

時間依存神経可塑性で構成される自己組織化マップ

A Self-Organizing Map Constructed by Synaptic Time-Dependent Plasticity

牧野 貴樹、合原 一幸 東京大学大学院 新領域創成科学研究科 複雑理工学専攻 合原研究室

研究の目的

時間依存的シナプス可塑性 (STDP) が脳の計算原理として発見された後も、STDPが具体的にどのような仕組みで意味のある情報処理をしているのかは明らかになっていない。この研究では、教師なし学習の例として自己組織化マップ (SOM) を取り上げ、STDPにより実現するために必要となる要素をシミュレーションモデルの構築を通して探る。

本当にやりたいことは、時空間的パターンに対するSOMのモデル構築である。しかし、時間的要素を含むようなSOMの研究は少ない。時間的要素のない学習規則を単に拡張しただけのモデルでは人間の脳に迫ることはできない。時間の中で学習をすすめるSTDP原理を利用するSOMを研究することで、学習対象を時空間パターンへ拡張していきけるのではないかと考えている。

設計の動機

(1) SOM で必要となる、発火したニューロンの近傍を入力に近づける処理を、STDP を使うことで実現できないか？

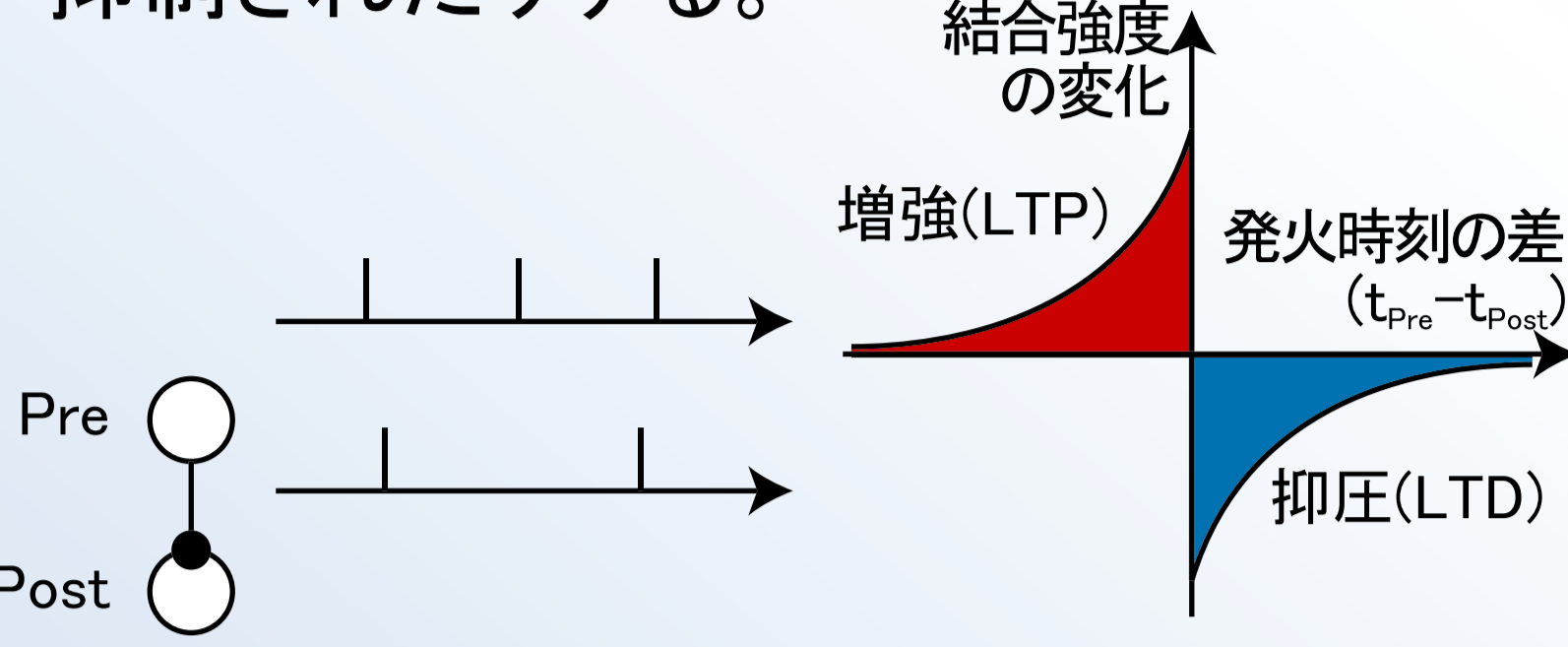
Aに入力があり、Bが発火したとき、B→C、B→Dの相互結合があるためにC、Dが発火する。このとき、A→C、A→DのシナプスがSTDPにより強化される。学習の強さは距離に反比例する(CのほうがDよりBに近く、発火遅延が少ないため、A→CのシナプスのほうがA→Dより大きく強化される)。

