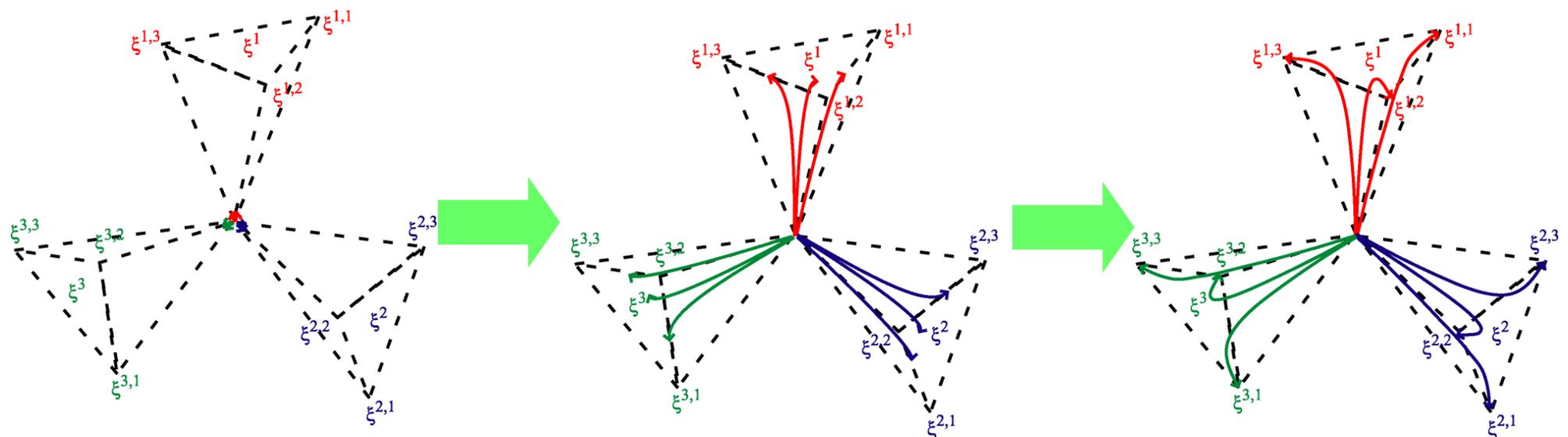
河野 憲二(京都大学)

実験の結果とモデルの結果

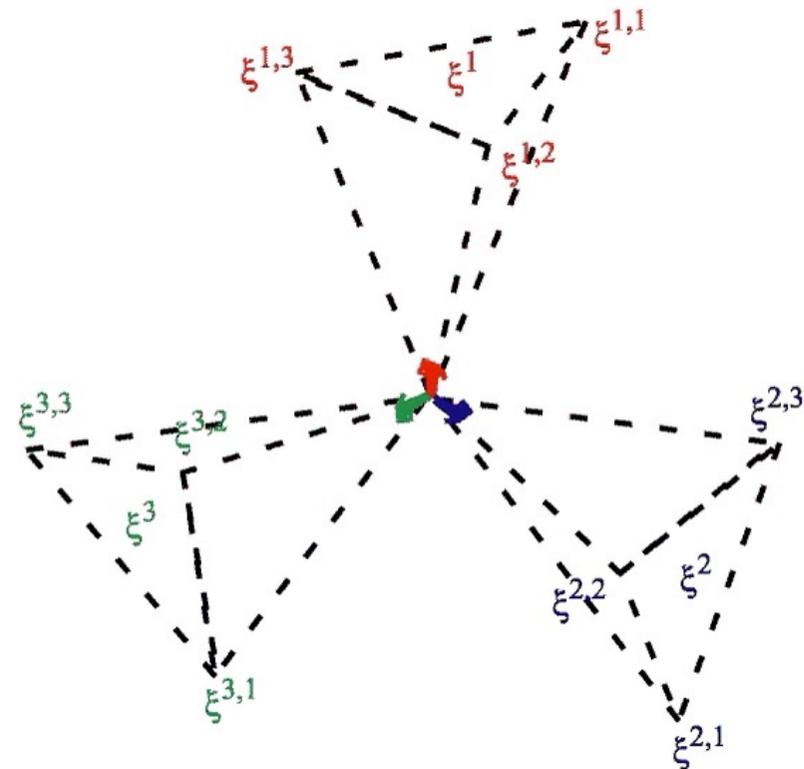
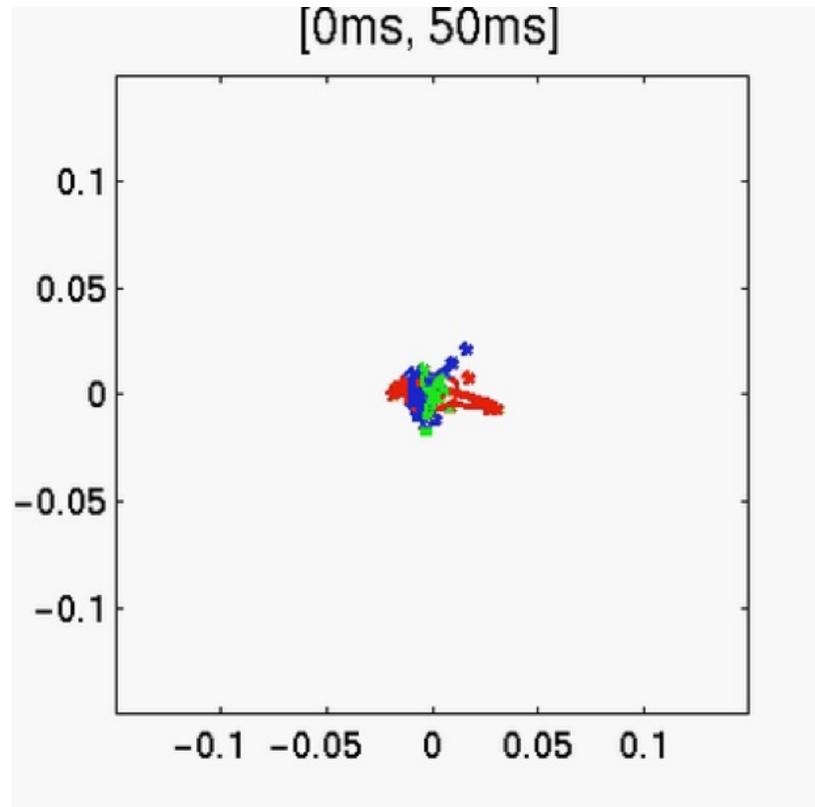


