

スパース符号化された連想記憶モデルの想起特性

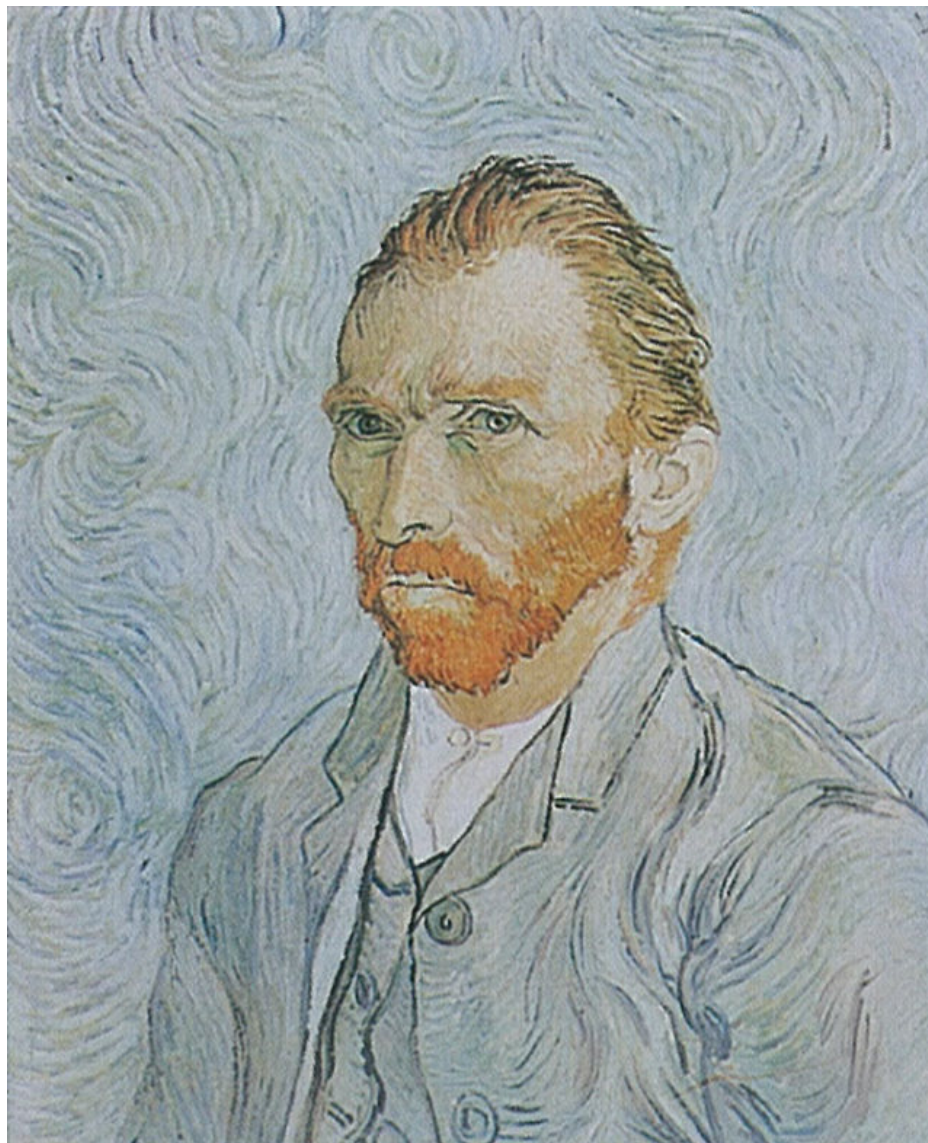
76050580 山本 浩史

指導教員 伊達 章准教授

2009年2月

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

この人はだれ？



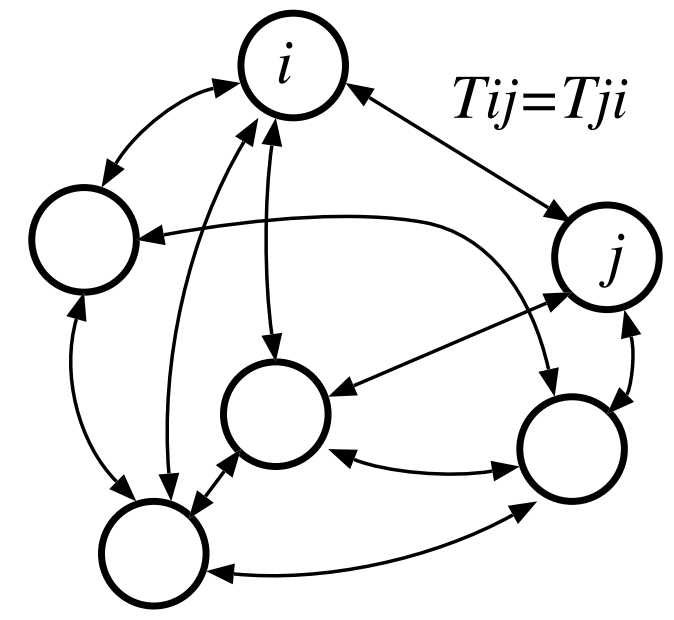
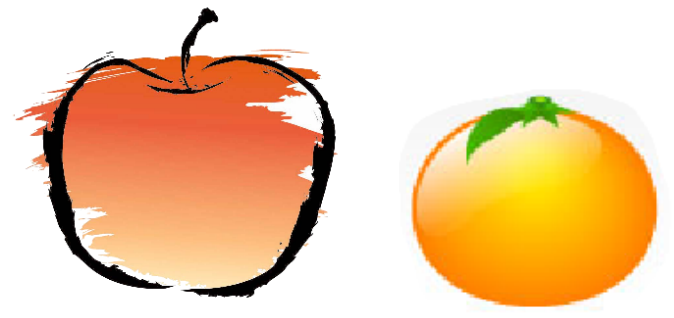
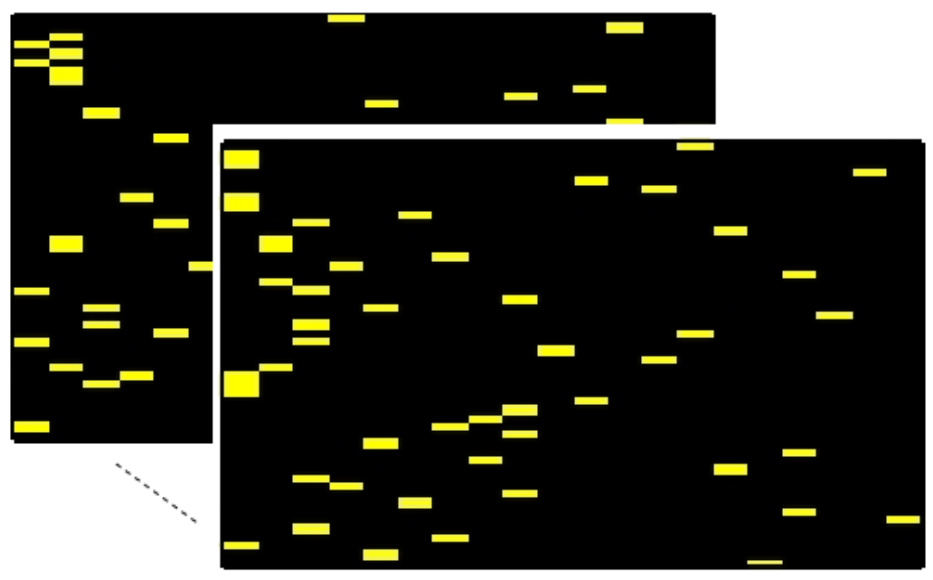
連想とは？

- 「りんご」⇒「赤い」「まるい」
- 「海」⇒「青い」「水泳」



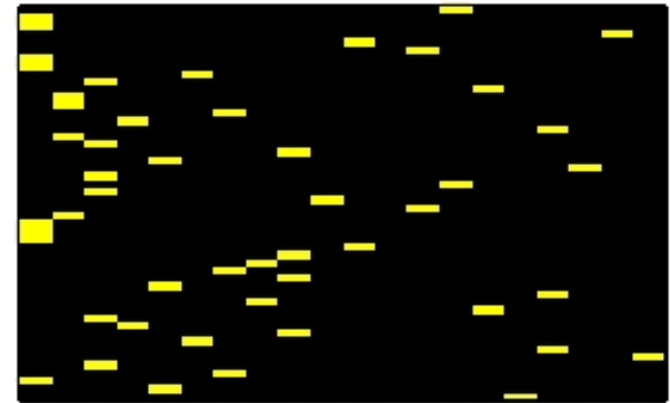
⇒ 一方から他方を思い出す

連想記憶モデル



記憶パターンをネットワークに学習させる

完全でない一部の情報から...



実際の記憶に近いものを思い出す

もくじ

1. 研究の背景・目的

2. Hopfield2008 連想記憶モデル

- 数理モデル
- 記憶パターンの学習
- シミュレーション

3. 実験

- 記憶パターンを一様分布で生成
- 活動のダイナミクスを従来型にする

4. まとめ

Hopfield2008 モデル

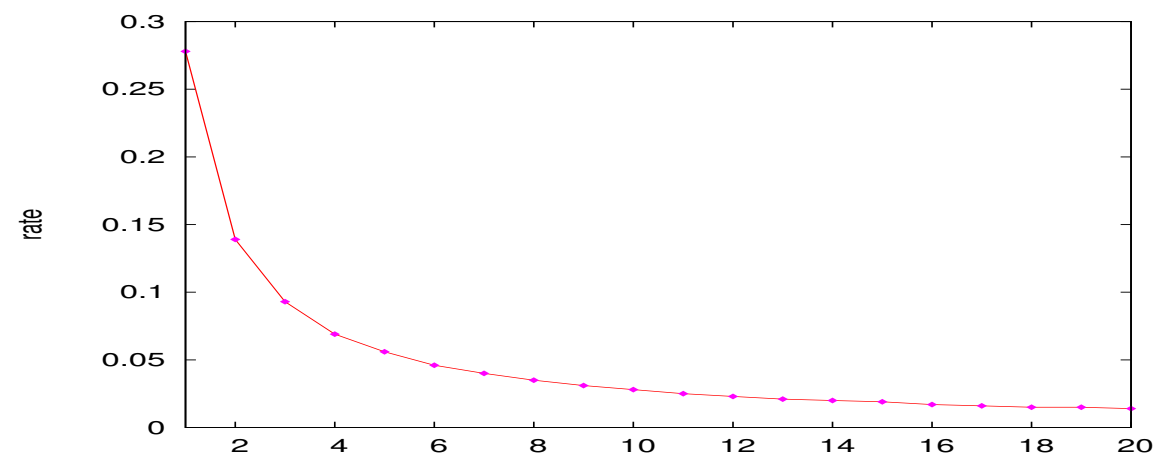
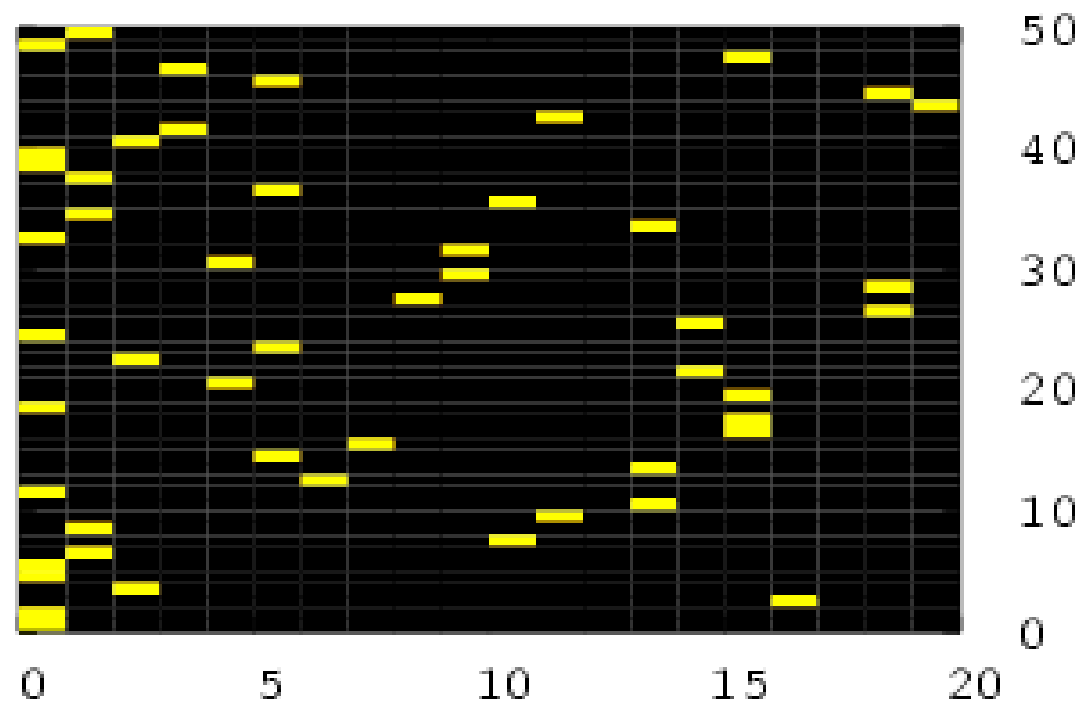
- 従来の連想記憶モデルと異なる点

- 記憶パターンの生成方法
- 活動のダイナミクス
- 結合係数の設定方法

⇒ 想起の成否が容易に判断できる!!

