

カオス工学の新展開

合原一幸 (東京大学生産技術研究所・教授 ,
独立行政法人科学技術振興機構 ERATO 合原複雑数理モデルプロジェクト・研究総括),
堀尾喜彦 (東京電機大学工学部・教授)

カオスで難問を解く

- 世界初！二次割り当て問題を物理的カオスダイナミクスで解くマシン -

二次割り当て問題は、非常に難しい組み合わせ最適化問題 (NP 困難問題) の一つで、後述するように多くの応用分野を持っています。カオスにはこのような問題の近似解を素早く見つけ出す能力があります。このようなカオスの能力は実数の複雑さから生まれますが、これを十分に生かすには、実数が扱えるアナログ回路が必須です。そこで、カオスニューロンをスイッチト・カレント技術で集積回路化した IC を開発し、これを用いてこの問題を解くシステムを世界に先駆けて開発しました。このシステムは物理的なカオスの複雑さを巧みに利用した点でこれまでに無い複雑系ハードウェアです。現在のシステムはコア部分のみをアナログ集積回路化していますが、今後、周辺部も含めた IC 化により、より大規模な問題への適用が可能で、世界一の性能が十分に期待できます。今回の会見では、記者の皆さんに実際に問題を解いていただき、同時に、開発したマシンでも同じ問題を解き、解の良さを競って頂きます。一見簡単に見える「動物園問題」を用意しましたが、実はとても難しいということが良く分かっていただけたと思います。このような二次割り当て問題は、電子回路部品の配置から物流の配送計画、さらには、オフィスや病院の部署配置、時間割作成など様々な応用が考えられます。従って、開発したマシンの広範な分野での応用が期待されます。



カオスで遊ぶ

- インタラクティブ複雑系システム -

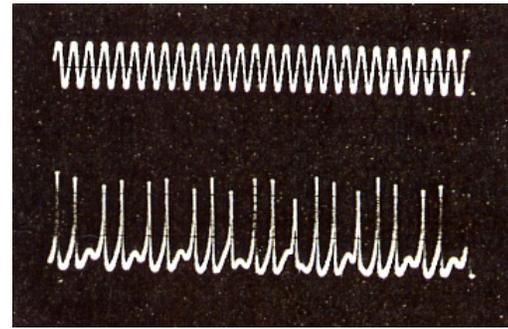
一見あまりに理論的でとっつきにくいカオスを一般の人たちにも身近に感じていただくために、カオスニューロダイナミクスを耳や目・触覚で感じ、声や手でカオスダイナミクスに直接働きかけることができるシステムです。このシステムには、スイッチト・キャパシタ技術を用いたカオスニューロンICが搭載されており、3つのカオスニューロンからなるネットワークを構成しています。このネットワークが織り成すカオスアトラクタを装置上部のぞき窓からカラーイメージとして見てさらに印刷出力することができます。同時に、手元のコントローラのモータがカオス的に振動し、カオスダイナミクスが体感できます。また、カオスが奏でる音楽を聞くことも可能です。一方、手元のコントローラやマイクで直接カオスシステムにアクセス可能で、カオスダイナミクスを自在に操ることが可能です。このシステムのねらいの一つは、カオスニューロダイナミクスを気軽に体験できることですが、さらに重要な目標は、このような複雑な物理系との直接的なインタラクションを実現することです。複雑系とのインターフェイスを考える上で、このようなインタラクションシステムは今後重要な方法論の一つとなると考えられます。



Chaotic Neural Networks :

From Squid Giant Axons to Chaos Neurochips through Dynamical System Theory

神経生理学に貢献したヤリイカ

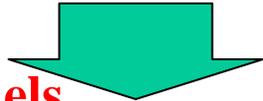


刺激電流
波形

stimulation

膜電位
応答波形

response



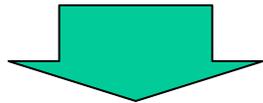
Chaotic Neural Network Models

Spatio-temporal Complex Dynamics

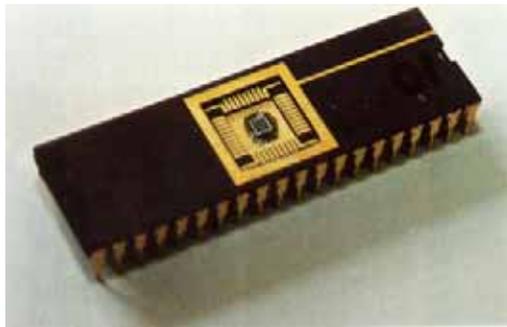
$$y_i(t+1) = ky_i(t) + \sum_{j=1}^M W_{ij} h_j(f_j(y_i(t))) + \sum_{j=1}^N V_{ij} I_j(t) - \alpha g_i(f_i(y_i(t))) - \theta_i(1-k),$$
$$x_i(t+1) = f_i(y_i(t+1))$$



From
“Computing
Chaos”
To
“Computing
by Chaos”



Chaos Neurochips



with Horio
(TDU)

• Chaos in Squid Giant Axons

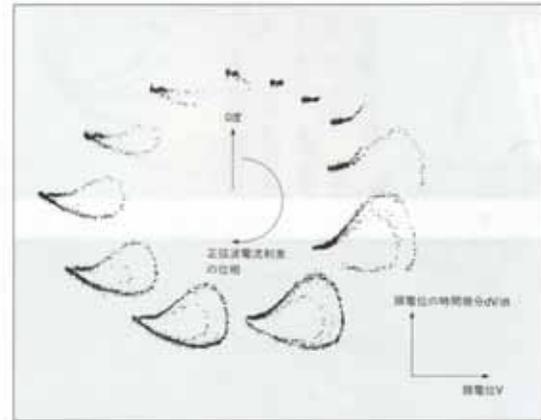
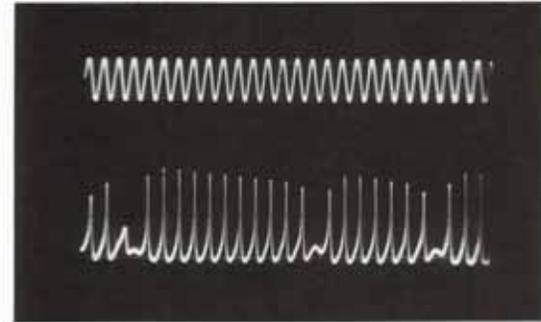
G. Matsumoto, K. Aihara, M. Ichikawa, et al.