(2) 入力に対する発火量を調整する力がないと全発火になってしまう。抑制性結合を使うことでバランスがとれないか？

表現層の発火量にフィードバックを入れることでバランスを保つことができる。そのためには、表現層のニューロン間相互の抑制性結合が望ましい。全対全結合を避けるとうると近傍への結合となるが、動機(1)の学習効果を打ち消さないように抑制を導入するため、抑制結合の遅延を大きくする。(生物学的にも、抑制性結合はインターニューロンを介しており、興奮性結合より遅延が大きくなると考えられる)。

背景

時間依存的シナプス可塑性 (Synaptic Time-Dependent Plasticity) 脳内で見つかった学習規則。シナプスの前後のニューロンの発火時刻のずれによって、シナプスが強化されたり抑制されたりする。



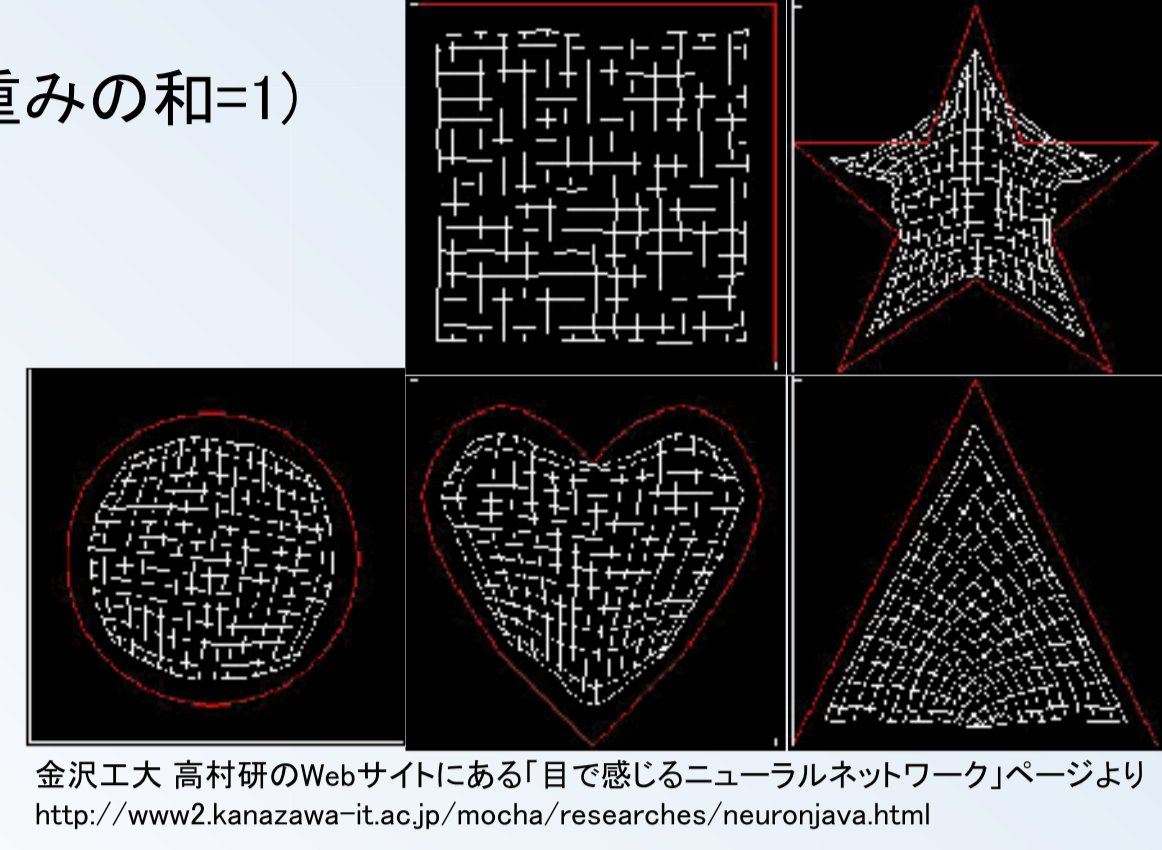
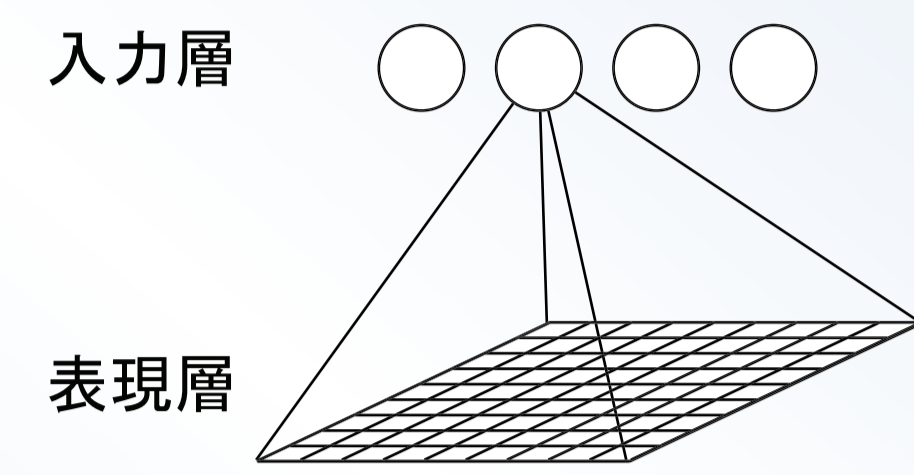
イベント離散型シミュレータ Punnets (Pulsed Neural Network Simulator)

