

自己組織化マップを用いた加速器運転支援システムの設計

榊 泰直¹

日本原子力研究所 大強度陽子加速器施設開発センター
〒319-1195 茨城県那珂郡東海村白方 2-4

概要

ビーム品質を最高性能に維持しながら、加速器を長時間運転するために、「自己組織化マップ(SOM)」を用いたオンライン運転支援システムを提案する。このシステムを完成させるには、コミショニング段階から、数多くの「運転時データ」を用意する必要があるが、視覚的に運転者が理解しやすいデータを表示してくれ、加速器で起こりえるトラブルを推測できる様になる大きなメリットがある。

今回は、これまでに行っていた SOM を用いた、加速器でのパラメータの変動と外乱因子の相関関係解析法を説明し、SOM の有効性を示すとともに、将来有効となるであろう SOM を用いたオンライン運転支援システムの設計概念を報告する。

1. はじめに

これまでに、我々は「自己回帰モデル」を利用し、ノイズ寄与率解析が加速器システムの複雑な外乱構造を解析する上で非常に有効であることを示してきた^[1]。だが、この手法は解析者に手法に関する多くの知識や経験が必要であり、変動解析のファーストステップとして用いることは推薦できない。

そこで、変動解析のファーストステップとして、SOM を利用することを思い付き、客観性を持った解析データが誰でも簡単に得ることができないか検討し、SOM が変動解析のファーストステップツールとして有益な情報を提供し、専門的な知識を必要とする「自己回帰モデル」手法への橋渡しとして、十分な機能をもつことを示した^[2]。

ところで、検討された SOM 変動解析法は、いわゆる事後解析(オフライン解析)であり、加速器状態をリアルタイムに予測し、運転者に大きな情報量を提供するものではない。そこで、SOM をリアルタイムに実行し運転支援に用いることができれば、予測的に問題解決ができる可能性があると考え始めた。

本文では、SOM アルゴリズムを説明した後、SOM による加速器変動解析について述べ、最後に予測的な運転支援システムを行える可能性をもつ「オンライン SOM」について述べる。

2. 自己組織化マップ

2.1 SOM アルゴリズム

コホネンは、生物の脳の情報処理の仕方を以下のような簡単な式にまとめている^[3]。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (1)$$

この式は、時刻 t での情報処理能力を $m_i(t)$ とするとき、外部から入力信号 $x(t)$ が入ってきた場合、(1)式は $x(t)$ を用いて学習し、次の時間 $t+1$ には、入力信号により近い $m_i(t+1)$ なる情報処理能力を持つようになることを意味する。 $h_{ci}(t)$ は学習率係数と呼ばれる重み関数で、学習時に必要な関数であり後述する。

2.2 自己組織化マップの生成

SOM は、図 1 の様に入力ベクトル層、出力ベクトル層の 2 階層から成っている。

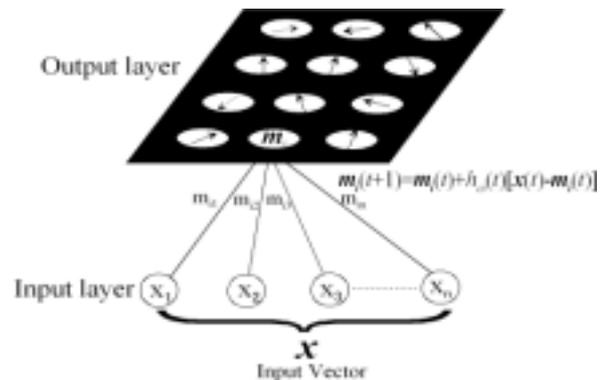


図 1: SOM の入力ベクトル要素と出力ベクトル要素との結合の様子。

まず、(1)式の説明を行う。入力層の入力ベクトル x は、 n 個の要素 x_n を持っているとするれば、出力層のベクトル m_i も n 個の要素 m_{in} をもつ様にする。その結果、出力層のベクトルは、入力層ベクトルの値が繰り返し(1)式に入力されれば、入力ベクトルの情報が出力ベクトルに記憶されていく。