[90 - 140 ms]

[140 - 190ms]



実験の結果とモデルの結果



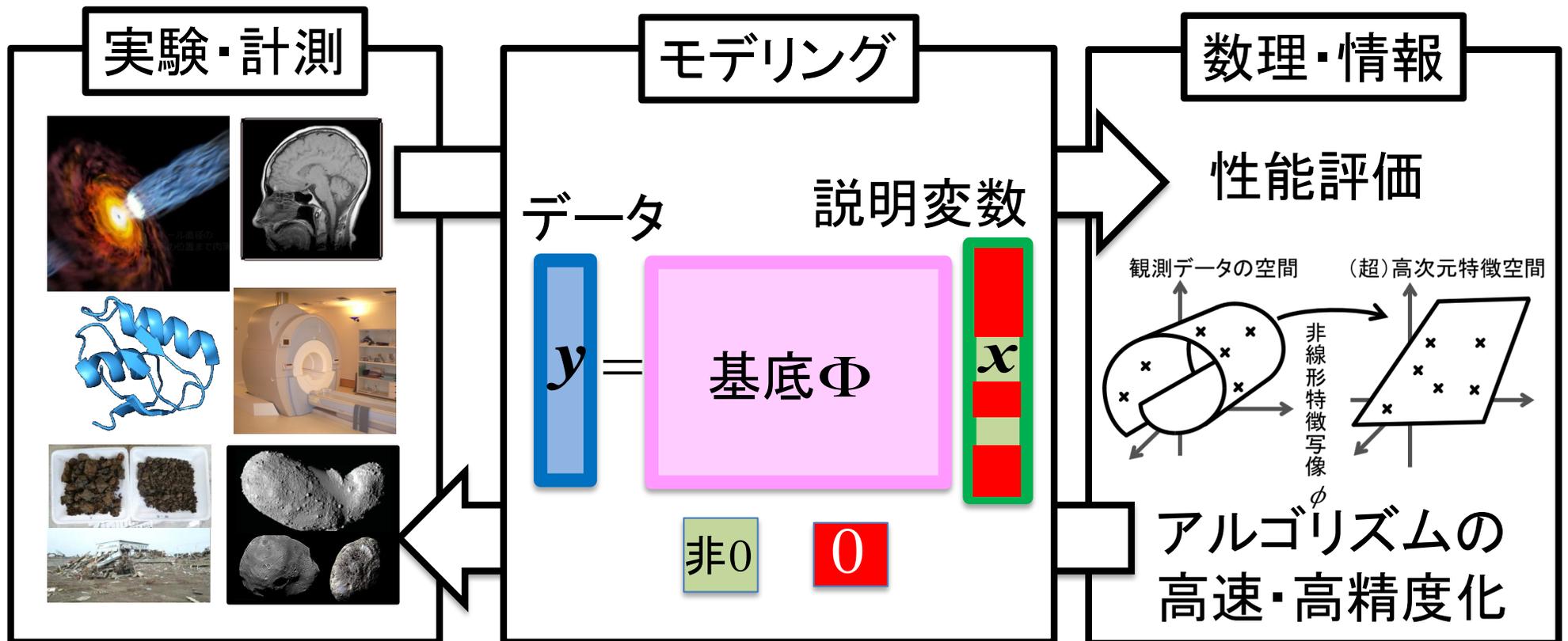
内容

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

新学術領域研究 平成25～29年度 スパースモデリングの深化と高次元データ駆動科学の創成

個人的な狙い

世界を系統的に記述したい
その方法論と枠組みを創りたい
ヒトが世界を認識するとは？



内容

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

深層生成モデルにおける概念形成



長野 祥大(東京大学)