高い時間精度でニューラルネットワークのシミュレーションを行うために開発したライブラリ群。パルス到着というイベント単位で計算を行うイベント離散型のため、従来の時間離散型シミュレーションに比べて、パルスニューラルネットワークのシミュレーションを高速かつ高精度に実現できる。

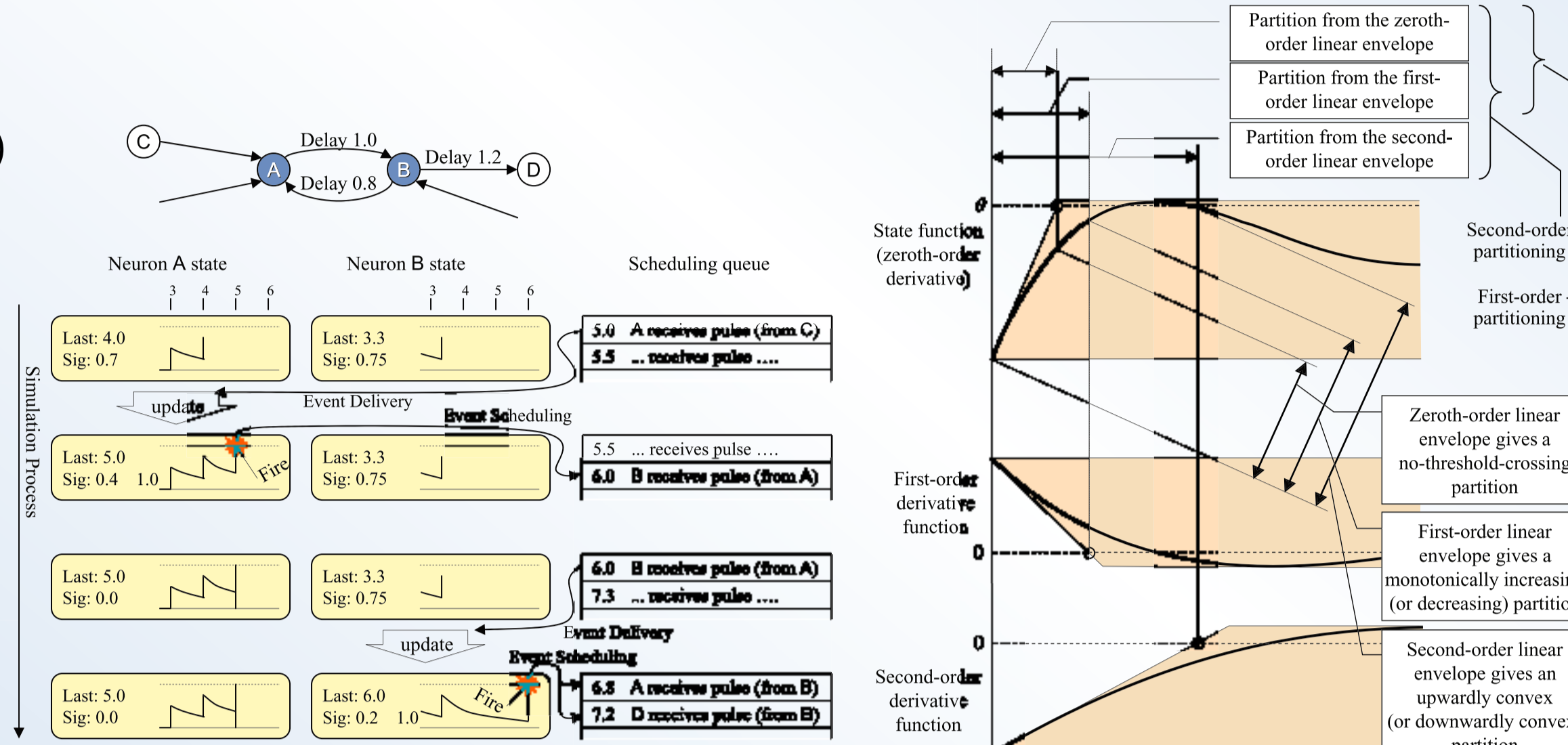
自己組織化マップ (Self-Organizing Maps)