ここで、学習させるべき出力ベクトル m_i をどのように選択するかが、問題となる。その選択を行ううえで、ユークリッド測度が用いられる。つまり、出力層ベクトルの中からユークリッド距離 $|x - m_i|$ を最小にするベクトルを探し、そのベクトルを「勝者ベクトル(m_i)」として選択し、それを(1)式により学習させるものとする。

このとき、同時に勝者ベクトル m_i 近傍の領域 N_c に入るベクトルも同時に学習させる。 N_c 以外の領域にあるベクトルは学習させないものとする。よって、この過程を学習率係数 h_{ci} で表せば、

$$h_{ci} = \begin{cases} (t) & (i \in N_c) \\ 0 & (\text{それ以外}) \end{cases}$$

¹ E-mail: sakaki@linac.tokai.jaeri.go.jp

となる。なお、 (t) は学習させる回数 T に近づけばゼロとなるよう(2)式を利用する。

$$(t) = \sigma(1-t/T) \quad (2)$$

以上の過程をふまえて、図2にSOM学習過程の概説図を示す。まず、初期状態として、可能な限りランダムな出力層ベクトルを用意する(図中の矢印はベクトルを意味する)。

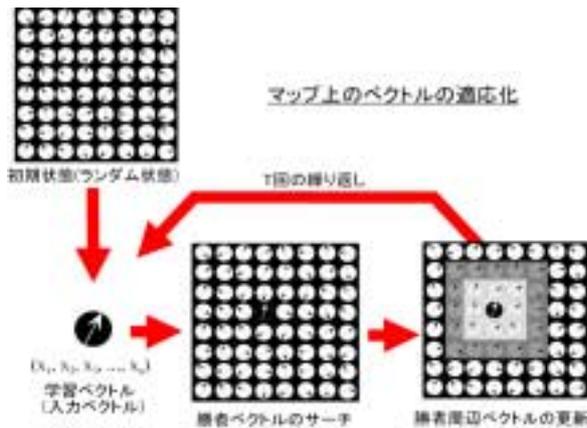


図2:SOM学習の概略説明図。

この出力層に対して、入力ベクトルの勝者ベクトルを検索させ、その近傍ベクトルを学習させることを繰り返していく。その結果、自己組織的に似たもの同志のベクトルが、ある領域に集合する。

3.自己組織化マップの加速器への応用

この様に、SOMを用いれば、入力データをベクトルのように扱うことのできるものに対して「似たもの同士」の参集(パターンマッチによるグルーピング)が可能となる。さらに、SOMは、「教師なし学習」という、学習タイプに属するために、「教師」つまり「解析者がこれまで経験してきたこと」を必要とせず、客観的なパターンマッチが可能である。これにより、解析者の主観的な解析結果になりにくく、さまざまな解析を開始する際に、ファーストステップデータとしては非常に有益である。

3.1 加速器の不安定挙動解析

これまで、著者は「自己回帰モデル」を用いた変動解析を行ってきた。この解析は、外乱因子のフィードバック構造を明らかにすることができ、非常に有益な解析方法であるが、反面、この解析にはデータの読み方などの解析に関して精通している必要があり、初心者や初期の変動解析には向いていないと感じている。そこで、SOMを用いたパターンマッチングで変動因子の相互関係が確認できないかと考えた。

そこで、大阪大学産研の加藤助教授の協力を得て、阪大産研電子ライナックのデータを頂いてSOM解析を行った。大阪大学では、これらのデータで「自己回帰モデル」によるノイズ寄与解析を行っておりSOMとの解析結果の比較も期待できる。

SOMによる解析は次の手順によって行った。まず、全てのデータにFFTをかけて、周波数領域のパワースペクトルを求める。そのパワースペクトルを入力ベクトルとして、SOMを学習させその結果を見る。SOMの表示を行う際には、各出力ベクトル間の距離を色分け(距離が近いベクトルは白、遠ければ黒)し、視覚的に入力ベクトルの類似を表現する。