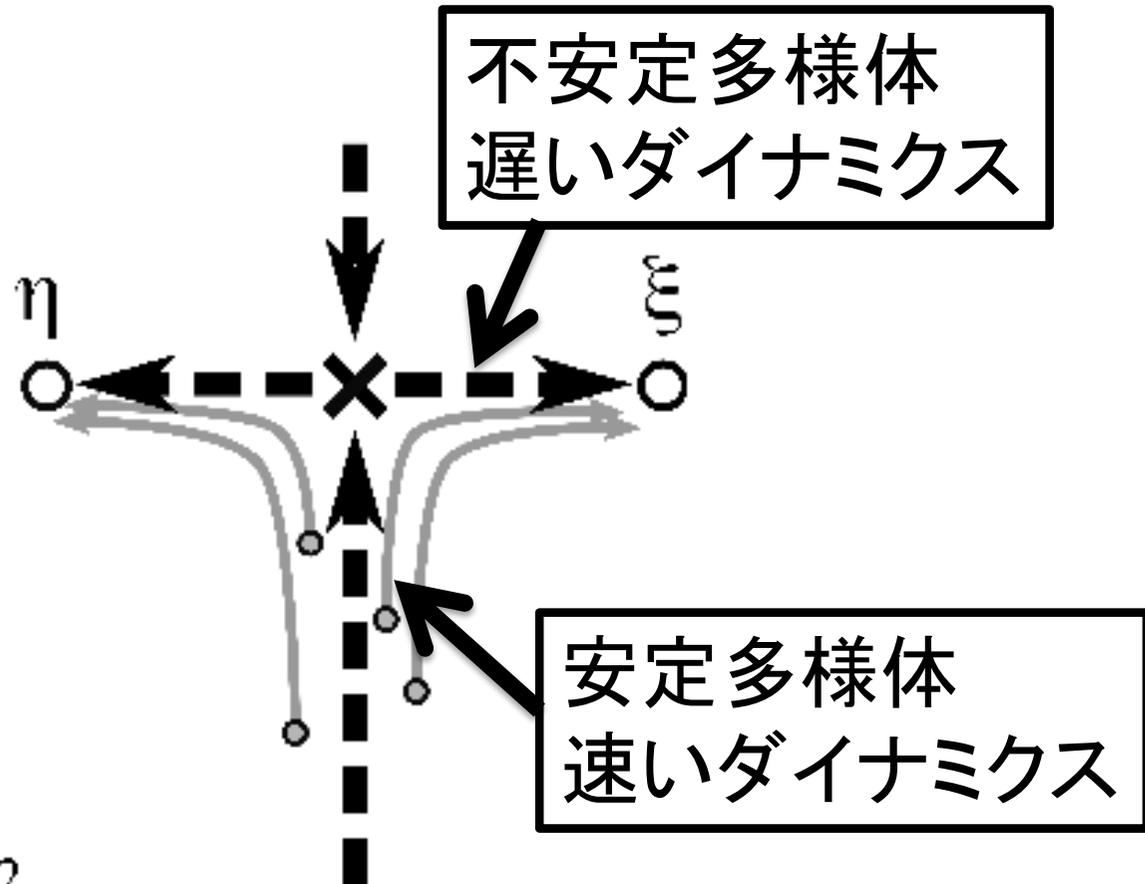
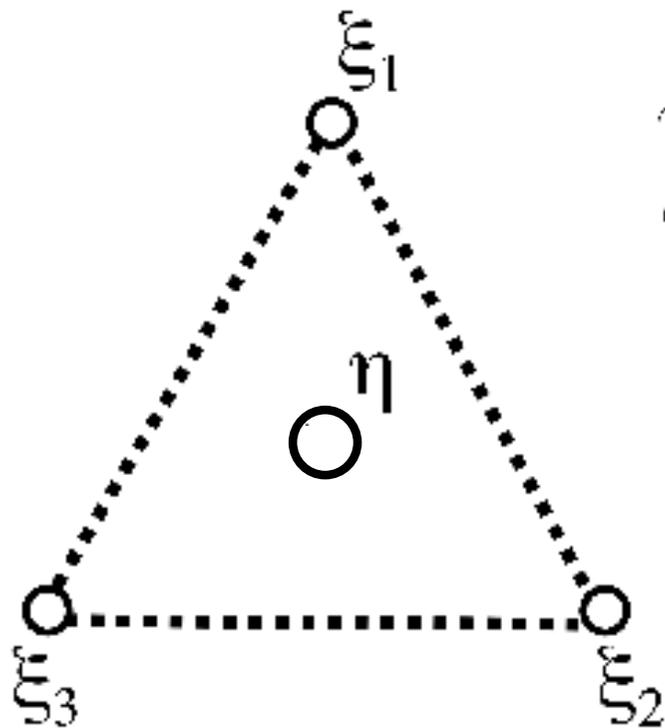