ニューラルネットワークによる教師なし学習方式のひとつ。平面状に並んだニューロンの配置が入力の位相的構造を反映する。

- 入力にもっとも強く反応したニューロンを Winner とする
- Winner の周囲のニューロンの入力結合を現在の入力に近づける
- 結合の正規化 (各ニューロン毎、入力重みの和=1)

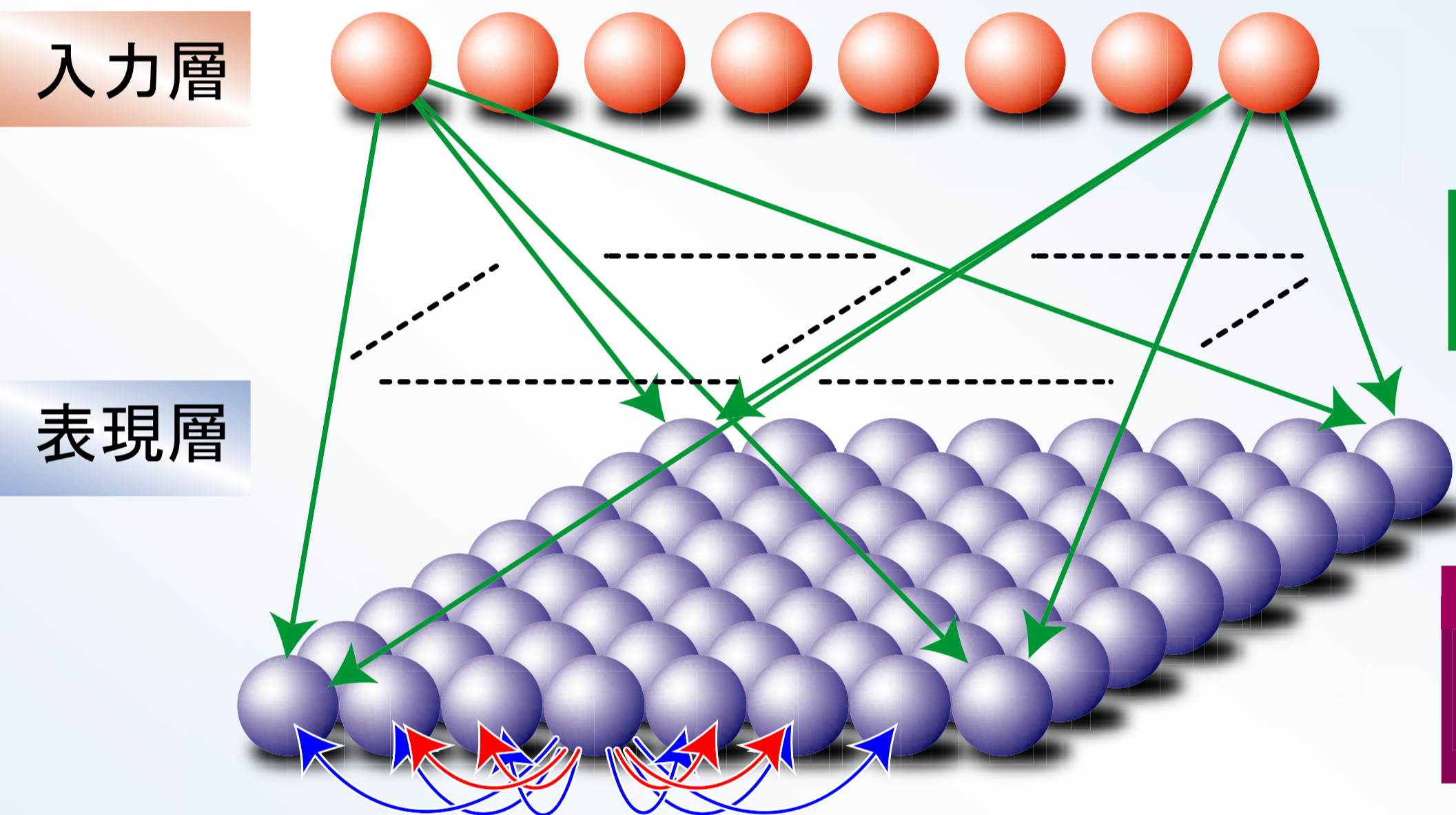
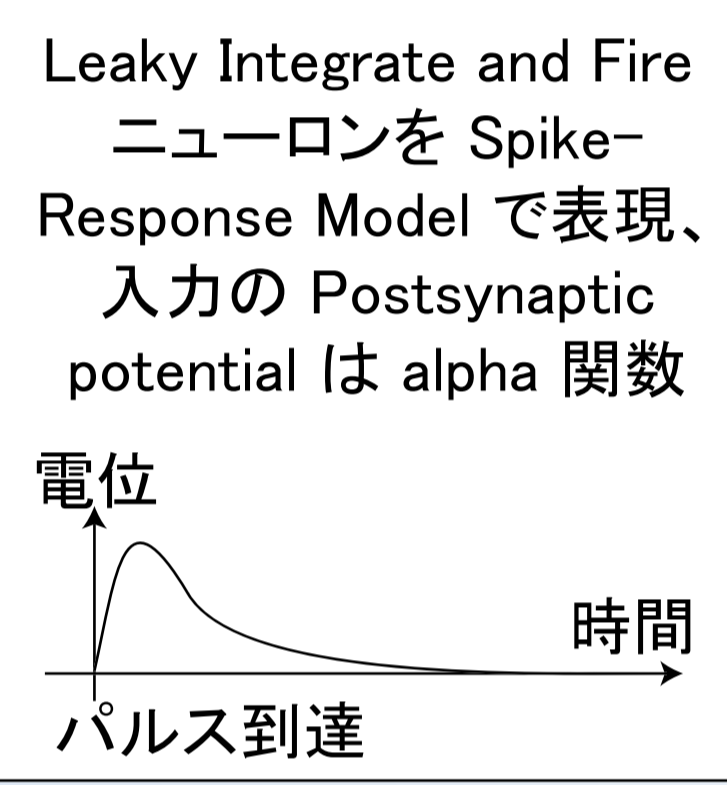


金沢工大 基研研のWebサイトにある「自覚するニューラルネットワーク」ページより
http://www2.kanazawa-it.ac.jp/mocha/researches/neurojava.html