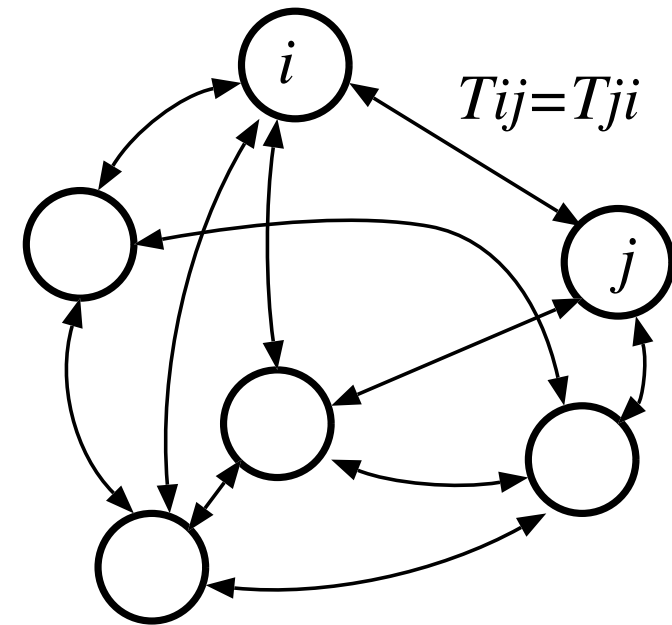
記憶パターン

$$50 \times 20 = 1000$$

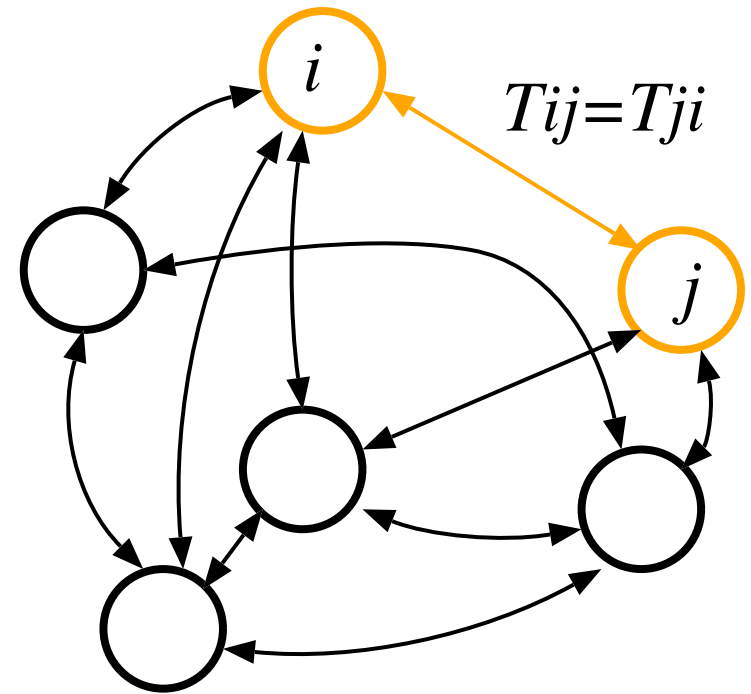
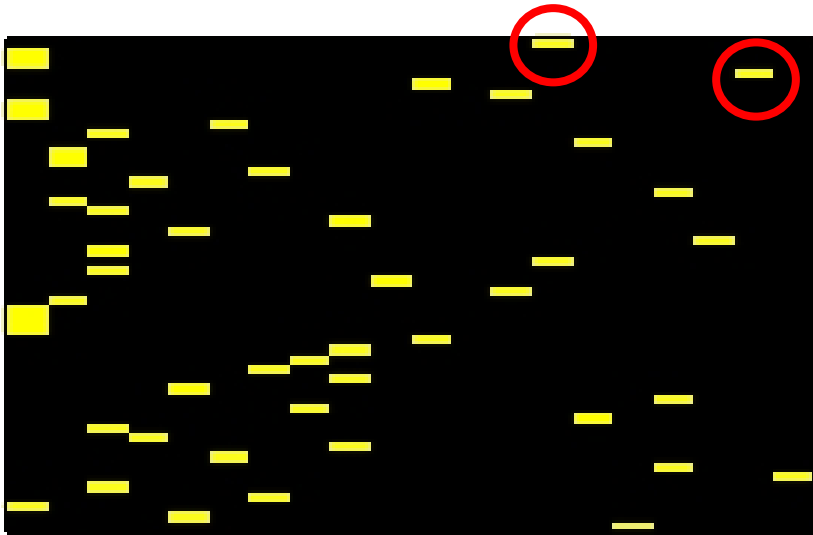


記憶パターンの学習方法

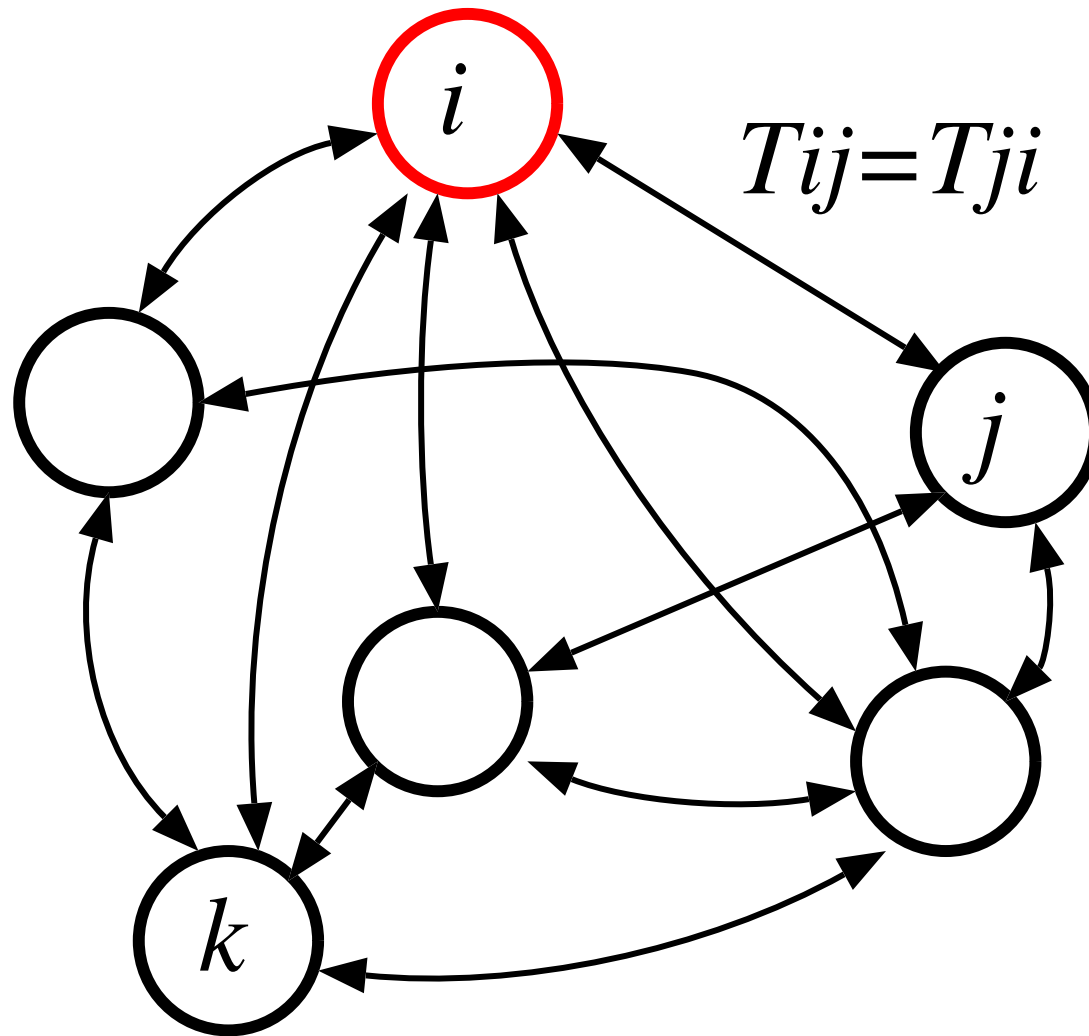
- j 番目から i 番目へのニューロンの結合の重み
 $\Rightarrow T_{ij}$
- i 番目と j 番目のニューロンが1度でも興奮
 $\Rightarrow T_{ij} = T_{ji} = 1$
- 自己結合は存在しない
 $\Rightarrow T_{ii} = 0$