唐木田 亮(産業総合研究所)

力学系理論からの数学的メカニズム

○: 安定平衡点

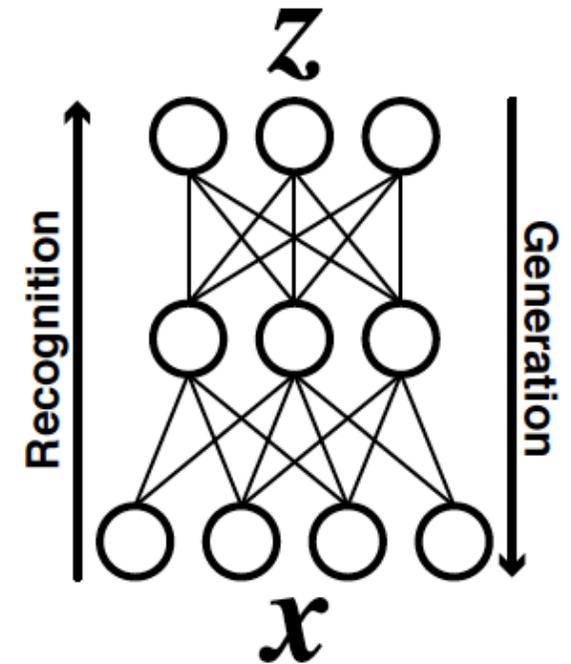
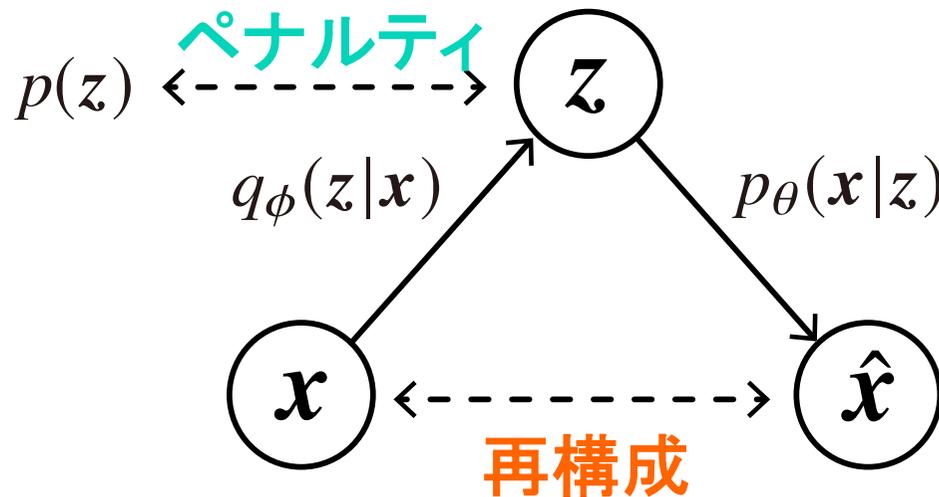
✖: 不安定平衡点



変分オートエンコーダー(VAE)

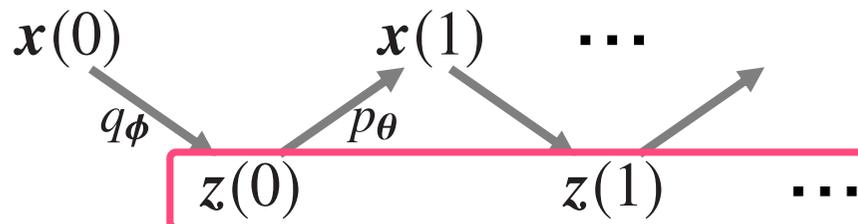
[Kingma and Welling, ICLR2014]

$$\mathcal{L}(\theta, \phi; \mathbf{x}^{(i)}) = \underbrace{-D_{\text{KL}}(q_{\phi}(z|\mathbf{x}^{(i)})||p_{\theta}(z))}_{\text{ペナルティ}} + \underbrace{\mathbb{E}_{q_{\phi}(z|\mathbf{x})}[\log p_{\theta}(\mathbf{x}^{(i)}|z)]}_{\text{再構成}}$$