モデル構成

動機に沿って、SOMのニューロン配置にSTDP シナプス・相互結合シナプス(興奮性、抑制性)を配置した。



初期値はランダム(ちょうど少量発火する程度) STDP 規則で学習する

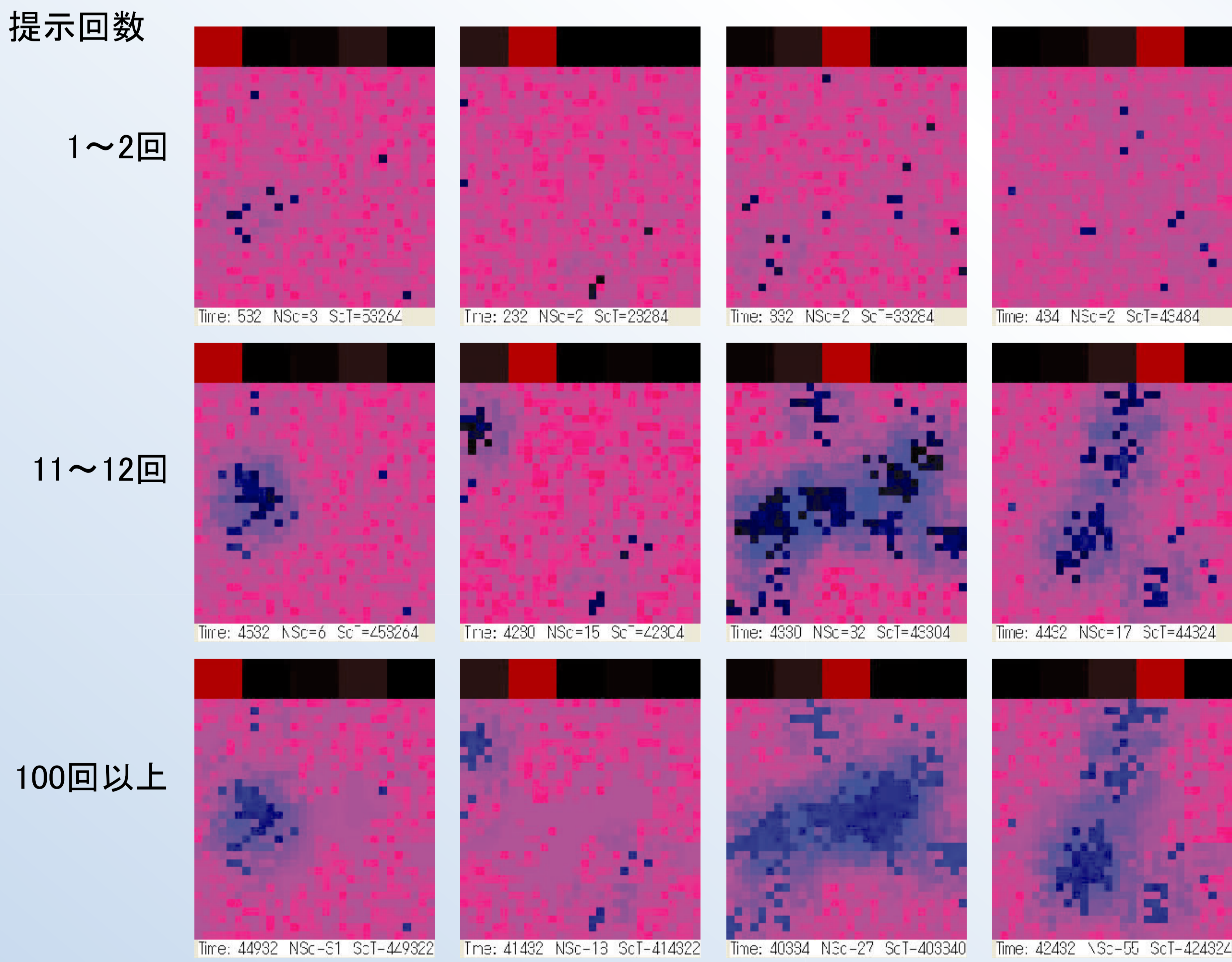
結合距離に応じて結合強度、遅延を決める (強度は正規分布型、遅延は線形増加)

相互結合 興奮性 (学習あり) 抑制性 (学習なし)