図3に、大阪大学のLバンドライナックで収集されたデータを示す。上部には、RF位相のデータ、下部には同時計測された外乱因子のデータが示されている。データを一見するだけでは、RF位相が何によって変化させられているのかわかりにくい。

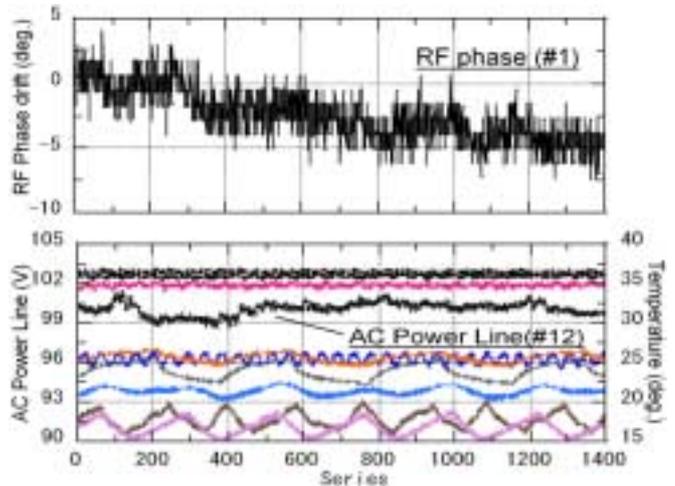


図3: 同時計測された大阪大学電子ライナックのRF位相変動データと、各外乱因子のデータ。

これらのデータを、SOM解析する。SOMは、図4で示されるような画面手順で、筆者によって設計・製作されたWebサーバーSOMシステムに、送信することで自動的に得られるように効率化されている^[3]。

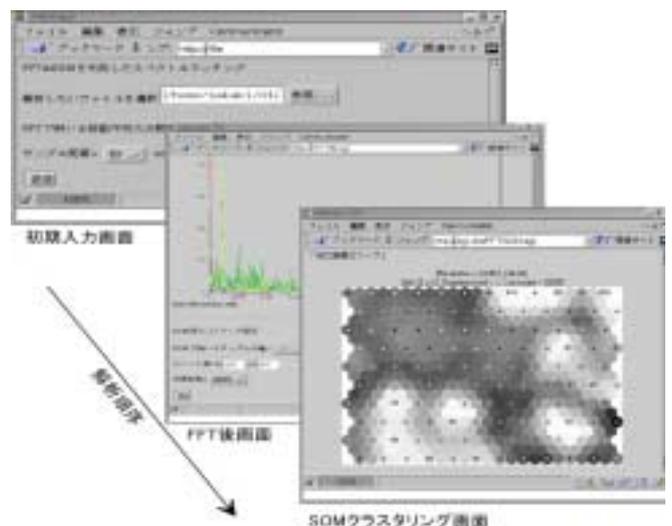


図4: WebブラウザからのSOM解析。SOMでは、ユークリッド距離の近いベクトル領域を白く、遠い領域になるほど黒く表示する。

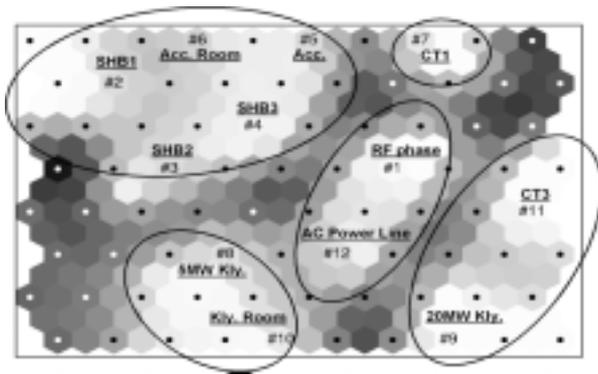


図 5: 大阪大学電子ライナックでの SOM。

このデータは、小西と猪坂^{[4][5]}によってノイズ寄与率解析がなされており、RF フェーズには AC Power Line の寄与が大きいことがわかっている。