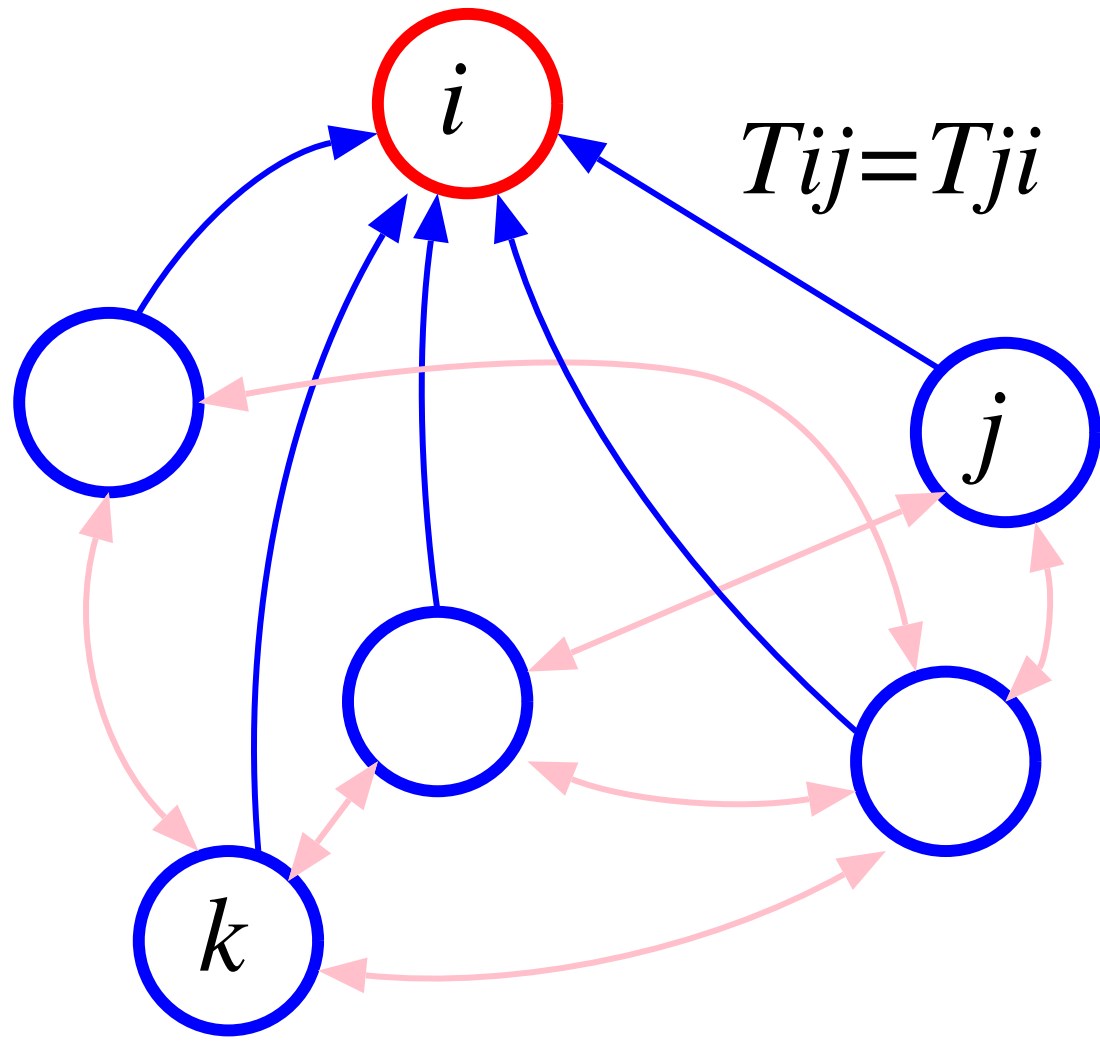
記憶パターンの学習方法2



ダイナミクス1



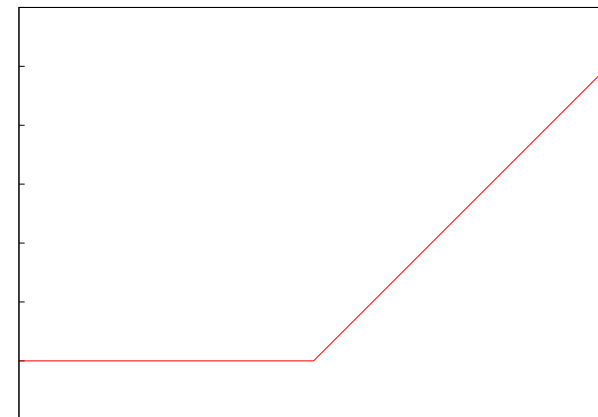
ダイナミクス2



数理モデル

- i 番目のニューロンの内部状態

$$\frac{d}{dt}u_i(t) = -\frac{u_i(t)}{\tau} + \sum_{j=1}^{1000} T_{ij}V_j(t) - h(t) \quad (1)$$



- i 番目のニューロンの出力

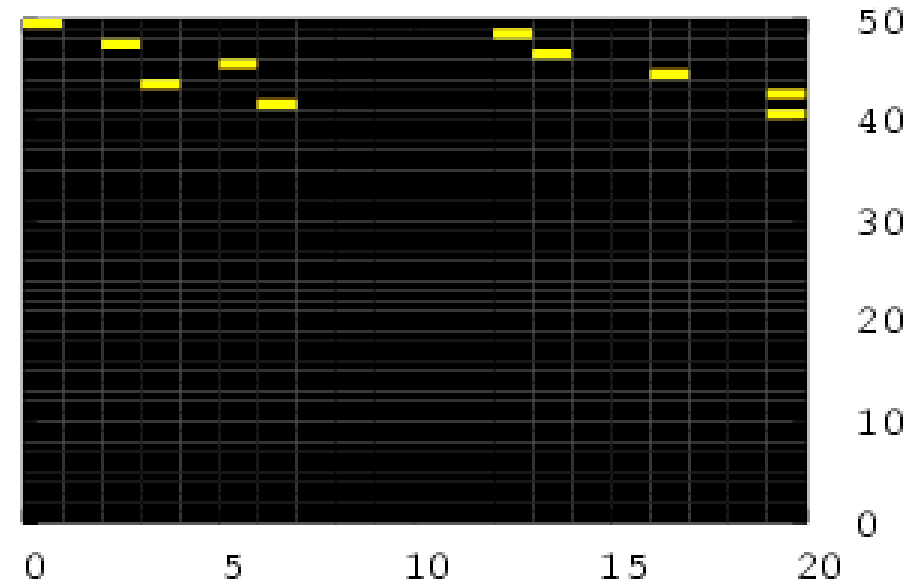
$$V_i(t) = u_i(t), \text{ if } u_i(t) < 0 \Rightarrow V_i(t) = 0 \quad (2)$$

- しきい値

$$h = -30.0 + 3.5\left(\sum_{k=1}^{1000} V_k(t)\right), \text{ if } h < 0 \Rightarrow h = 0 \quad (3)$$

シミュレーション条件

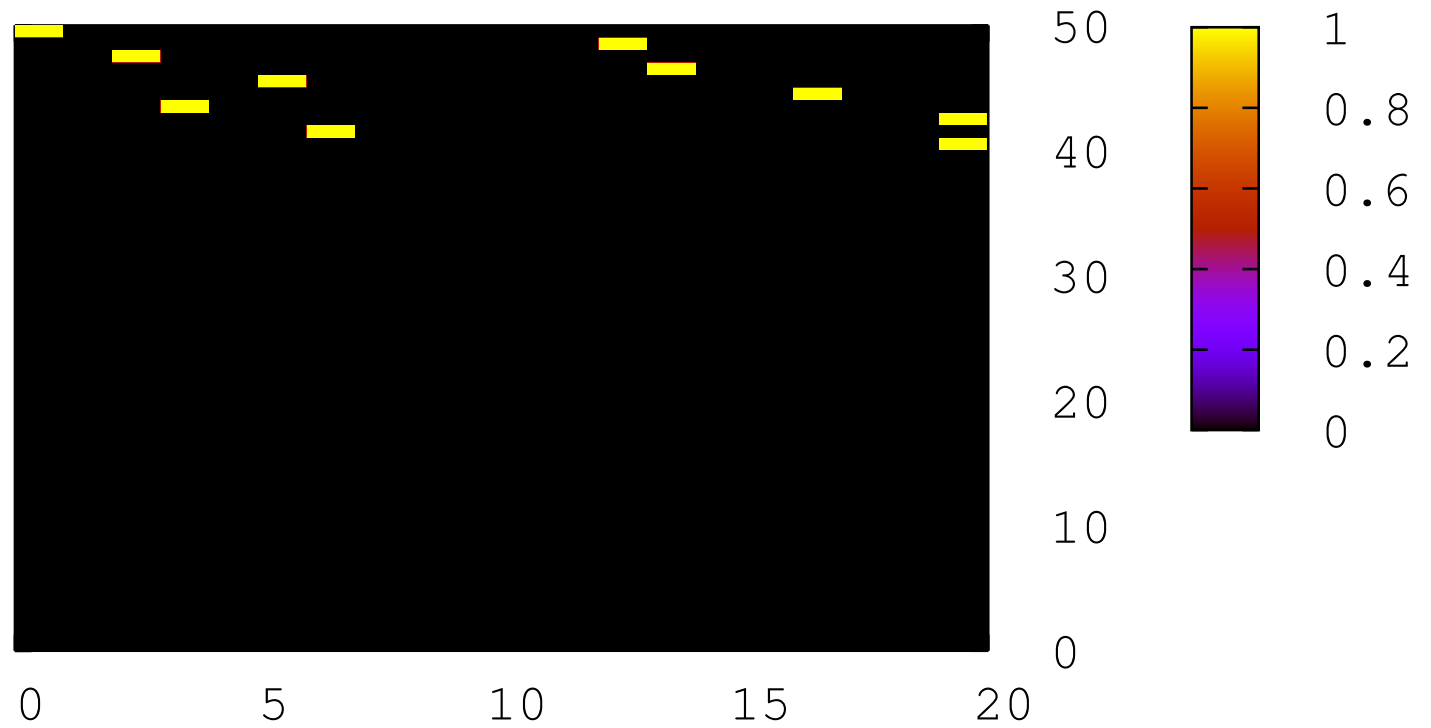
- 記憶させるパターン数 m
 - ★ $m = 225$
- 初期状態
 - ★ 1 から α 番目の行に, 正しい値を入れる
- 類似度



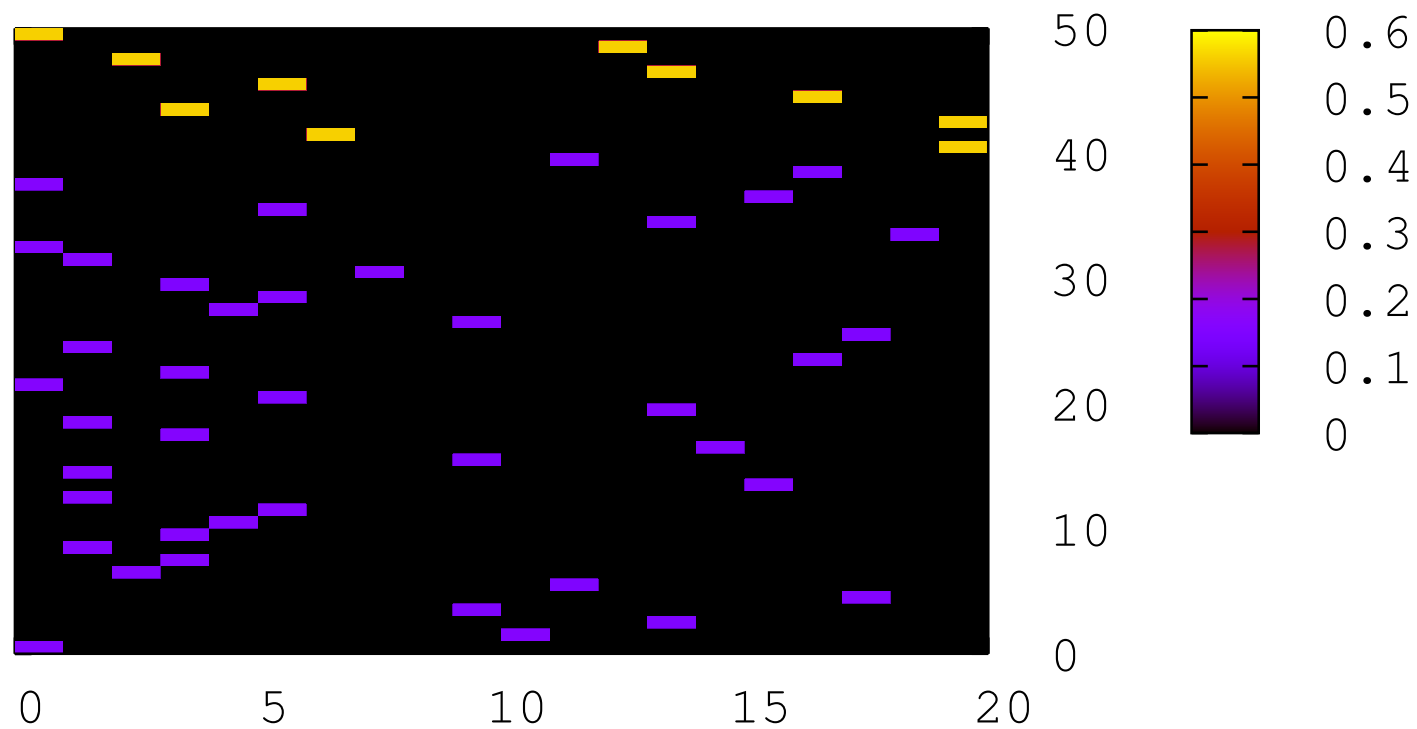
$$\text{類似度} = \frac{\text{正しく想起できた数} - \text{間違っして想起した数}}{50}$$