近傍に集中した強い結合、遅延は小さめ
弱い広範囲に結合、遅延は大きめ

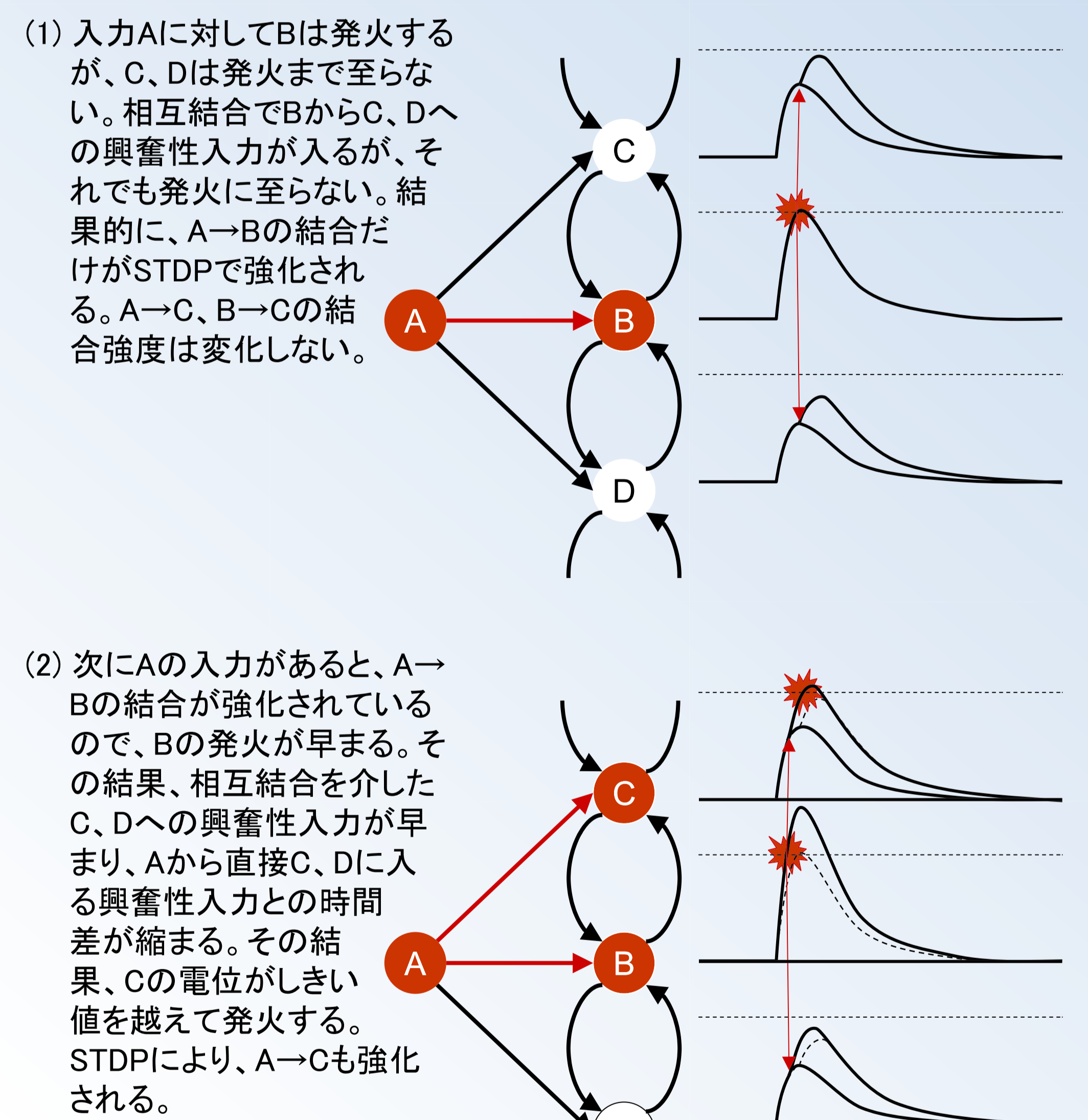