J. Theor. Neurobiol. 1984; J. Theor. Biol. 1984;

Phys. Lett. A 1985; 1986; 1987; 1992



The late Professor Gen
Matsumoto



別冊 日経サイエンス

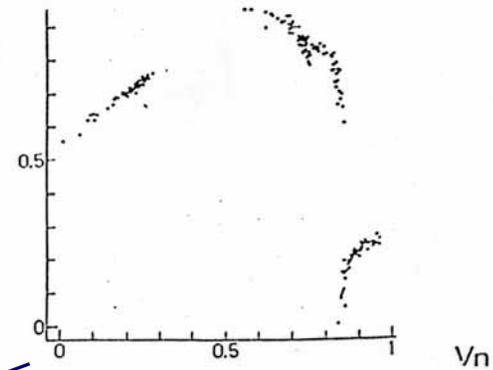
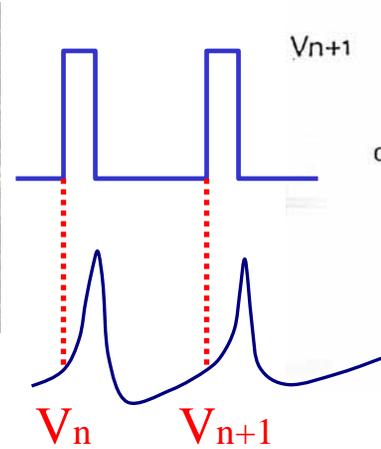
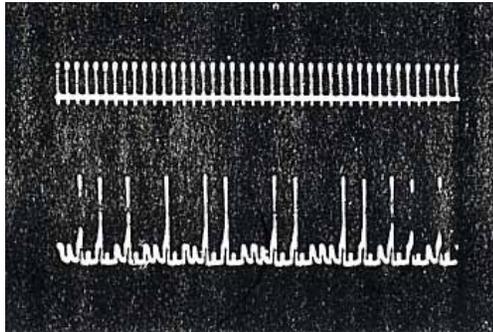
「複雑系がひらく世界: 科学・技術・社会へのインパクト」
(合原編)p.165

Approximately 1-dim Map Obtained from Nerve Data by Return Plots

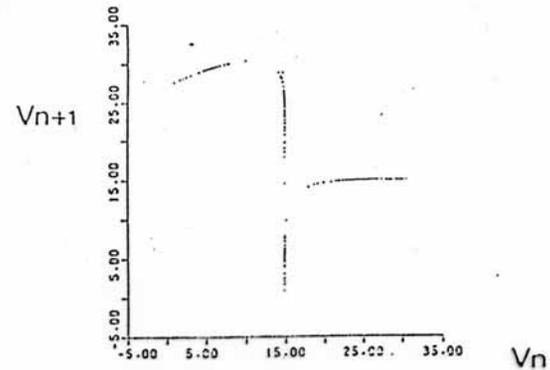
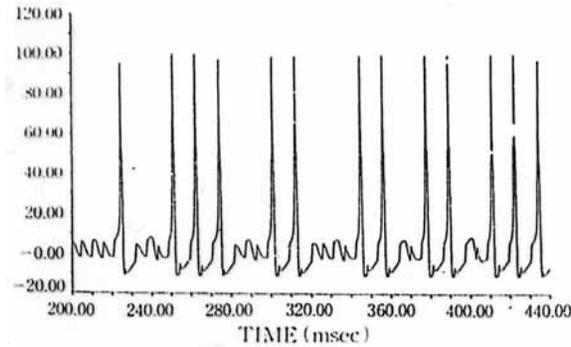
Wave form

Return Plots

SGA



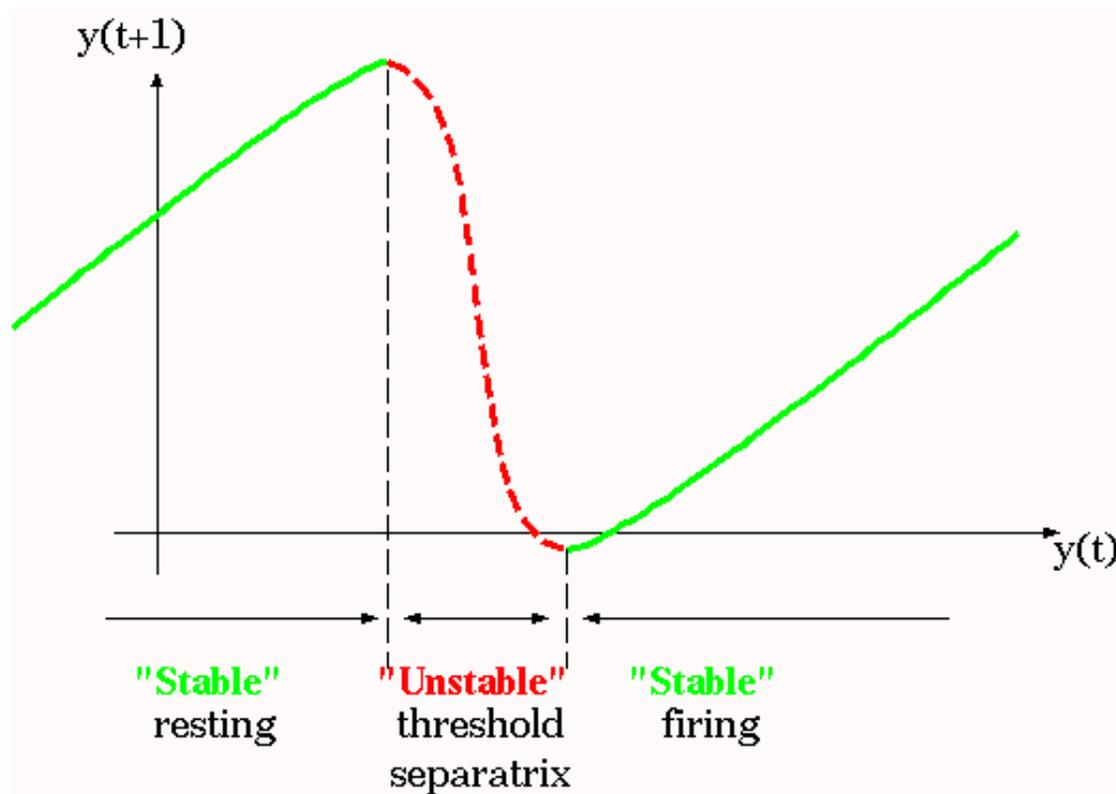
H² eqs.