$$(\text{類似度}) \leq 1$$

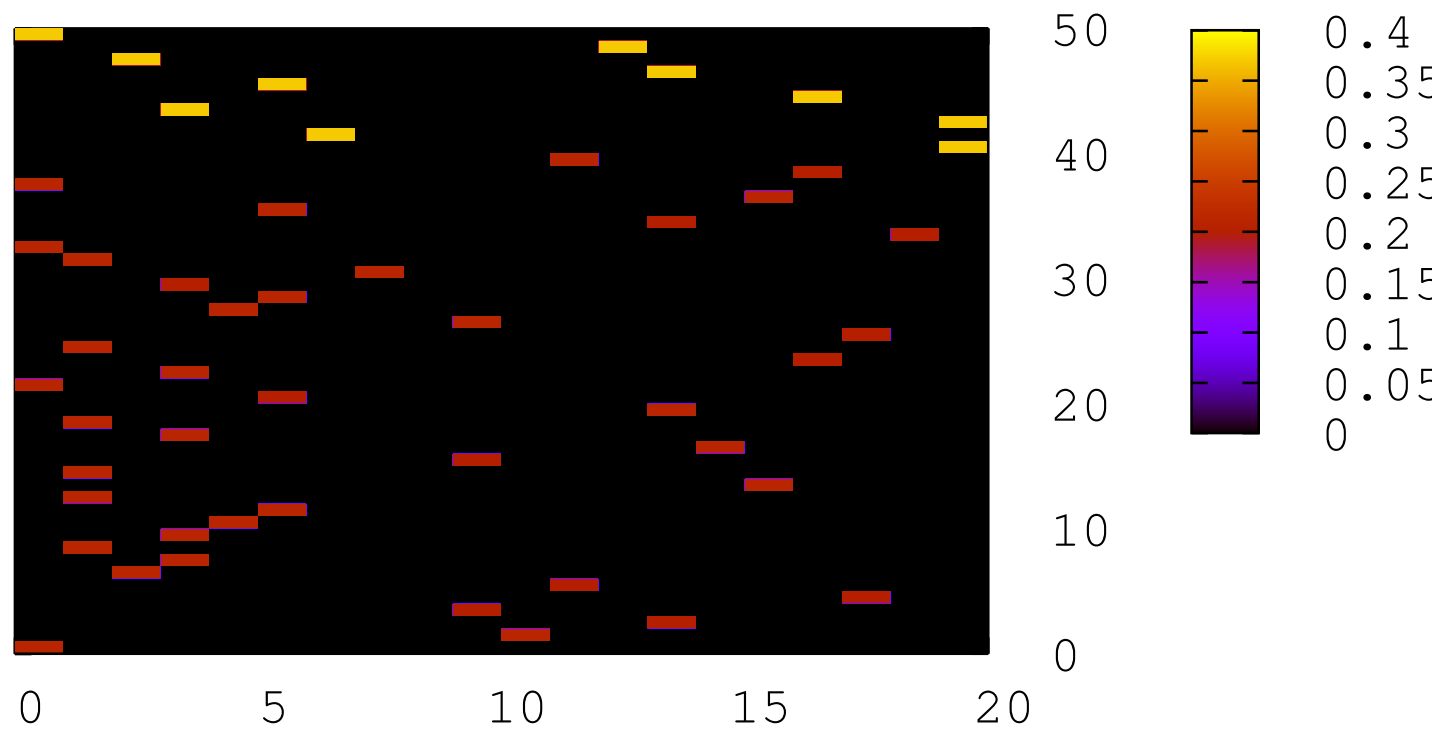
$t = 0$ $\alpha = 10$, 類似度 = 0.2



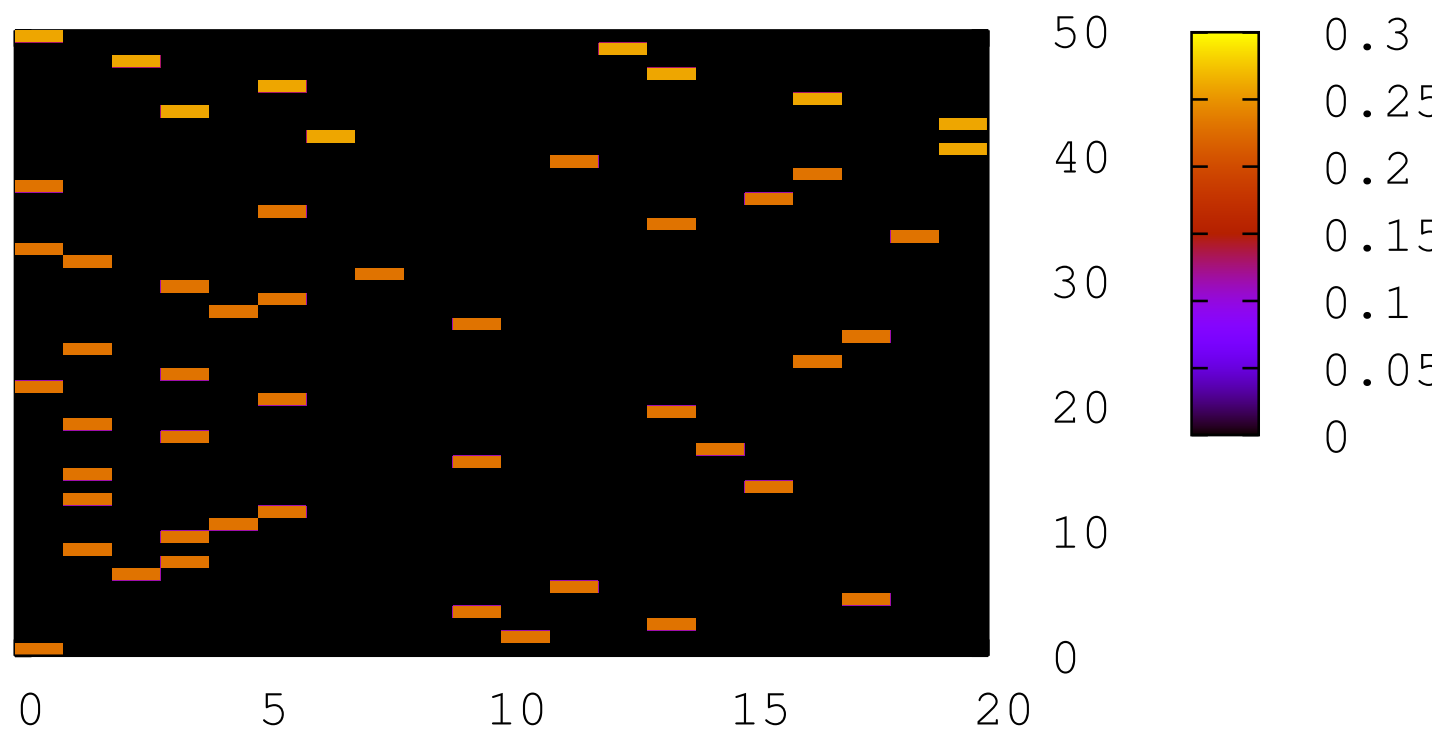
$t = 600$ $\alpha = 10$, 類似度 = 1.0



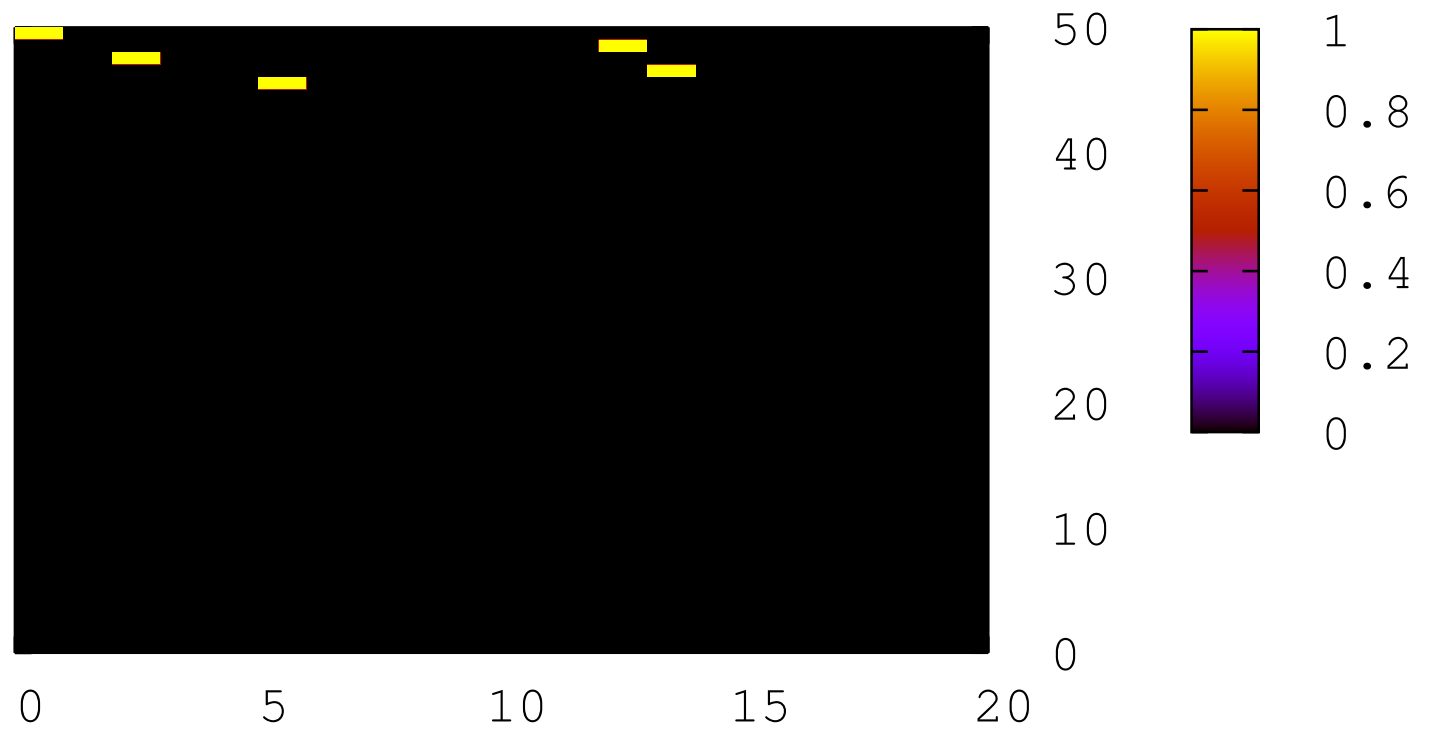
$t = 1200$ $\alpha = 10$, 類似度 = 1.0



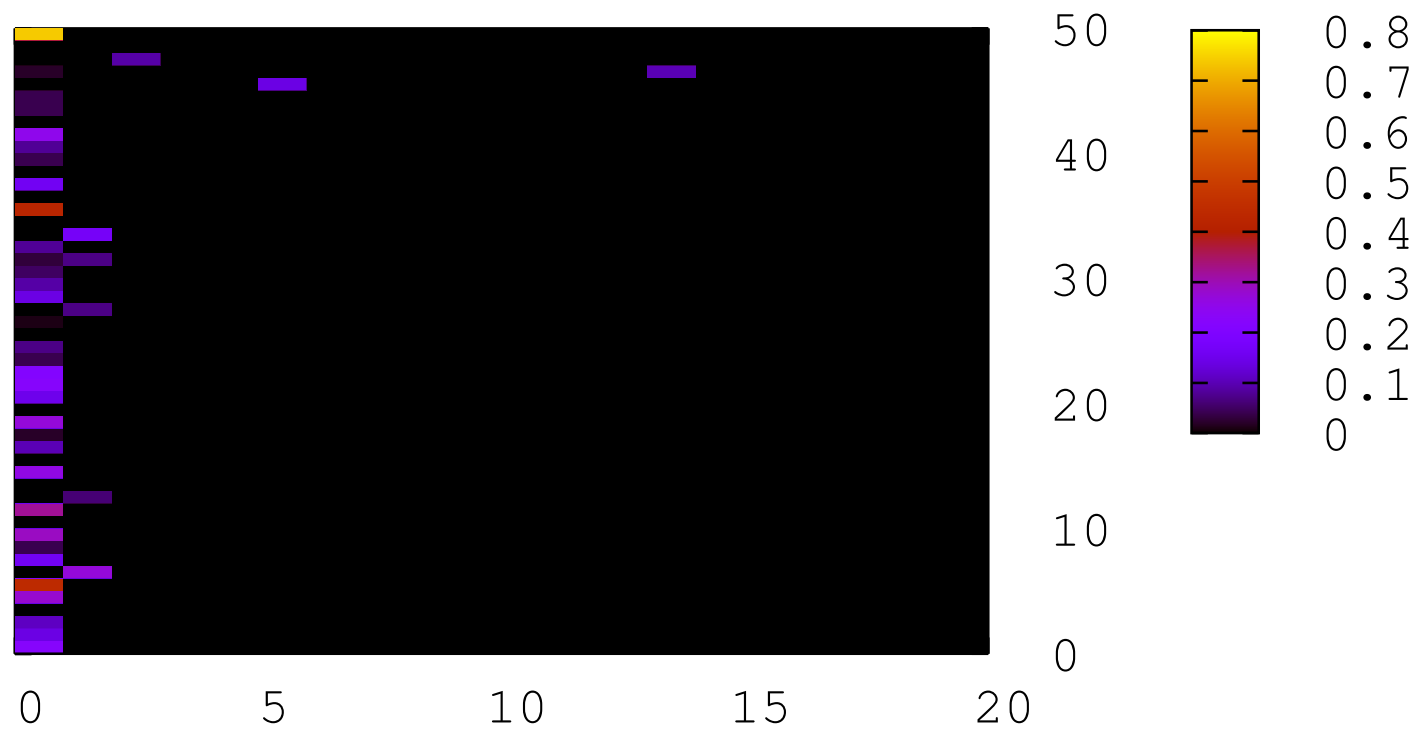