入力データ
サンプリング

再構成データ



$$\mathbf{x}(t+1) \sim p_{\theta}(X | Z = \mathbf{z}(t))$$

$$\mathbf{z}(t+1) \sim q_{\phi}(Z | X = \mathbf{x}(t+1))$$

データセット: MNIST

5 0 4 1 9 2 1 3 1 4
3 5 3 6 1 7 2 8 6 9
4 0 9 1 1 2 4 3 2 7
3 8 6 9 0 5 6 0 7 6
1 8 7 9 3 9 8 5 9 3
3 0 7 4 9 8 0 9 4 1
4 4 6 0 4 5 6 1 0 0
1 7 1 6 3 0 2 1 1 7
9 0 2 6 7 8 3 9 0 4
6 7 4 6 8 0 7 8 3 1

手書き文字

0-9の10クラス分類

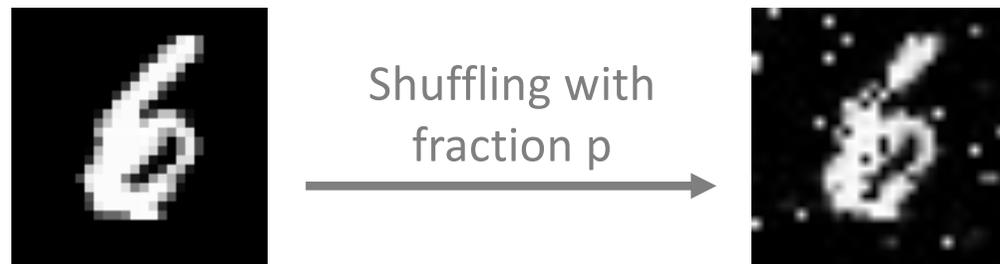
28×28ピクセル画像

784 dimensions

60,000トレーニングサンプル

10,000テストサンプル

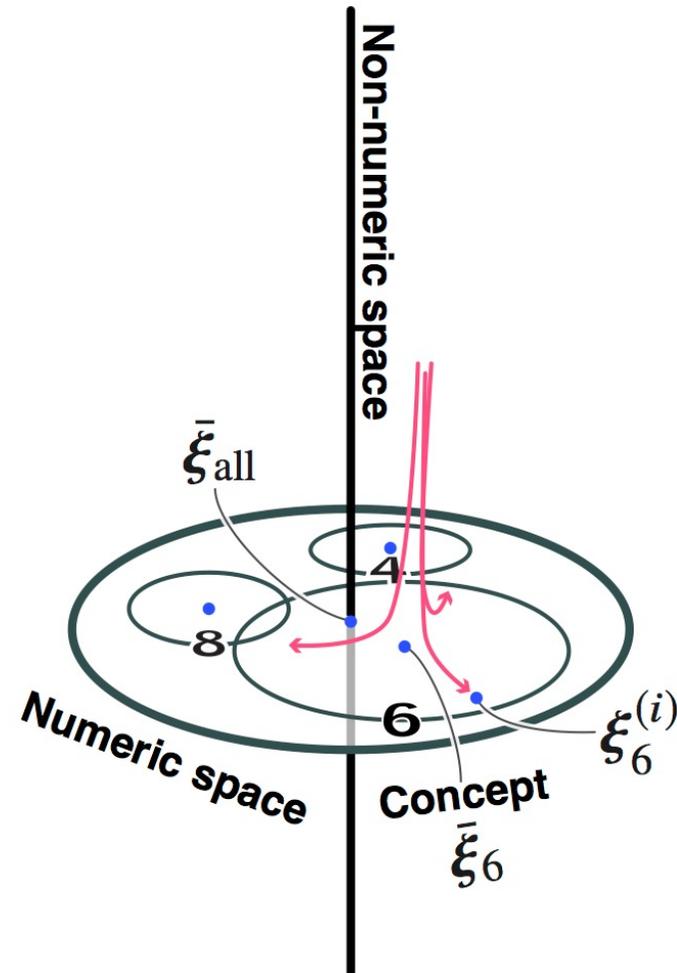
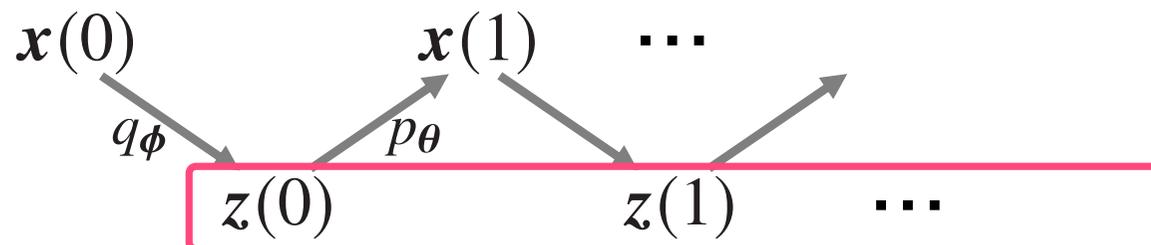
シミュレーションのセットアップ