Matsumoto, KA(1987), KA(1990)

Chaotic Neuron Map

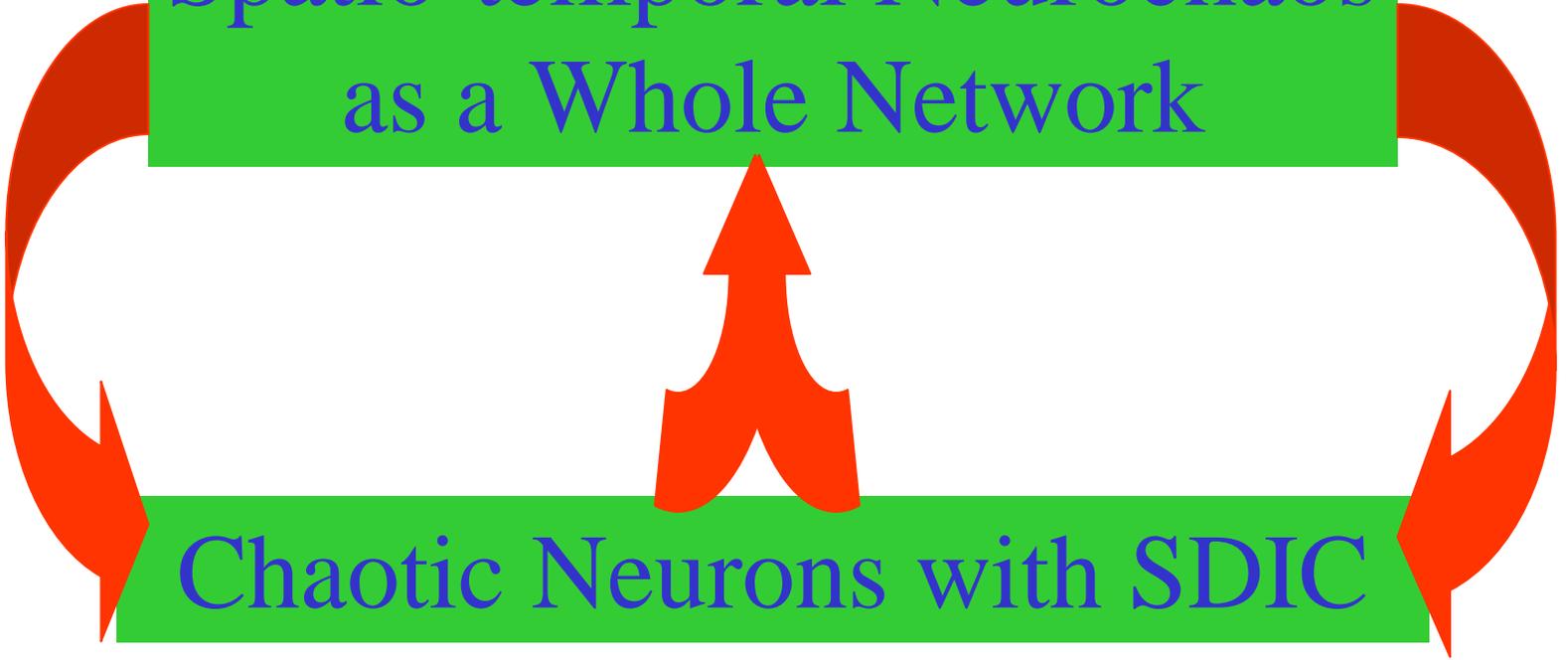
$$y(t+1) = ky(t) - \alpha \frac{1}{1 + \exp(-y(t)/\varepsilon)} + a$$



Spatio-temporal Neurochaos
as a Whole Network

Chaotic Neurons with SDIC

External Input



脳とカオス

脳のように直感的に問題を解く「カオスコンピューター」が開発された

私たちの脳は、直感的に物事を解決できる。その解決方法は、往々にして“いいかげん”なものだ。敵におそわれたときにけるルートを考えるなど、厳密性には目をつぶって、とにかくすばやく行動を決定することが必要だ。

そのような判断は、既存のデジタルコンピューターには苦手である。東京大学生産技術研究所の合原一孝教授は、ニューロンがアナログ的な情報処理を行うことが、脳の直感的な判断のカギをにぎっていると考えている。

脳は、デジタルとアナログをさまざまなレベルで使い分けている。ニューロンの状態は、興奮の有無だけをみればデジタルだ。しかし、その興奮を生み出す決める手となる、ニューロンの細胞膜がナトリウムイオンやカリウムイオンをどの程度通すかという情報はアナログである。ニューロンに複数の興奮が生じるときの間隔や頻度もアナログだ。

合原教授らは、ニューロンの応答が「カオス」とよばれるふるまいを示すことを実験によって証明した。カオスとは、決定論的な法則に従うにもかかわらず、その結果が予測不可能なカタチでゆらぐ性質のことだ。たとえば振り子の軌跡は単純だが、二つづなぐともはやそのふるまいは予測不可能になってカオス的になる。実は、カオス状態はアナログ情報からしか生まれない。脳が行う直感的な判断は、アナログ性がもたらすカオスに本質があるのではないか。

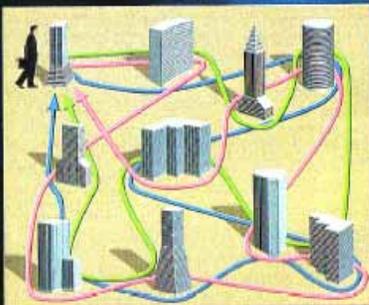
そう考えた合原教授は、東京電機大学工学部の堀尾善彦

教授と共同で、カオスのなふるまいを基本原理に組みこんだコンピューター・チップを開発した。このチップは、たとえば「巡回セールスマン問題」のような組み合わせ最適化問題を解くときに威力を発揮する。このような問題を既存のコンピューターがしらみつぶしの全検索で解こうとすると、途方もない時間がかかる。合原教授らが開発したカオス・コンピューター・チップは、こうした問題に直感的に取り組み、まるで脳のようなコンピューターなのだ。

「このチップが行う問題の解き方は、カオス的でいいかげんなものです。100点満点の解を探すのはあきらめます。そのかわり、非常に短い時間で、90点の答えを得ることができま。脳も、そういう直感的な情報処理が得意なのではないでしょうか」（合原教授）。

巡回セールスマン問題をカオスで解く

軌跡は、カオスの性質を利用して問題を解く過程をあらわしたイメージ。カオスを用いた五層では、いいかげんに選んだ一つの穴（通路）の周辺をしばらく検索し、しばらくするとまた別の穴を検索する。必ずしも一つの穴をいちはん深いところまで調べつくわけではない。このときの適切な“気がわり”を生み出す原因は、まさに予測不可能性をもつカオスの“ゆらぎ”にある。この方法を使うと、100点満点の答えにたどり着く保証はないが、多くの場合半時間で“90点の答え”にたどり着くことができる。