$t = 2400$ $\alpha = 10$, 類似度 = 1.0



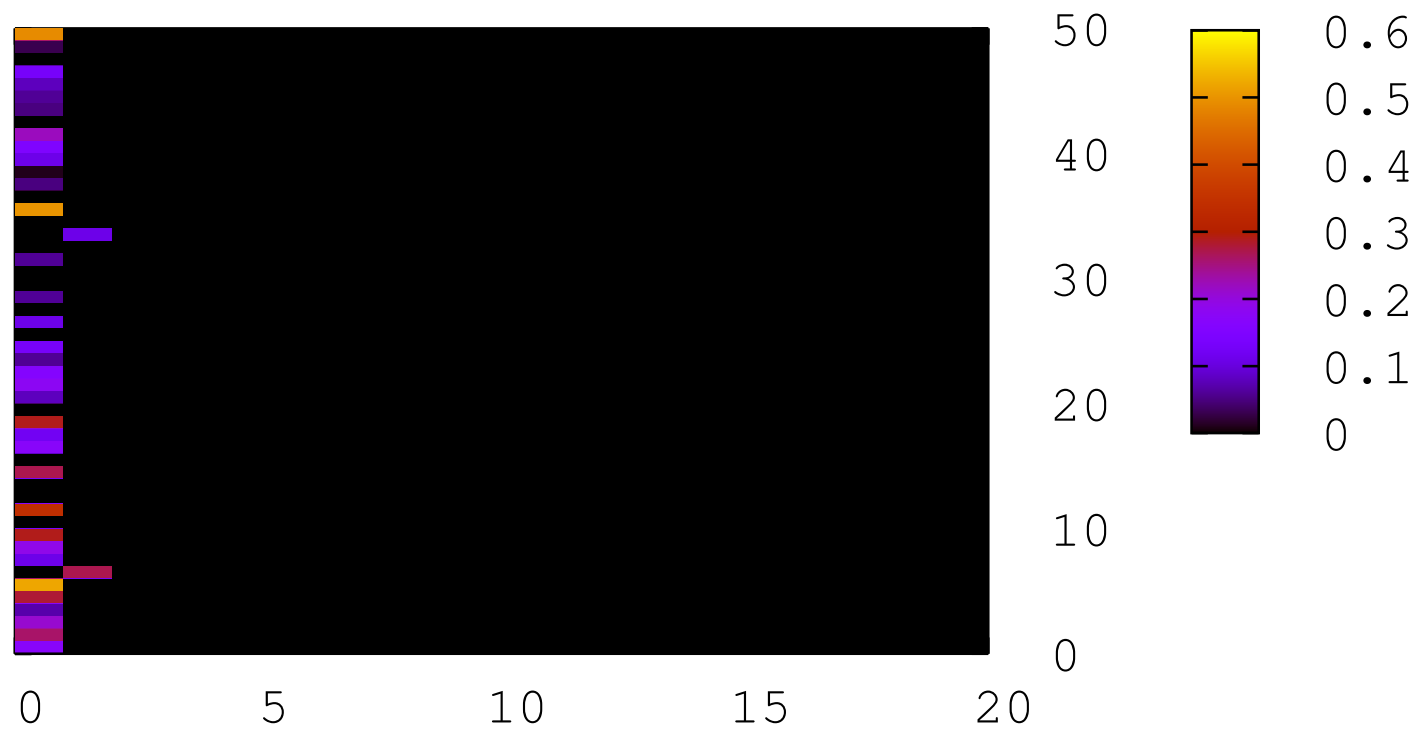
$t = 0$ $\alpha = 5$, 類似度 = 0.1



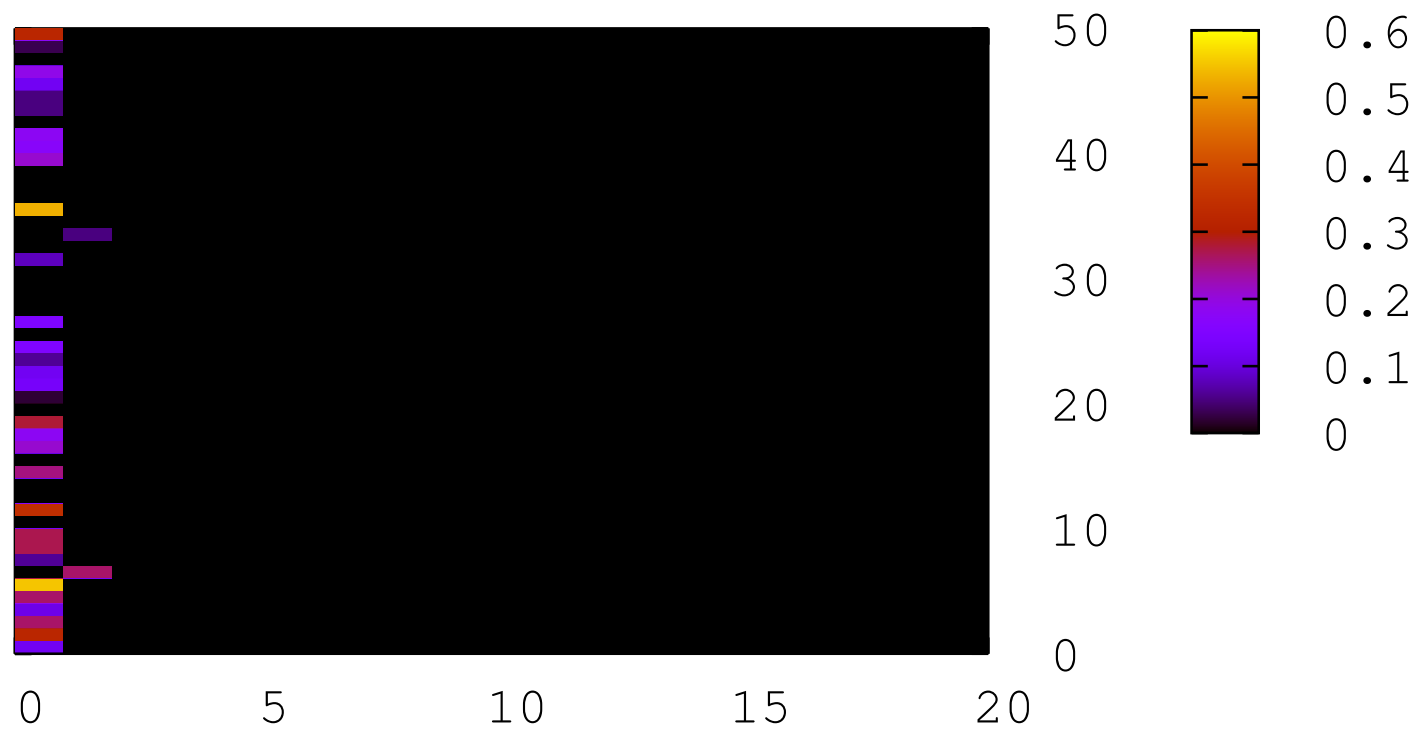
$t = 600$ $\alpha = 5$, 類似度 = 0.0



$t = 1200$ $\alpha = 5$, 類似度 = 0.0



$t = 2400$ $\alpha = 5$, 類似度 = 0.0



2008 モデル

想起の成否が容易に判断できる!!