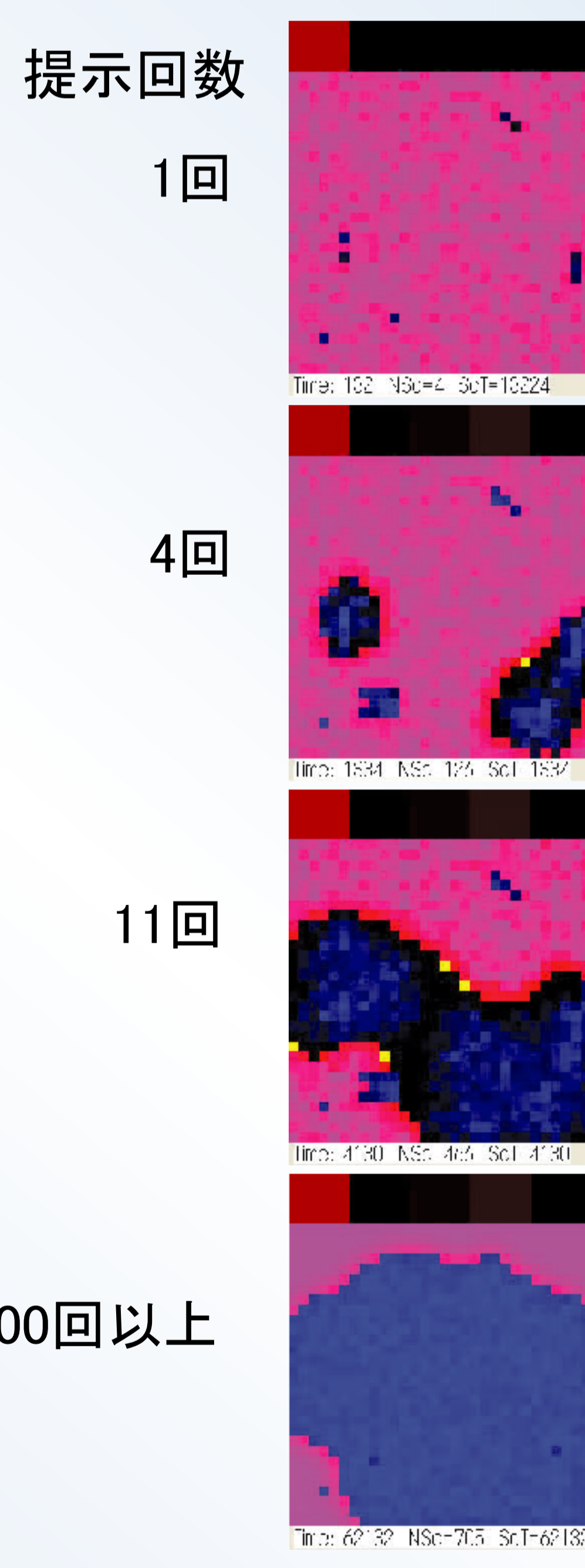
結果