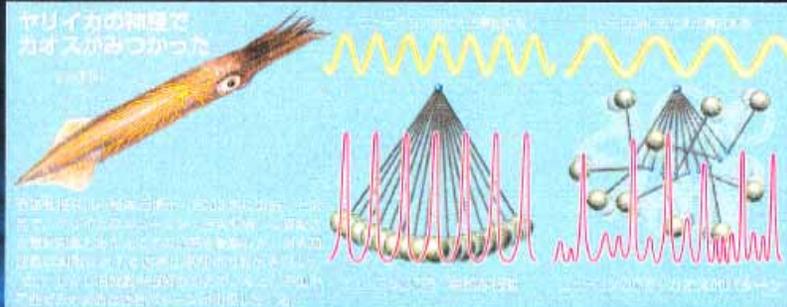


巡回セールスマン問題

セールスマンが、10個のビルを訪れる。それぞれのビルを1回ずつ訪問したいが、どのような順序でまわれば、総移動距離が最も短くなるだろうか。こうした問題は「巡回セールスマン問題」とよばれ、物流業界などでは現実的な問題だ。この問題を、仮にしらみつぶしにすべての道順の移動距離を測る方法で解くとする。ビルの数が10個のときは道順は約18万通りだが、ビルが20個だと10の16乗のオーダー、30個だと10の30乗のオーダーというように道順は爆発的に増加する。

いちばん深い穴はどこだ？

この図は、巡回セールスマン問題を解くときの過程をイメージ化したもの。この画面上にある一つ一つのほみが、巡回セールスマン問題における一つ一つの道順を意味する。くぼみの深さが深いほど、その道順での総移動距離が短いことをあらわす。つまり、最も深い穴がどこにあるのかがあてることができれば、巡回セールスマン問題の正解にたどり着いたことになる。すべてのくぼみの深さをしらみつぶしに検索するという方法は、いつか必ず正解にたどり着くが、いちじるしく単純な方法である。カオスの性質を利用しない方法できがすと、同じくくぼみを探るぐるぐる回ったり、一つの穴の奥で落ちこもってしまう穴を検索しにくくなったりする。



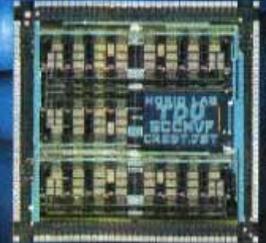
ヤリイカの神経でカオスがみつかった



デジタルコンピューター
今日普及しているコンピューターはデジタル情報のみを扱い、大きなクロックによって同期して動いている。また、「処理1を行ったら次は処理2を行う」というような、直列処理がなされる。

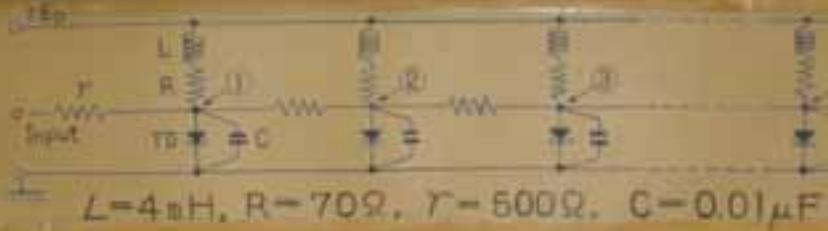


生物の脳
生物の脳は、デジタル情報とアナログ情報を巧妙に混在させている。また、それぞれのニューロンの活動には同期性が見られるときもあれば見られないときもある。複数のニューロンの処理は並列分散的に行われる。



合原教授と東京電機大学工学部の堀尾善彦教授との共同研究によって作成した「カオス・ニューラル・チップ」の写真。一つのチップの中に、カオスのなふるまをもつ5個のニューロンが再遊されている。これらのチップを用いて最大1万個のニューロンと1億個のシナプスからなるカオス・ニューラル・システムが構築可能である。（写真提供：東京電機大学工学部電子工学科堀尾善彦教授）

回路



$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + f(u) - w \\ \frac{\partial w}{\partial t} = bu - dw \end{cases}$$

2004 9 13



CHAOTIC NEURO-COMPUTER
CREST
&
ERATO JST





CHAOTIC NEURO-COMPUTER
CREST
&
ERATO JST



Chaotic

Neuro

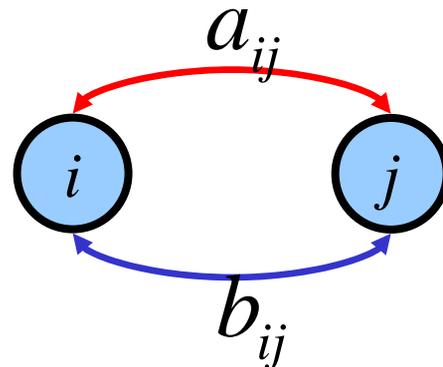
Computer

CREST
&
ERATO JST

2. 二次割り当て問題 (QAP)