- 従来の連想記憶モデルと異なる点

- 記憶パターンの生成方法
- 活動のダイナミクス
- 結合係数の設定方法

⇒ **どれが本質的に効いているのか?**

実験1

- 従来の連想記憶モデルと異なる点

- 記憶パターンの生成方法

★Zipfの法則 \Rightarrow 一様分布に従う

- 活動のダイナミクス

- 結合係数の設定方法

記憶パターンを一様分布で生成する

- 記憶パターン生成方法

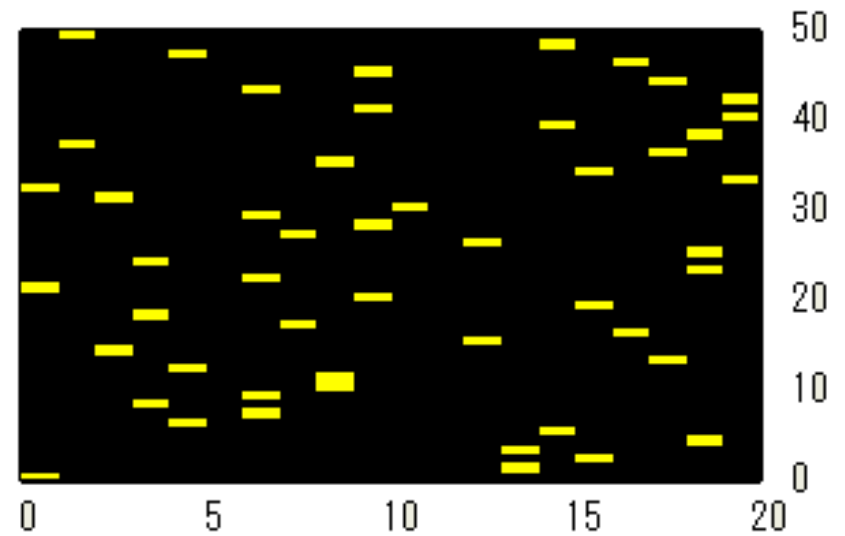
- 各行20個のニューロンが各々5%で興奮する

- 活動のダイナミクス

- 2008モデル

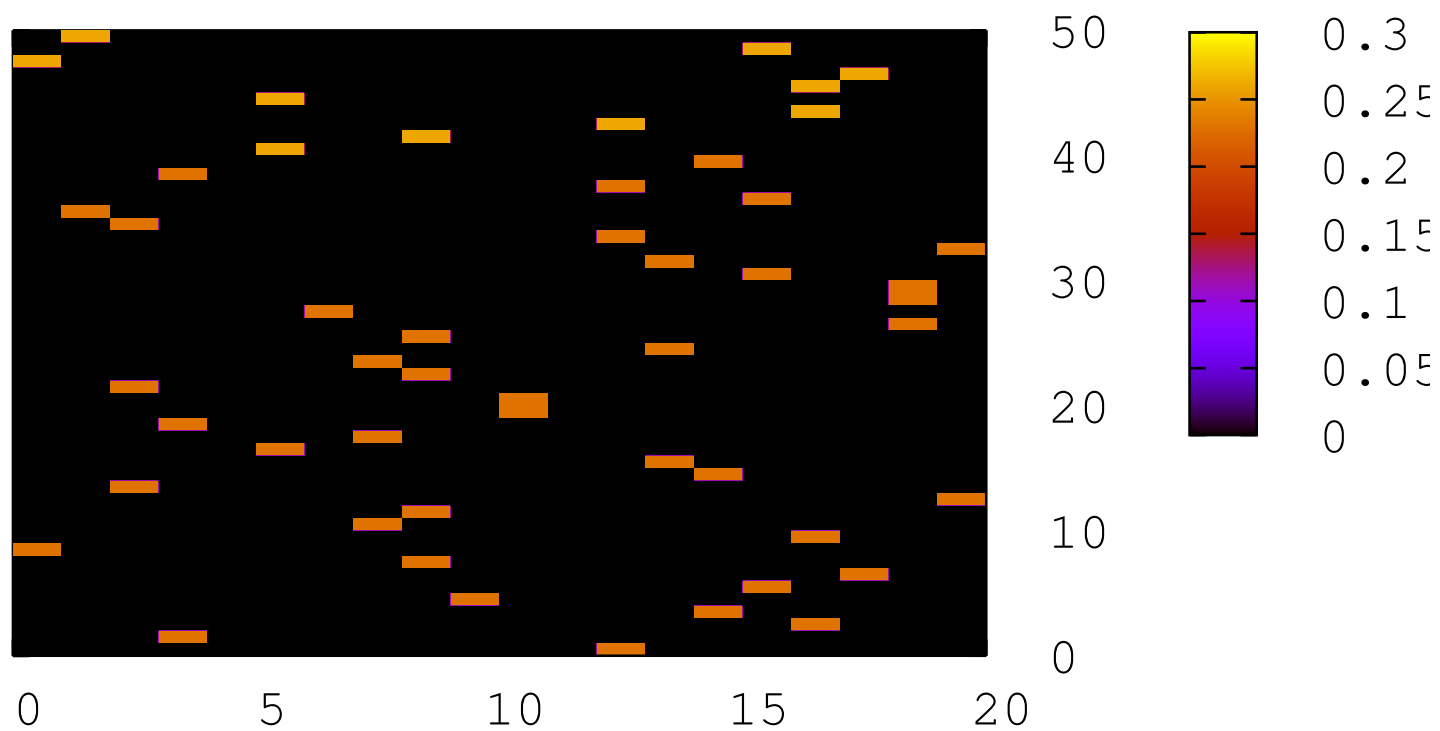
- 結合係数の設定方法

- 2008モデル

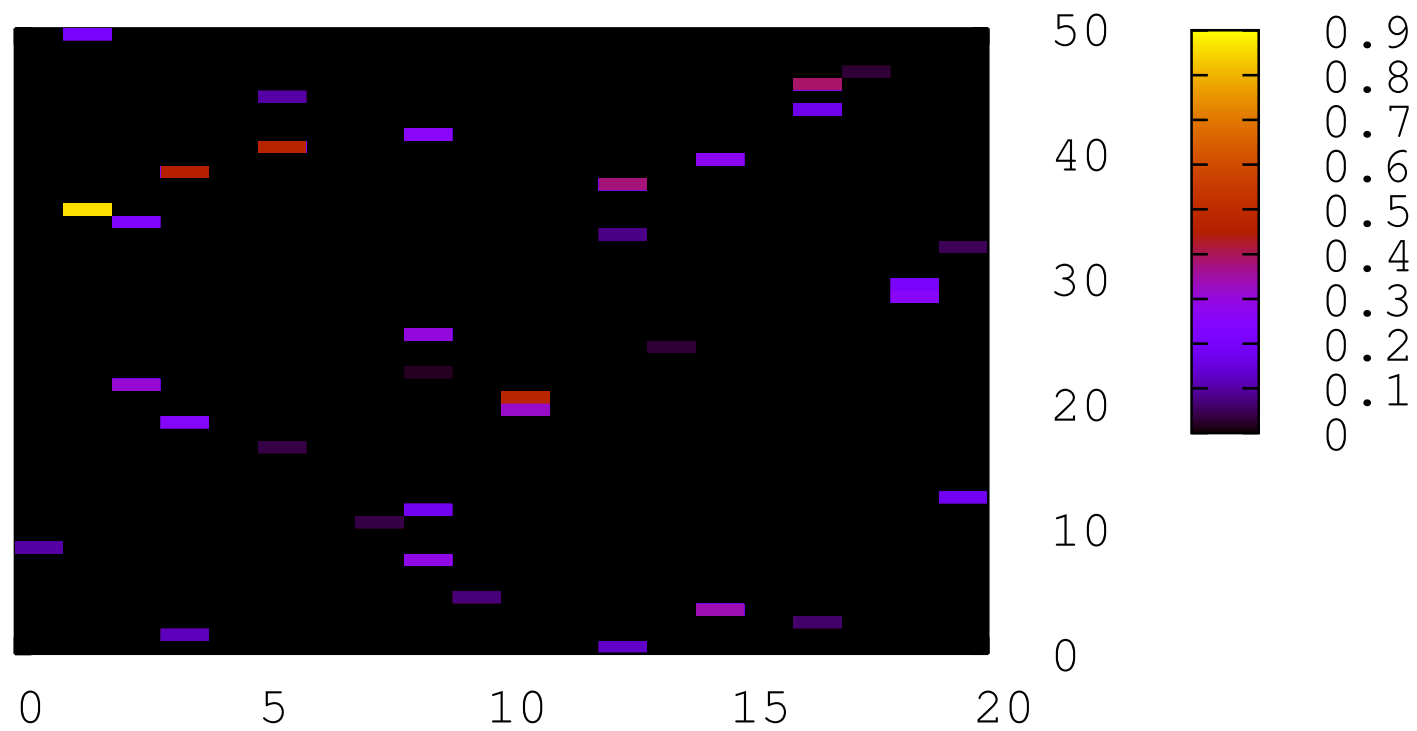


一様分布で生成された記憶パターンの例

$t = 2400$ $\alpha = 10$, 類似度 = 1.0



$t = 2400$ $\alpha = 5$, 類似度 = 0.68



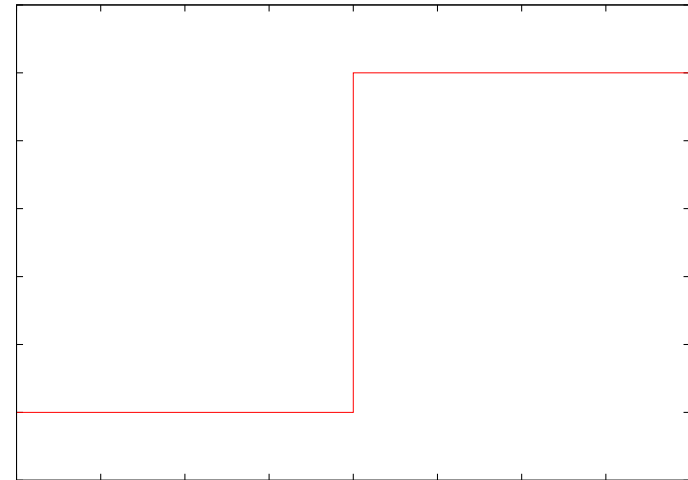
実験2

- 従来の連想記憶モデルと異なる点
 - 記憶パターンの生成方法
 - 活動のダイナミクス
 - ★2008モデル ⇒ 従来型
 - 結合係数の設定方法

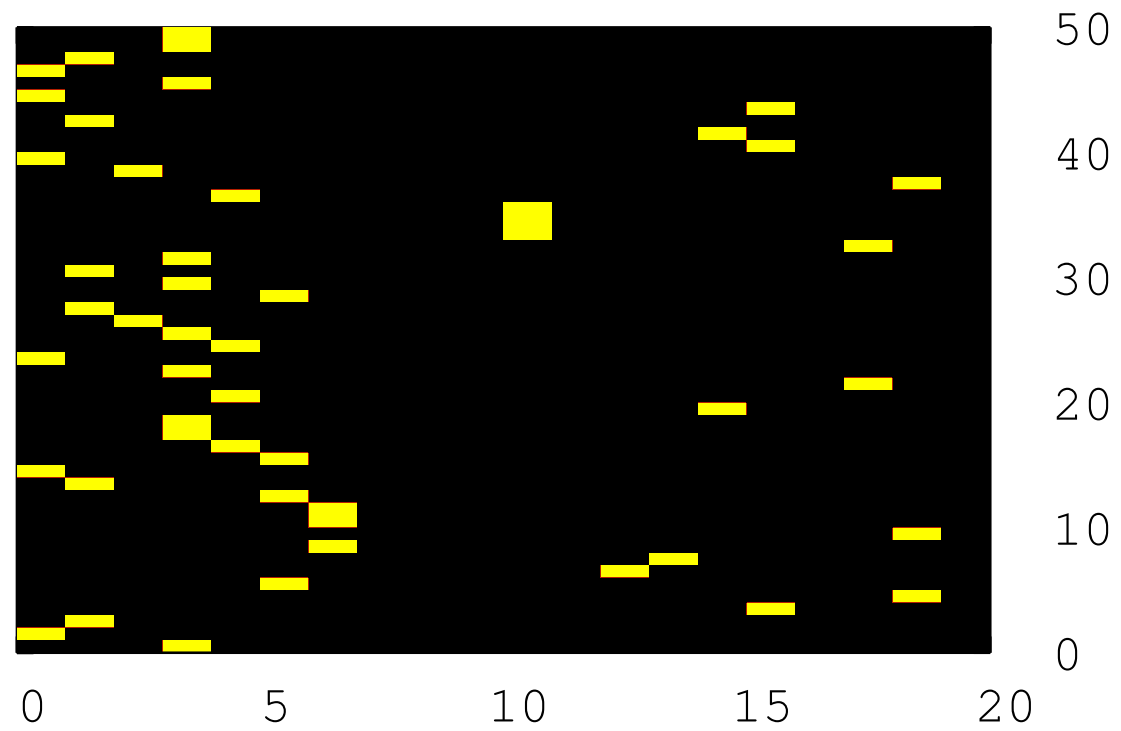
活動のダイナミクスを従来型にする

- 記憶パターン生成方法
 - Zipfの法則
- 活動のダイナミクス
 - 従来型
- 結合係数の設定方法
 - 2008モデル

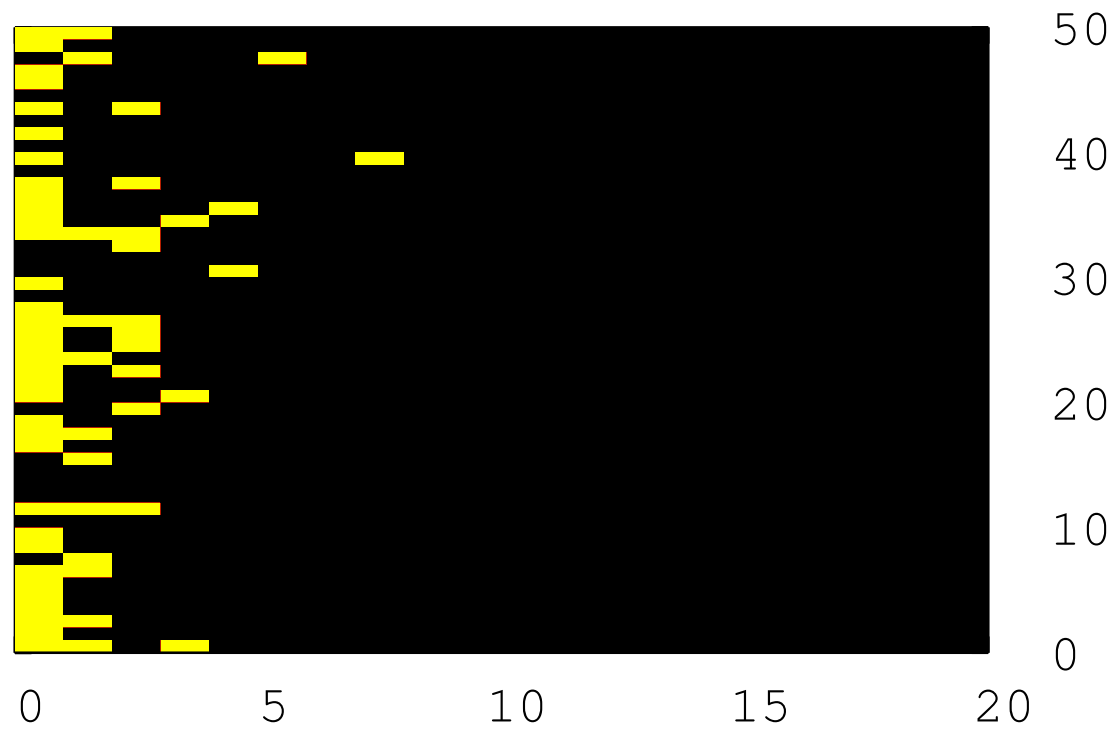
$$V_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{j=1}^n T_{ij} V_j(t-1) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$