伝承サンプリング

$$\mathbf{x}(t+1) \sim p_{\theta}(X | Z = \mathbf{z}(t))$$

$$\mathbf{z}(t+1) \sim q_{\phi}(Z | X = \mathbf{x}(t+1))$$

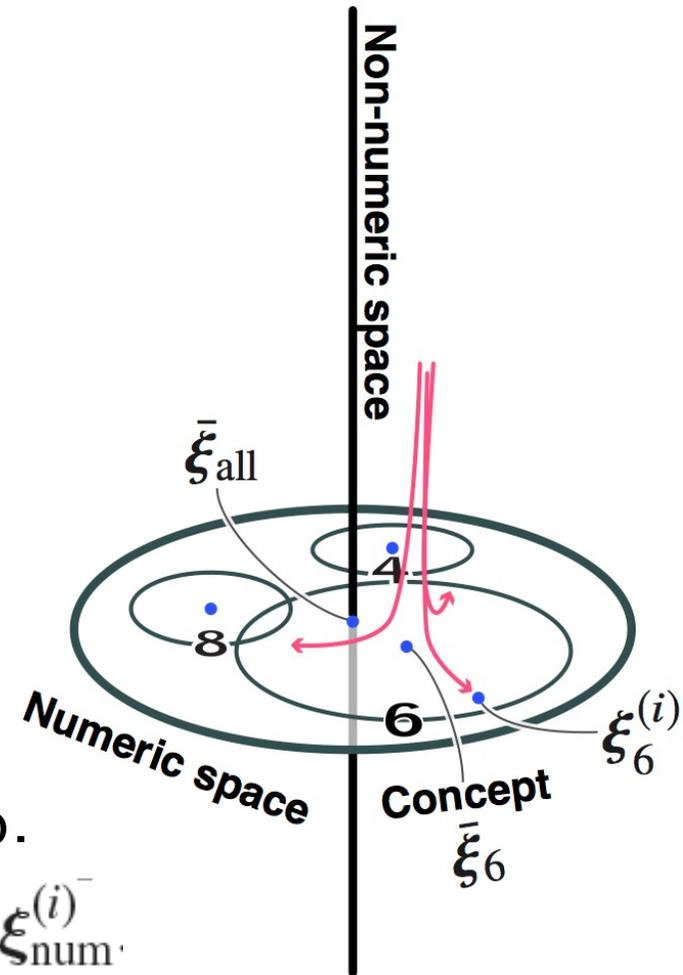


シミュレーションのセットアップ

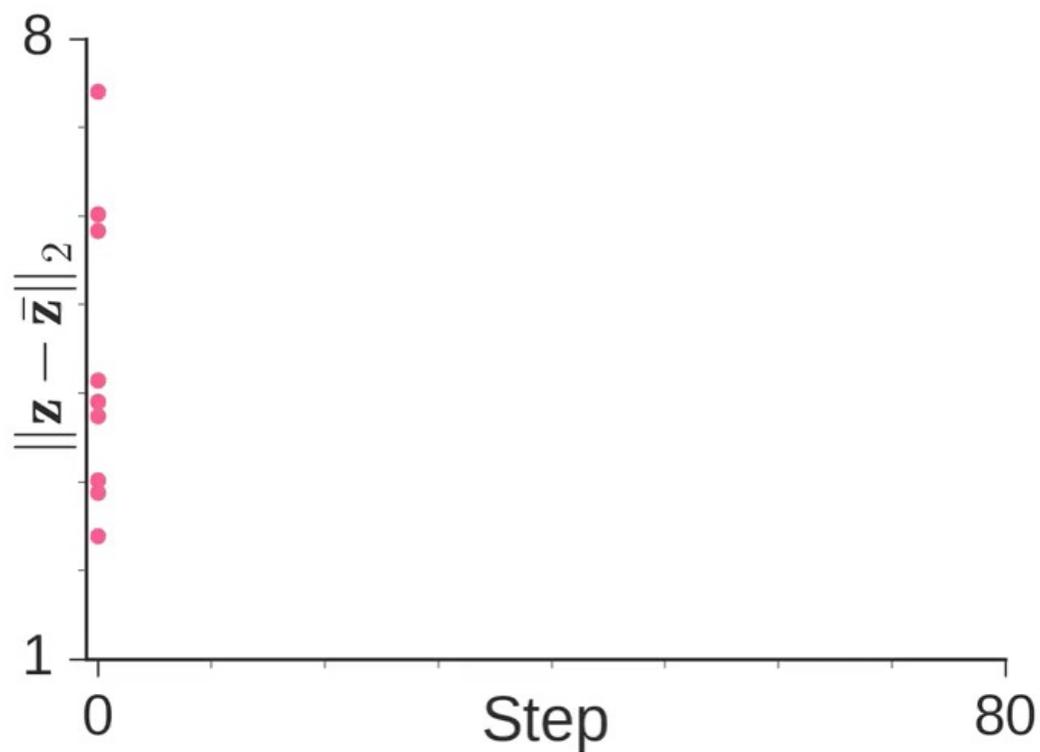
ある数字の i 番目のパターンの
隠れ状態を $\xi_{\text{num}}^{(i)}$ とする。