行列A: i, j の距離 a_{ij}

行列B: i から j への関係 b_{ij}



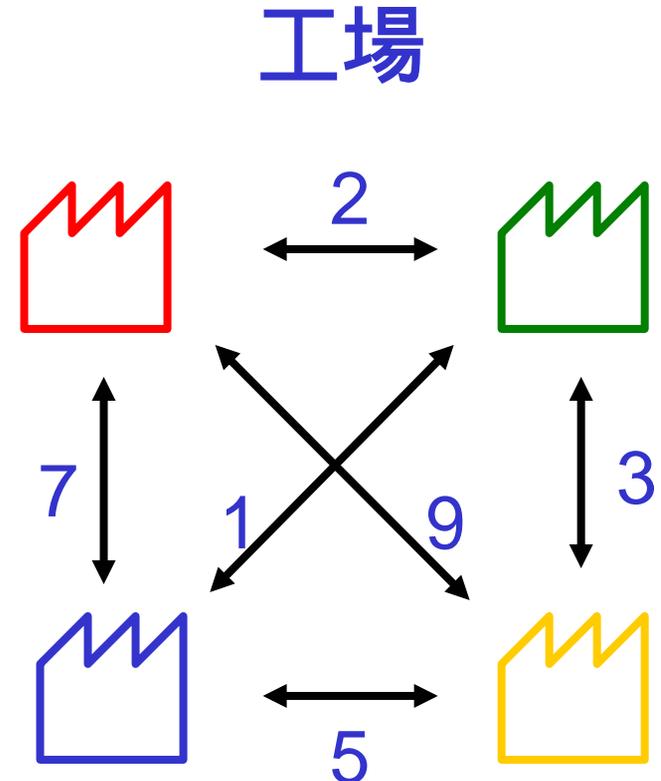
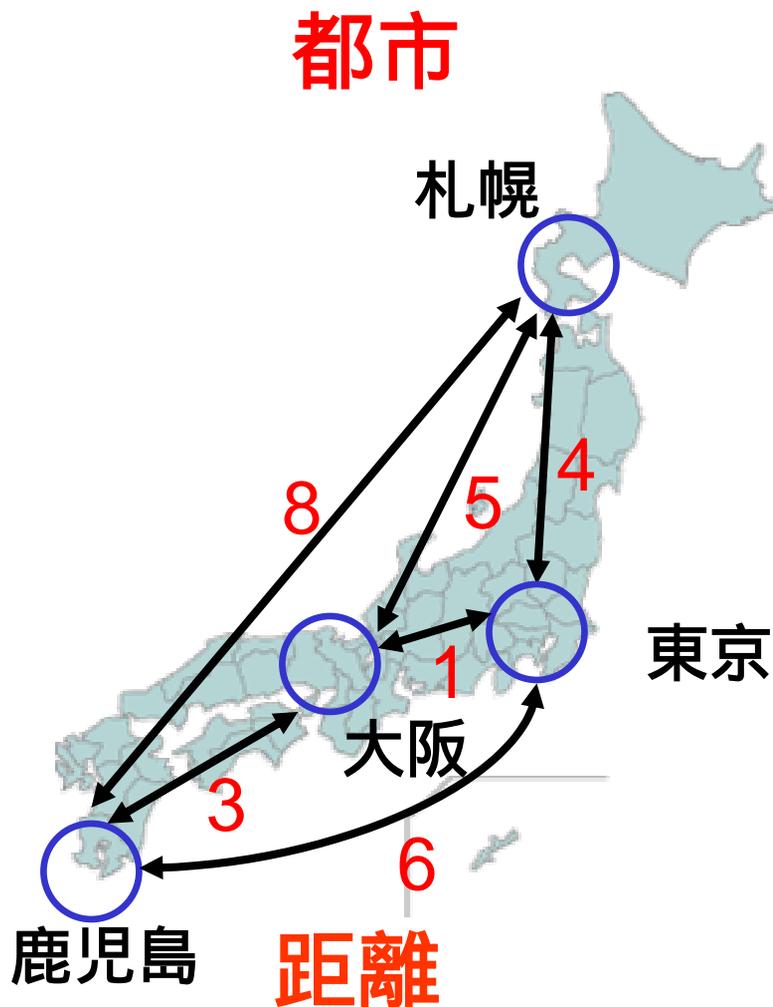
「距離」×「関係」の総和を最小にする組合せを求める

$$F^P = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{p(i)p(j)} \quad p : (1, \dots, n)$$

F^P を最小にする置換 p を求める

QAPの具体例(工場配置問題)

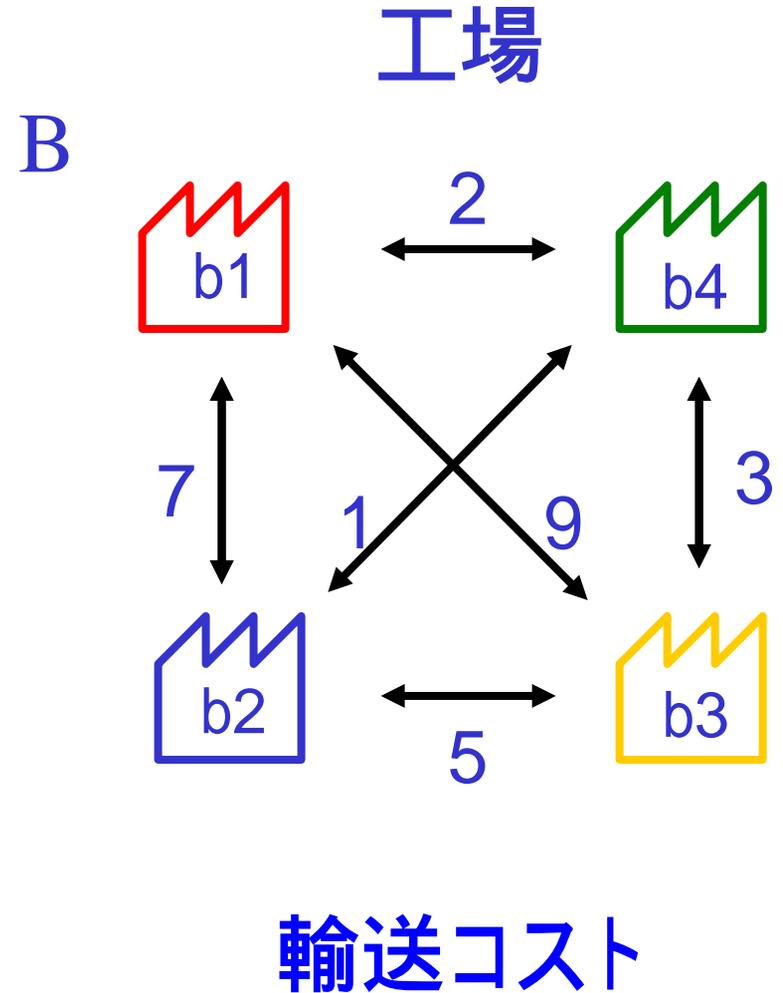
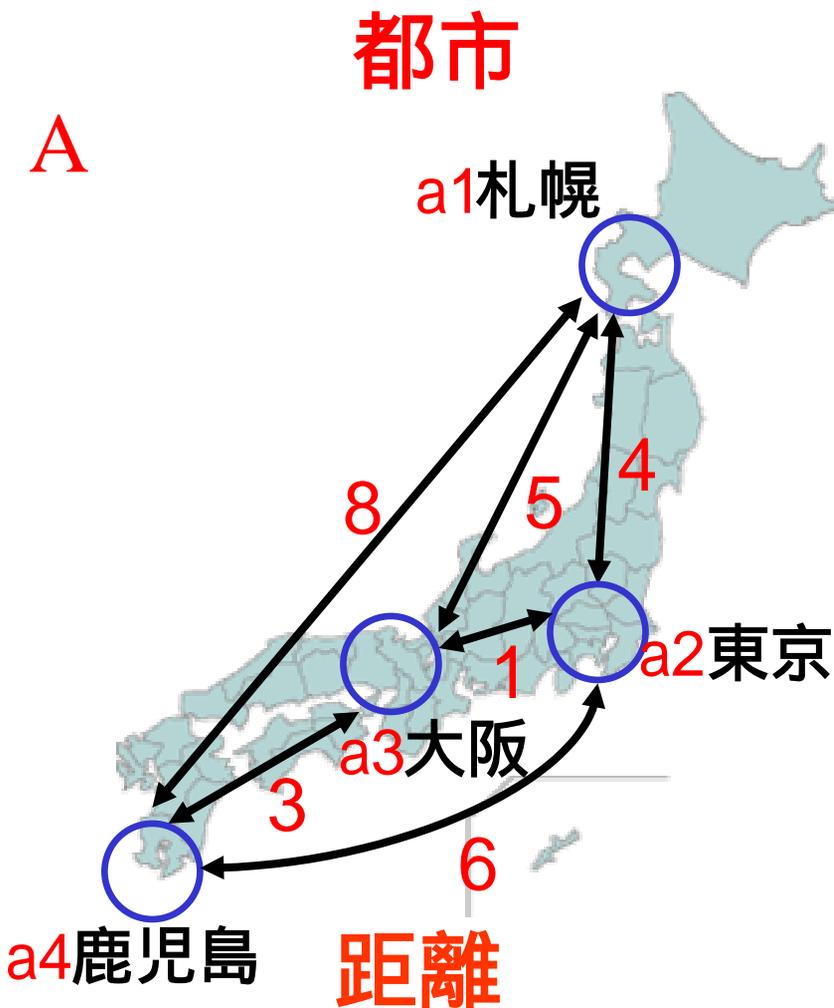
コスト最小となる都市と工場の組み合わせを求める