$t = 30$ $\alpha = 10$, 類似度 = 1.0



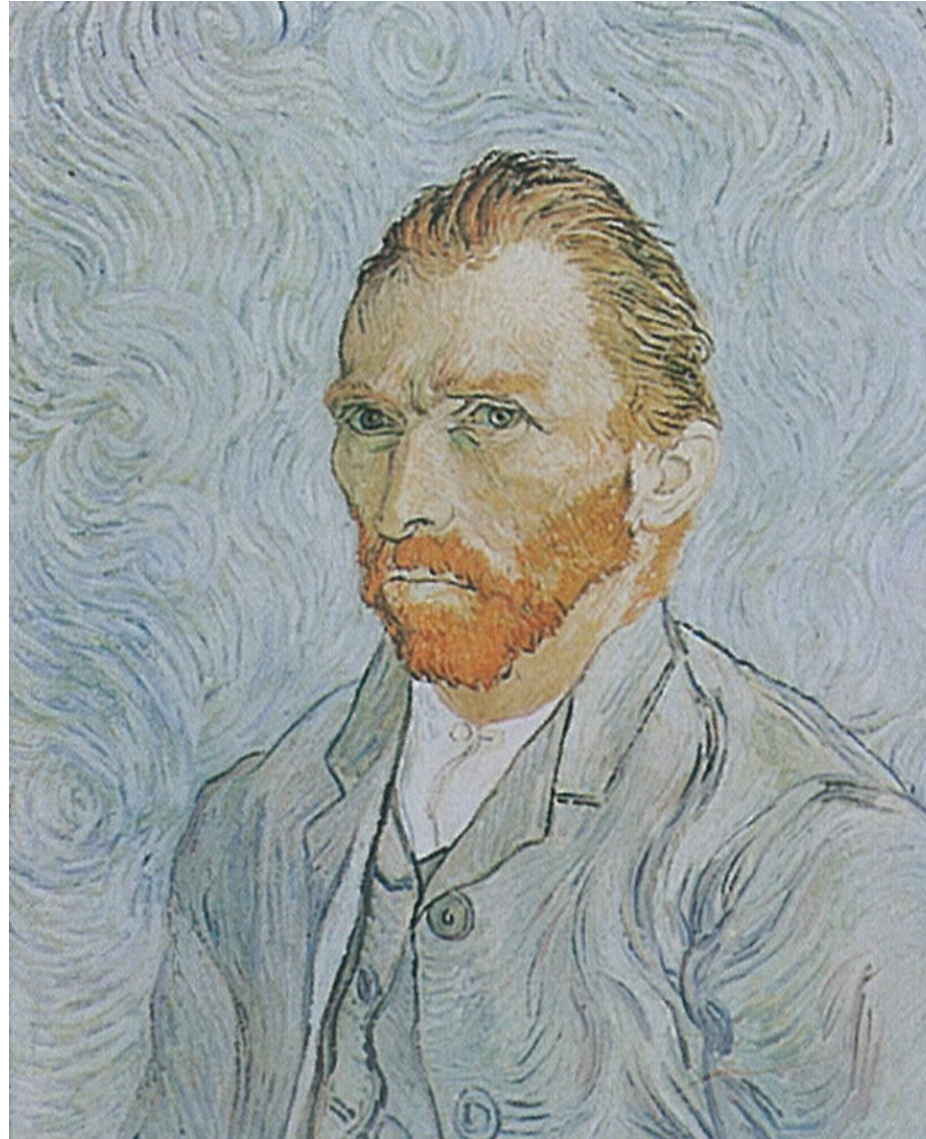
$t = 30$ $\alpha = 5$, 類似度 = 0.0



まとめ

- 活動度の違いでの失敗の判断
2008モデルのダイナミクスが効いている
- 興奮するニューロンが左側に集中すること
Zipfの法則による記憶パターン生成が効いている
- 単純化したモデルで、想起の成否を容易に判断できるモデルを実現
従来型のダイナミクスを利用

Vincent van Gogh



ご清聴ありがとうございました

実験3

- 従来の連想記憶モデルと異なる点
 - 記憶パターンの生成方法
 - 活動のダイナミクス
 - 結合係数の設定方法
- ★2008モデル ⇒ コバリアンス型

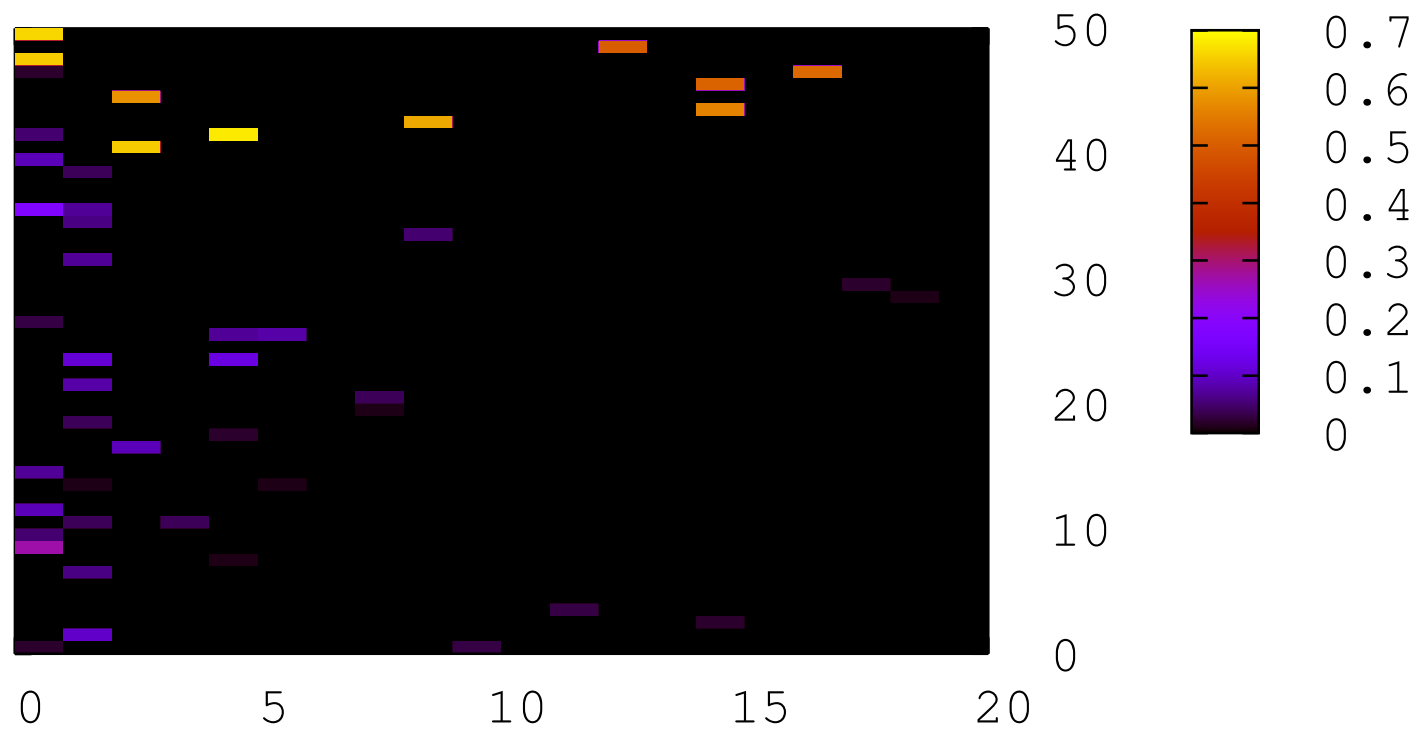
結合係数をコバリアンス型にする

- 記憶パターン生成方法
 - Zipfの法則
- 活動のダイナミクス
 - 2008モデル
- 結合係数の設定方法
 - コバリアンス型

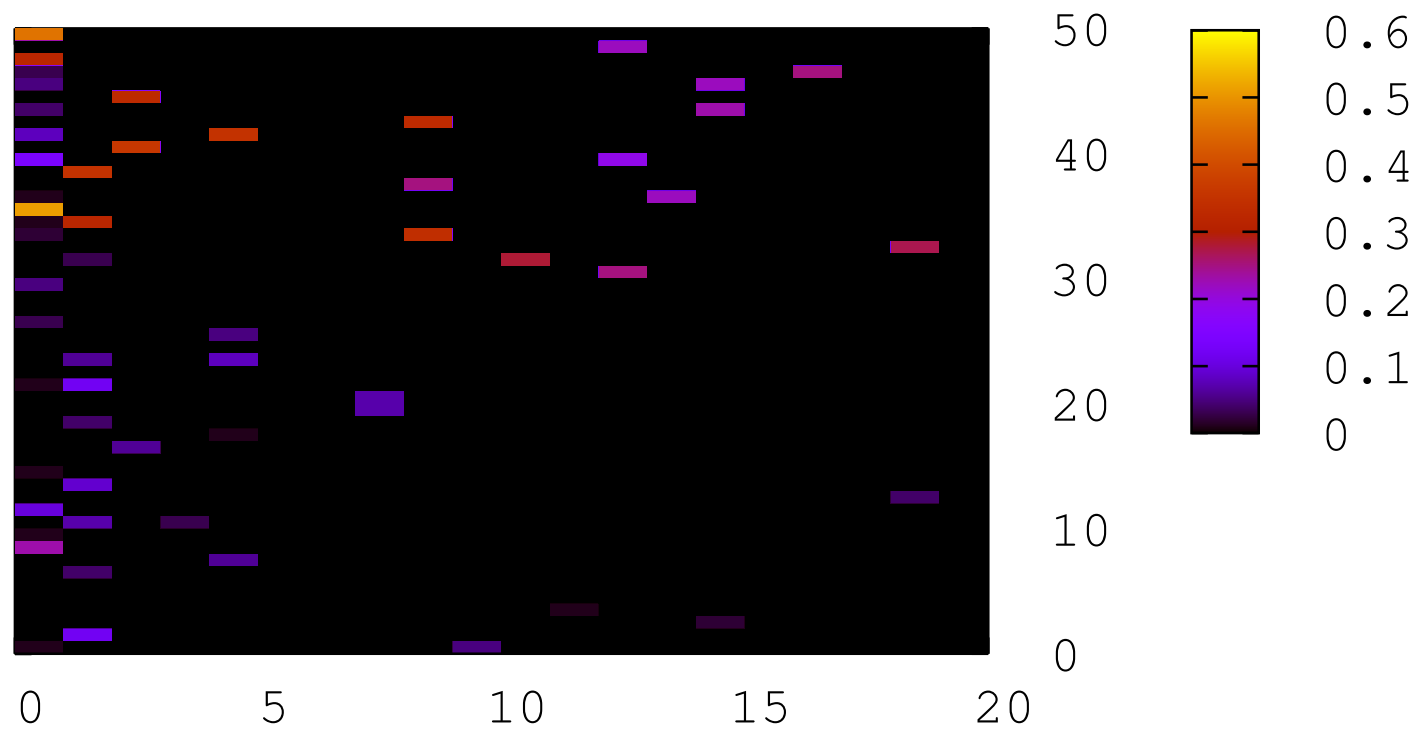
$$T_{ij} = \frac{1}{n} \sum_p^m (u_i^p - \bar{u}_i)(u_j^p - \bar{u}_j) \quad (5)$$

$$\bar{u}_i = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^m u_i^p \quad (6)$$