(1) STDP学習の結果、入力に応じた反応領域が表現層に形成されることを確かめた。



(2) 抑制性の相互結合が、領域の固定に重要な役割を担っていることを、抑制結合を取り除いたモデルで確かめた。

(3) STDPによる領域拡大のメカニズムが、発火していない(直接の結合変化がない)ニューロンに対しても作用することが明らかになった。



まとめ

STDPによる学習原理を利用したニューラルネットワークのSOM構成モデルをシミュレーションを通して試験した。

- STDPの入力結合と興奮性の相互結合により、入力に応じて反応領域が形成されることを確認した。
- 抑制性の相互結合を導入することで、形成された領域が安定することを確認した。
- アルファ関数形式のEPSPにより、直接結合が変化しないニューロンに対しても領域拡大のメカニズムが作用することを発見した。

将来の展望

- 異なる入力に対して、反応する領域が重なる場合があるので、入力の分離ができるようなモデルを考案する。
- モデルを拡張し、時系列入力に対するマップを構築する教師なし学習ができるニューラルネットワークを示す。
- 時間同期を利用したバイディング表現と、教師なし学習とを組み合わせたモデルを構築する。
- 言語獲得・言語理解・発話などの脳内の高次機能に、こうした教師なし学習のメカニズムがどのように関連するかを調べる。

参考文献

- [1] Makino, T. (2003). A discrete-event neural network simulator for general neuron models. *Neural Computing & Applications*, Vol. 11, pp. 210-223.
- [2] Maass, W. and Bishop, C.M., eds. (1998) *Pulsed Neural Networks*. MIT Press, Cambridge.
- [3] Abbott, L.F. and Nelson, S.B. (2000) *Synaptic Plasticity: Taming the Beast*. *Nature Neurosci.* 3:1178-1183.
- [4] Kohonen, T. (1997) *Self-Organizing Maps*, Second Edition. Springer-Verlag, Germany.