輸送コスト

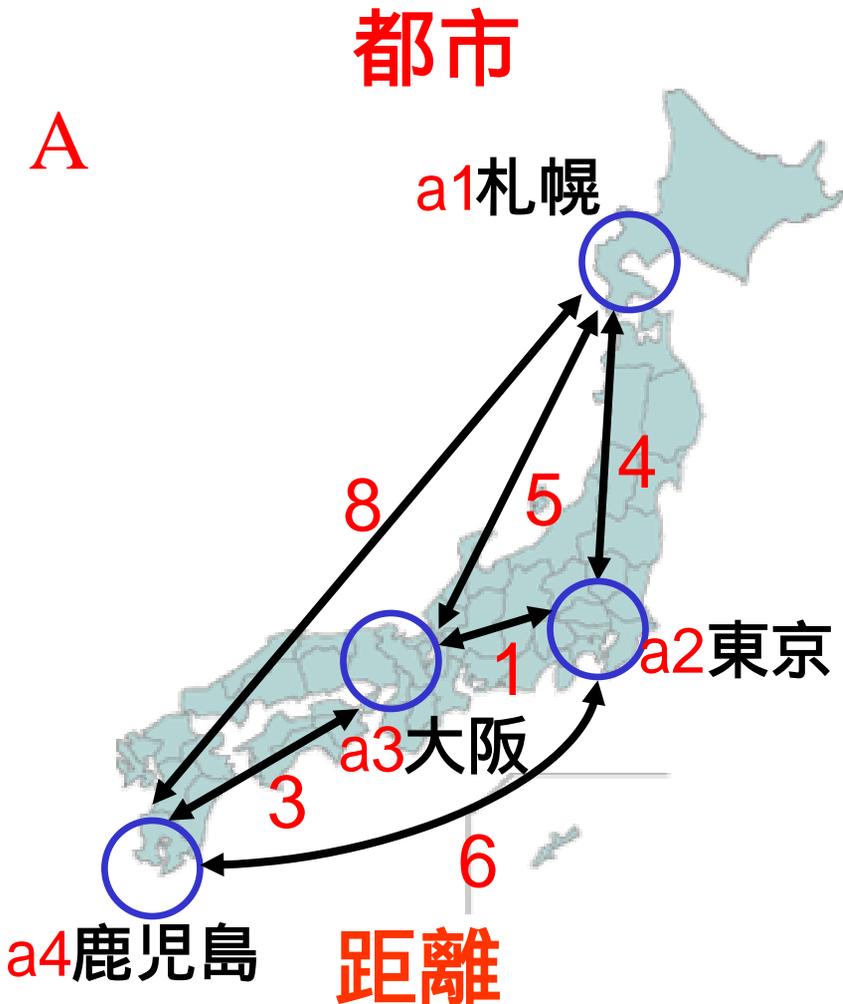
QAPの具体例(工場配置問題)

コスト最小となる都市と工場の組み合わせを求める



QAPの具体例(工場配置問題)

コスト最小となる都市と工場の組み合わせを求める



A

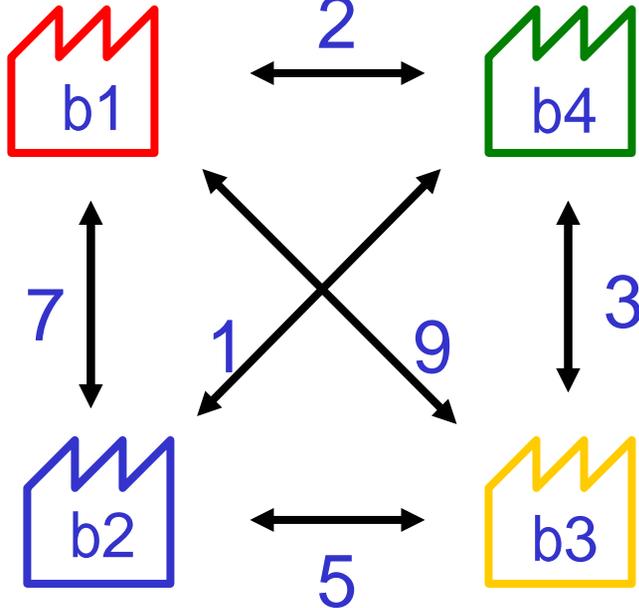
0	4	5	7
4	0	1	6
5	1	0	3
7	6	3	0

QAPの具体例(工場配置問題)