ある数字の概念を以下のように定義する。

$$\bar{\xi}_{\text{num}} = \frac{1}{N_{\text{num}}} \sum_i^{N_{\text{num}}} \xi_{\text{num}}^{(i)}$$



VAEのサンプリングダイナミクス

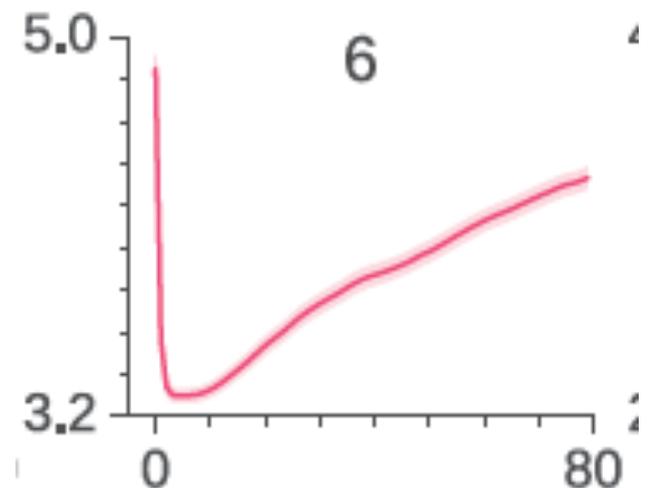


データ空間でのアクティビティの時間発展

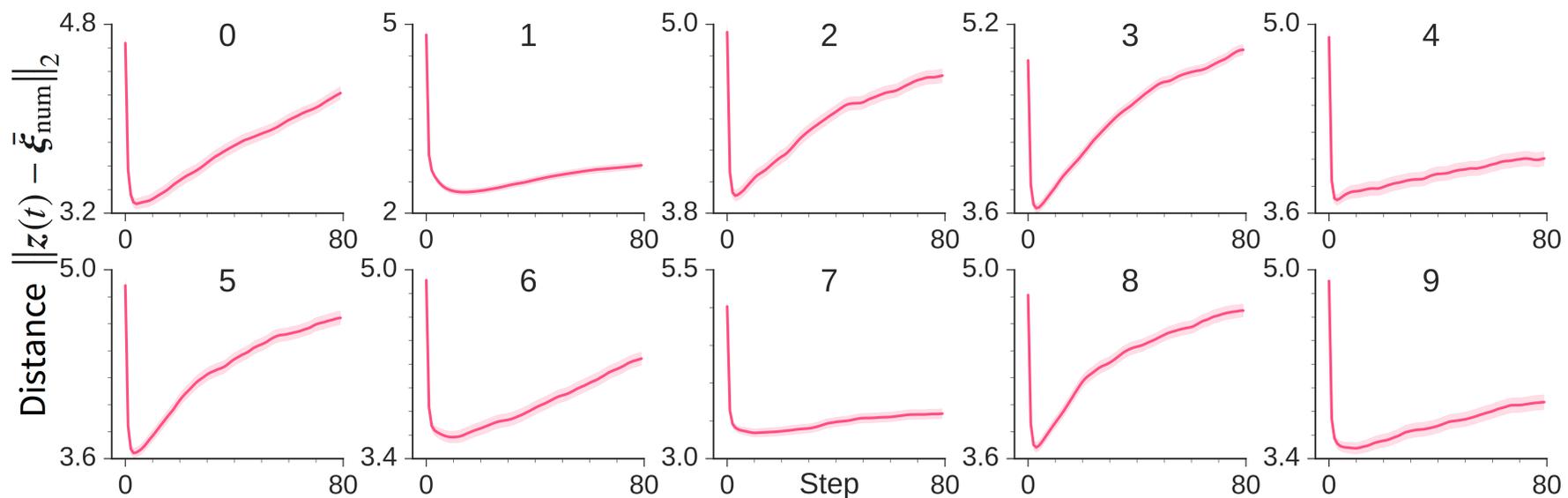


出力画像は概念 ξ_6 の出力画像によく一致しており、その後、そこから遠ざかっていく。

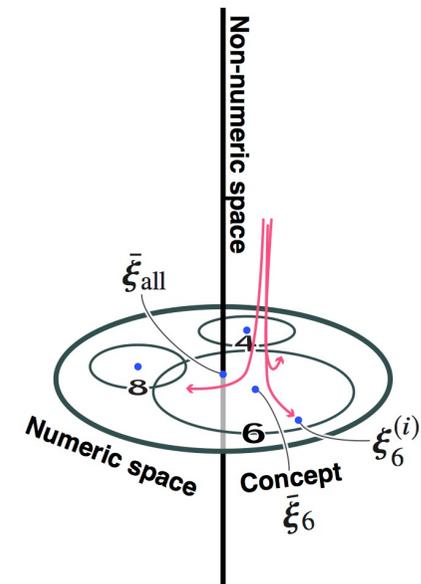
推論のダイナミクスを定量化するために、ファイアリングパターン $z(t)$ と概念の間の距離の発展を計算した。



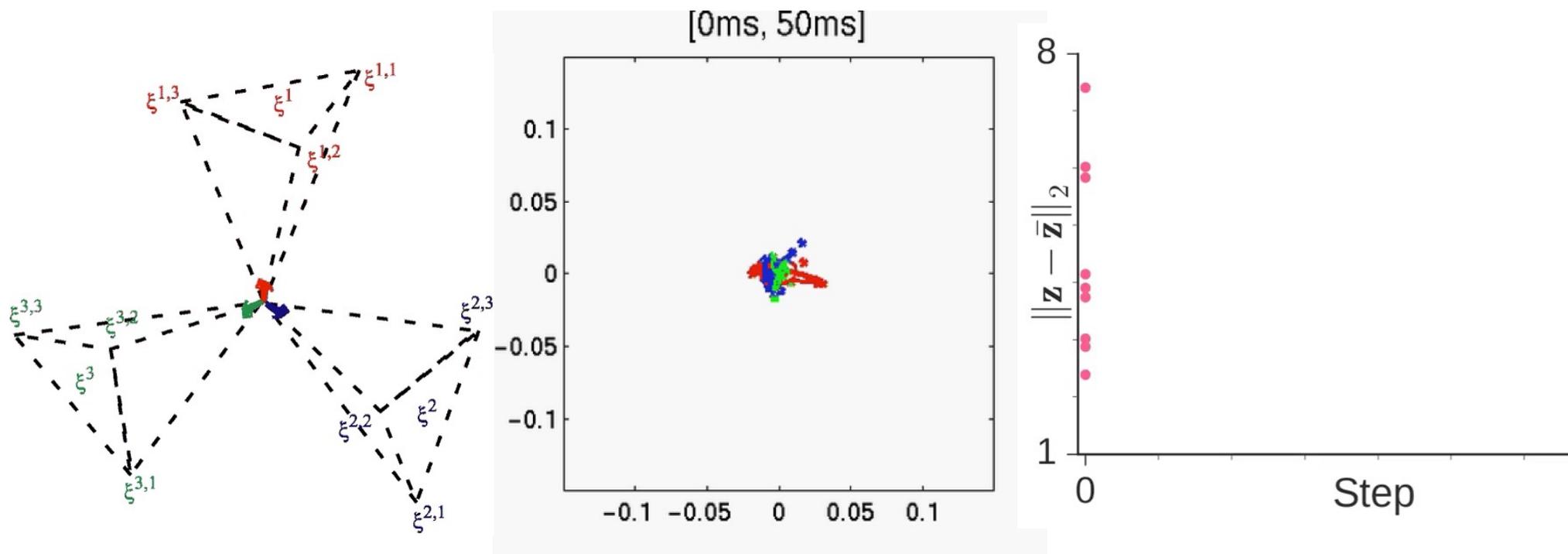
Time development of the distance from concepts



ファイアリングパターンは急速に概念に近づき, ゆっくり概念から離れていく.



まとめ



1. 連想記憶モデル
2. 連想記憶モデルにおける概念形成
3. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
4. データ駆動科学
5. 深層生成モデルVAEにおける概念形成

まとめ

1. 自己紹介
2. 連想記憶モデル
3. 連想記憶モデルにおける概念形成
4. 顔応答細胞のポピュレーションダイナミクス
5. データ駆動科学
6. 深層生成モデルVAEにおける概念形成
7. まとめ

ディープラーニング(CNN)の父に聞く



福島邦彦先生

- 生理学からはヒントをもらうが、
- 開発時には実際の脳はいったん忘れて研究を進めることが重要だ。
- ただ、それだけではいずれ限界が来る。
- その時はもう一度、生理学に戻って考える。
- これを繰り返すことで、前進していけるだろう。

(NikkeiBPnet, 2015/5/22)