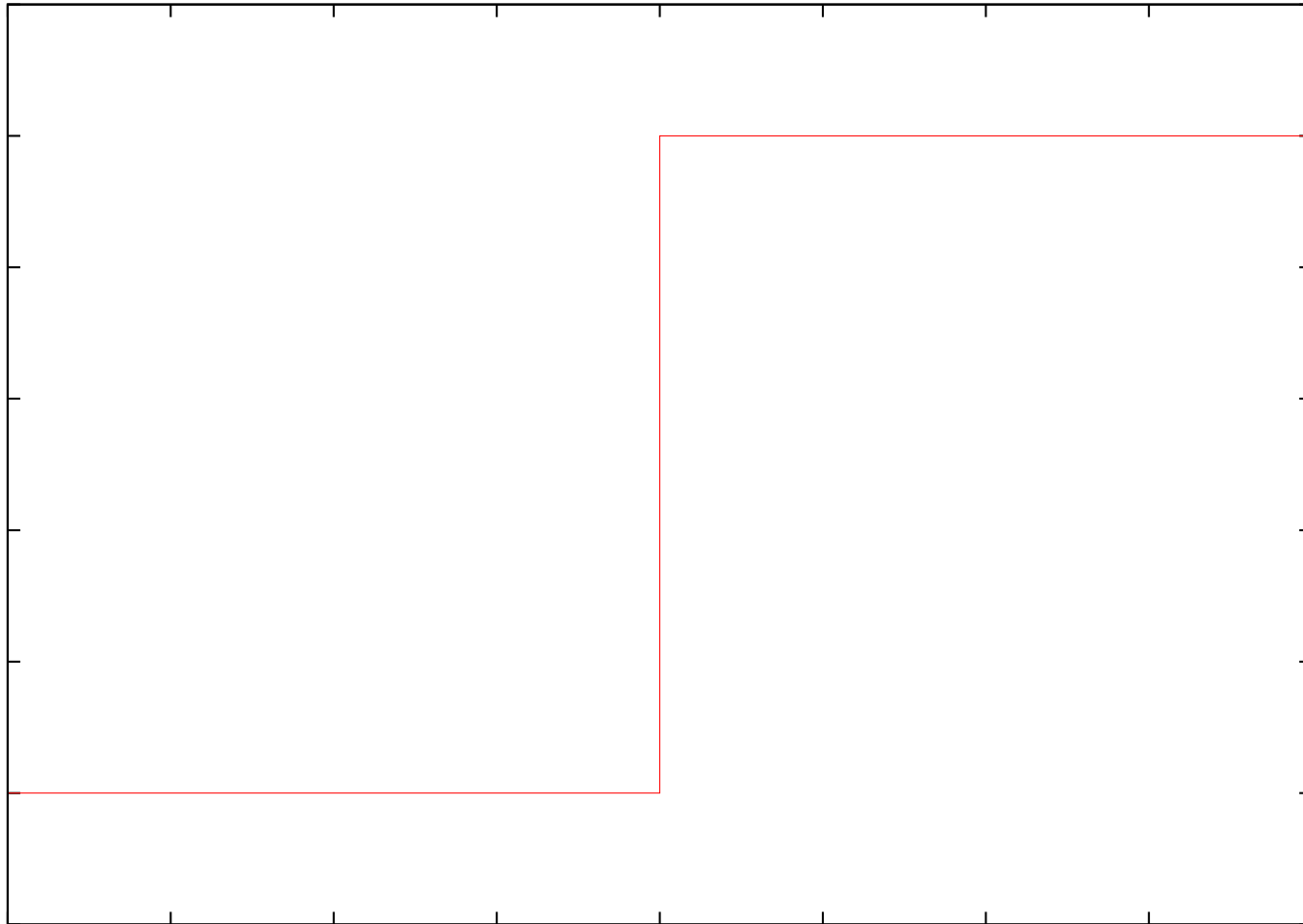
$t = 2400$ $\alpha = 10$, 類似度 = 0.28



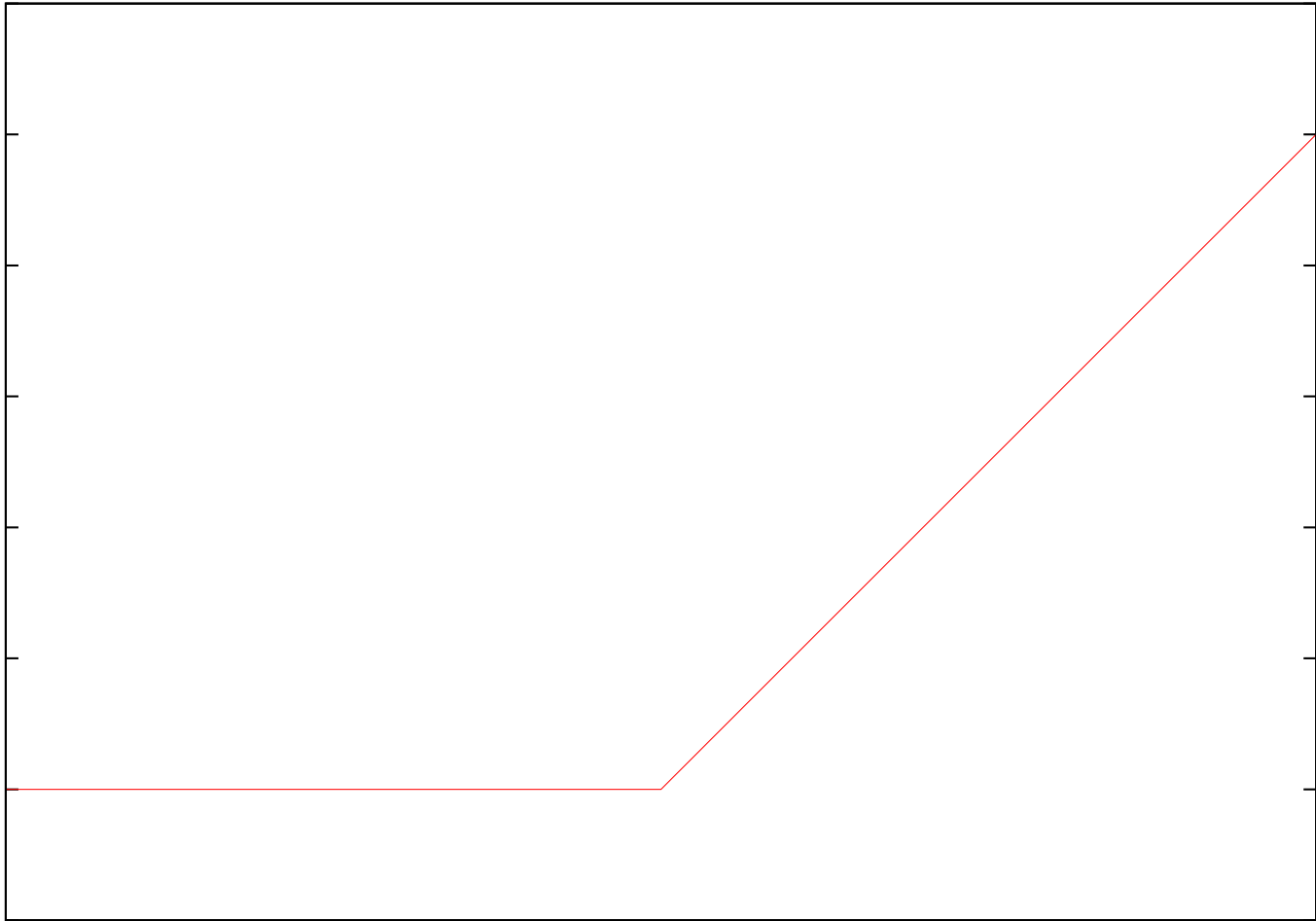
$t = 2400$ $\alpha = 20$, 類似度 = 0.36



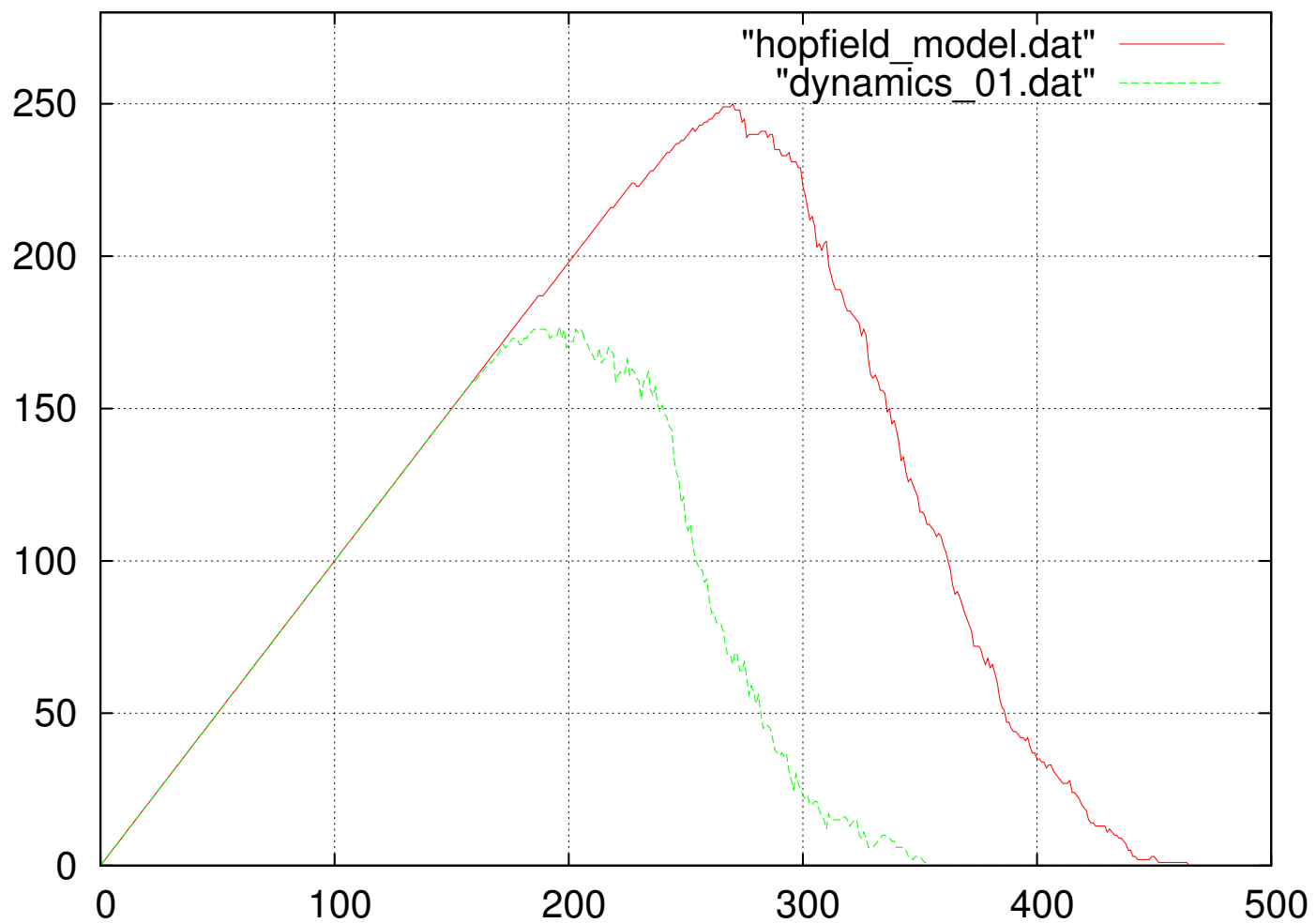
step-func



$V_i(t)$ 出力関数



各パターンでの想起の精度



横軸：記憶させるパターン数，縦軸：想起できた数

ダイナミクス3-Ver.2