コスト最小となる都市と工場の組み合わせを求める

工場

B



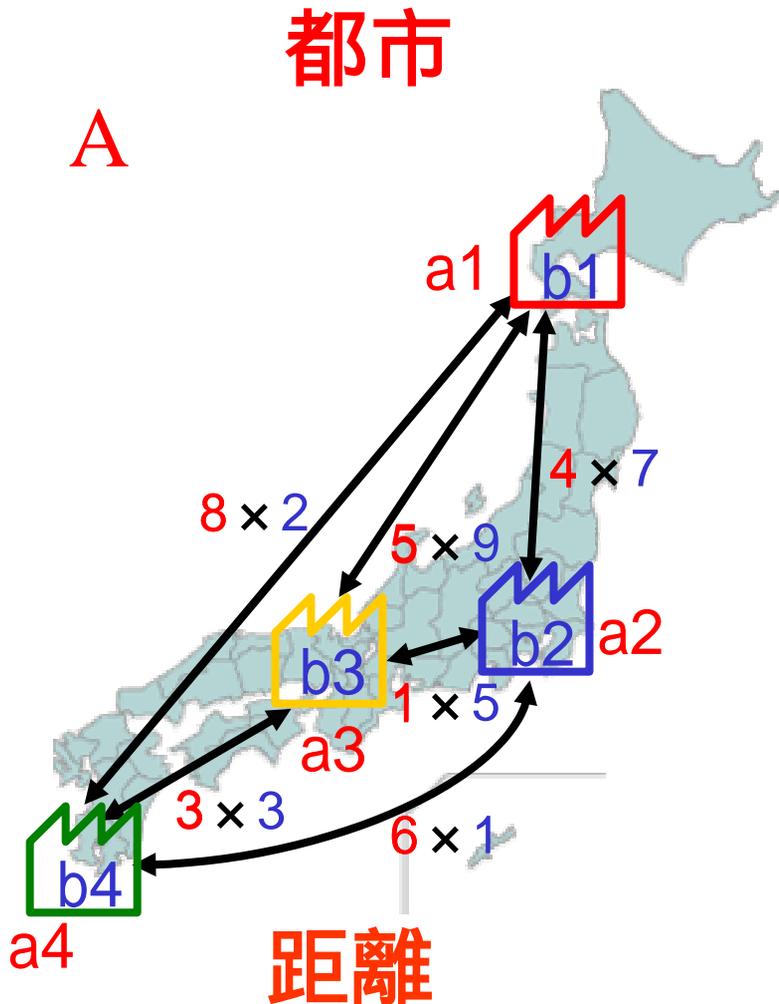
B

$$\begin{bmatrix} 0 & 7 & 9 & 2 \\ 7 & 0 & 5 & 1 \\ 9 & 5 & 0 & 3 \\ 2 & 1 & 3 & 0 \end{bmatrix}$$

輸送コスト

QAPの具体例(工場配置問題)

コスト最小となる都市と工場の組み合わせを求める



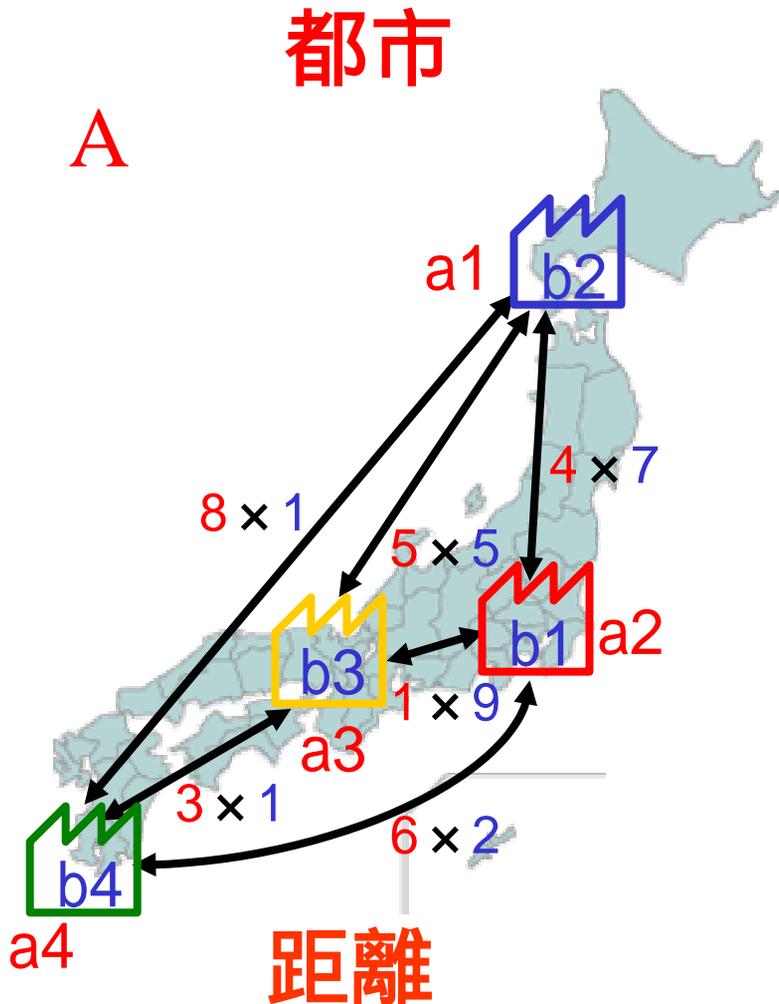
目的関数

$$F^P = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{p(i)p(j)}$$

$$\begin{aligned} &= 0 \times 0 + 4 \times 7 + 5 \times 9 + 8 \times 2 \\ &+ 4 \times 7 + 0 \times 0 + 1 \times 5 + 6 \times 1 \\ &+ 5 \times 9 + 1 \times 5 + 0 \times 0 + 3 \times 3 \\ &+ 8 \times 2 + 6 \times 1 + 3 \times 3 + 0 \times 0 \\ &= 218 \end{aligned}$$

QAPの具体例(工場配置問題)

コスト最小となる都市と工場の組み合わせを求める

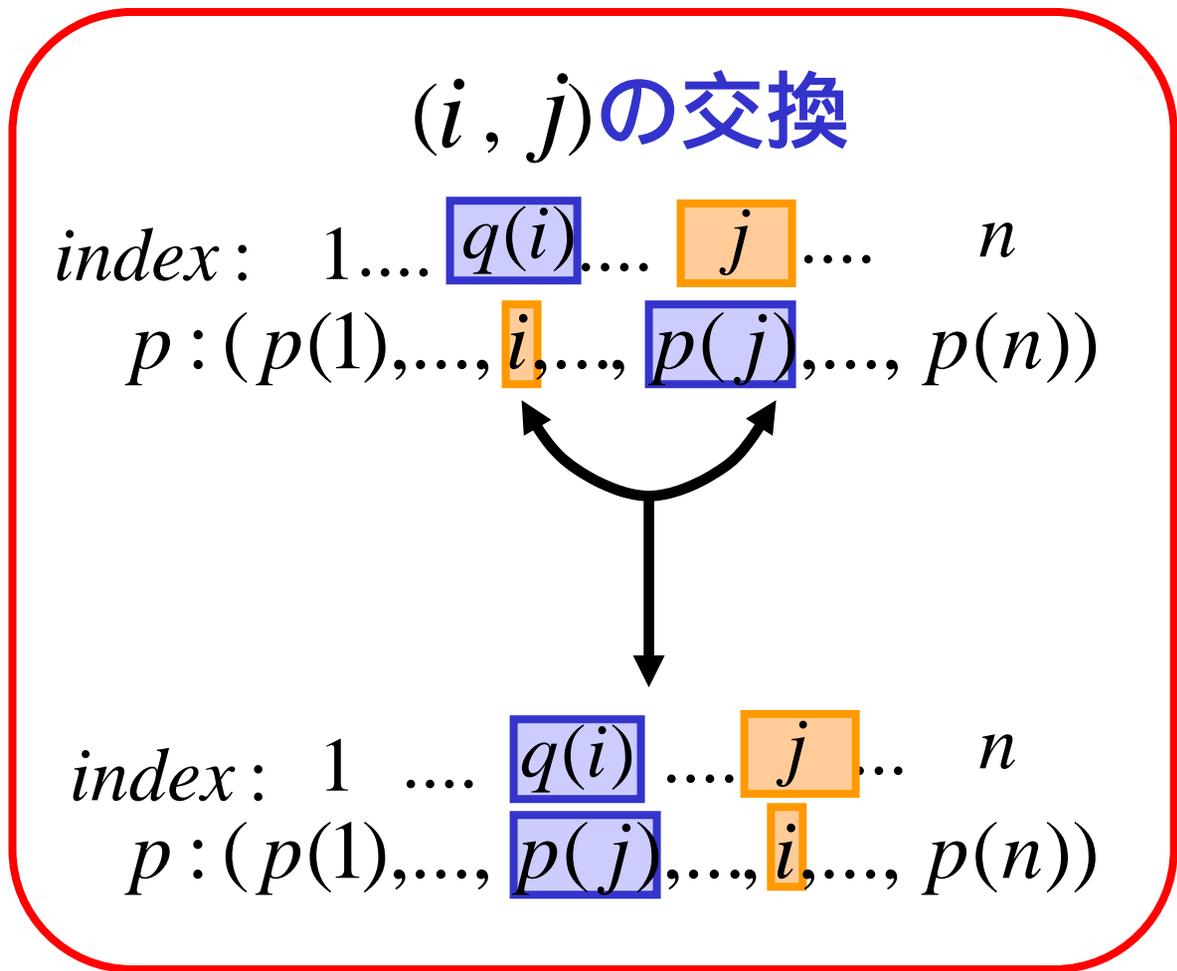
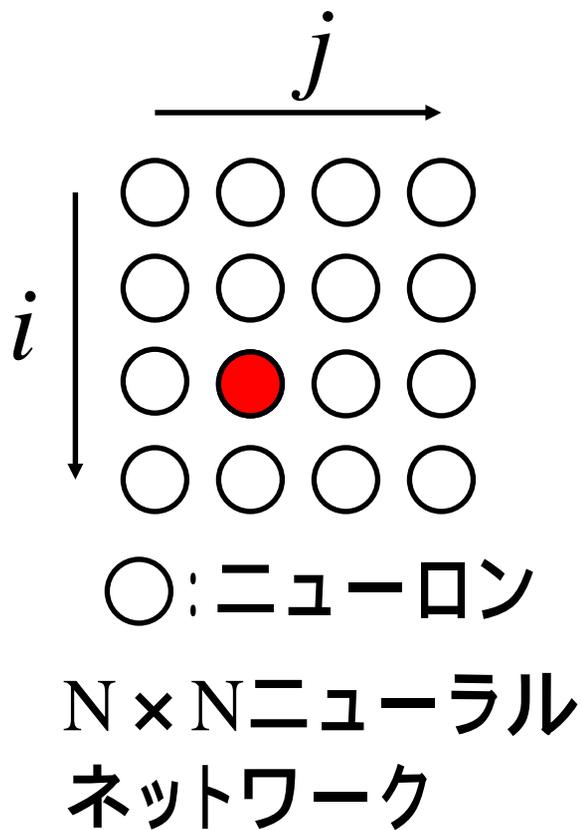


目的関数

$$F^P = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} b_{p(i)p(j)}$$

$$\begin{aligned} &= 0 \times 0 + 4 \times 7 + 5 \times 5 + 8 \times 1 \\ &+ 4 \times 7 + 0 \times 0 + 1 \times 9 + 6 \times 2 \\ &+ 5 \times 5 + 1 \times 9 + 0 \times 0 + 3 \times 1 \\ &+ 8 \times 1 + 6 \times 2 + 3 \times 1 + 0 \times 0 \\ &= 190 < 218 \end{aligned}$$

3. カオスニューラルネットワーク を用いた解法



カオスニューロンモデル

(i, j) の割り当てを評価する内部状態項

$$\xi_{ij}(t+1) = \beta \left\{ F_1^P(t) - F_{ij}^P(t) \right\}$$

他のニューロンからのフォードバック入力, $(p(j), q(i))$ のタブー効果に関する内部状態項

$$\eta_{ij}(t+1) = -W \sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n x_{kl}(t) + k_r \eta_{ij}(t) - \alpha x_{p(j)q(i)}(t) + \theta$$

(i, j) のタブー効果に関する内部状態項

$$\zeta_{ij}(t+1) = k_r \zeta_{ij}(t) - \alpha x_{ij}(t) + \theta$$

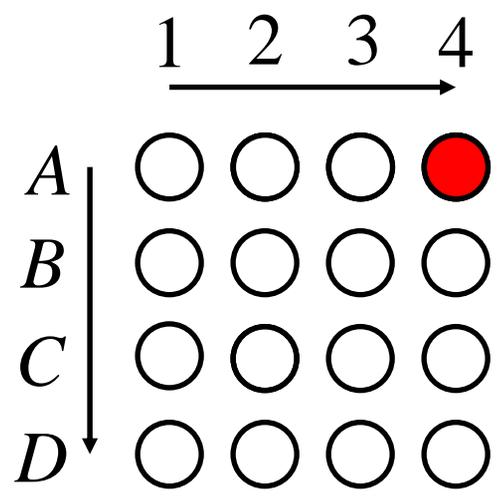
ニューロンの出力

$$x_{ij}(t+1) = f \left\{ \xi_{ij}(t+1) + \eta_{ij}(t+1) + \zeta_{ij}(t+1) \right\}$$

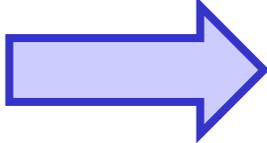
非線形出力関数

$$f(y) = \frac{1}{1 + \exp(-y/\varepsilon)}$$

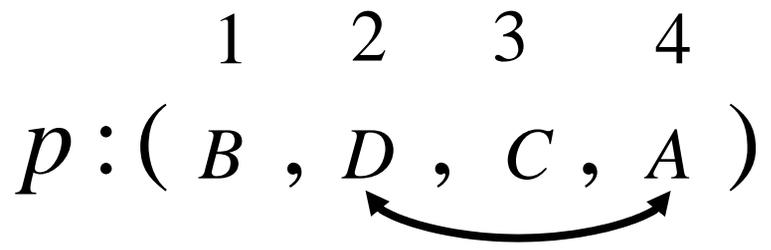
ニューラルネットワーク



(A, 4)発火



順列の入れ換え



● 発火

○ 非発火