SOM 解析してみると、図 5 で示されるように RF フェーズと高い類似性を持つベクトルグループには、AC Power Line が含まれ、両者は最も似た変動パターンをしているものであると客観的に示されている。他にも数種類の外乱源のグループが形成されていることが見てとれるが、これらの結果はノイズ寄与率解析から得られているものと極めて一致し、SOM が「自己回帰モデル解析」への情報の橋渡しが行えるファーストツールであるといえる結果が得られた。

4. 加速器運転支援システム的设计

3 章までで、SOM が加速器の状態解析に十分有効であることを示すことができた。しかし、これまでの適用は、あくまで事後解析(オフライン)的に行われるものであって、これらのデータを用いてオンラインで何らかの予測を行うことはできない。高性能な加速器ビームが求められている現在の加速器の運転において、長時間に亘るビーム性能保証を行うためには、オンラインで予測的な運転支援(自動制御も含む)も考えられなければならない。

そこで、SOM を用いたオンライン運転支援システムについて検討することにした。

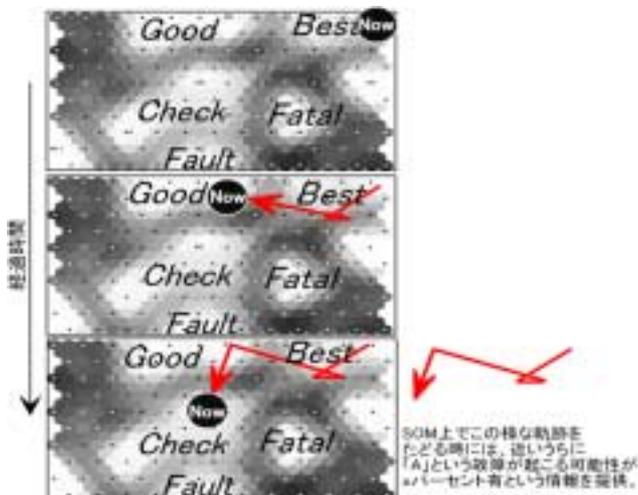


図 6: SOM を用いたオンライン運転支援の概念図。

図 6 に概念例として、オンライン運転支援に SOM を用いた際の図を示す。図の最上位に書かれた SOM は、ある機器の運転パラメータ、気温変化率等の環境因子パラメータの値等で構成された「入力ベクトル」から得られた“運転状態クラスタマップ”と仮定し、図中の「Now」と描かれたところが、現在の機器の状態を表すものとする。実際の加速器の運転と同様に時間の経過とともに、入力ベクトルの値を刻々と変化させると、「Now」の値が Best Good に変化する。そして、最終的に Good Check に変化している。この様に、オンラインで SOM を用いれば、これまでに経験したデータを使って学習された SOM という「機器状態のものさし」上で、ある「機器状態の軌跡」のパターンが得られることになる。

この様な軌跡パターンと機器の状態情報をオンラインで同時に記録していけば、ある軌跡パターンが起こった後に、機器がどのように振舞うか将来の状態の確率的な予測が可能となる。これは、「気象予報」の「降水確率」のような情報提供手段と同イメージである。この様な情報により、運転者は予測的に今後の対応を準備することができるようになり、長時間の運転においては、様々なリスクの低減に非常に効果的である。

現在、大強度陽子加速器での利用をターゲットにし、Windows マシン上でこの機能が実現できるようなソフトウェアの開発を計画している。

5. まとめ

本文では SOM アルゴリズムの説明と、現状成功しているオフラインでの加速器の変動解析、および現在設計中のオンラインでの SOM による運転支援システムについて記述した。オンラインで SOM 運転支援システムを構築する際には、この様なマップを得るために、膨大なデータの中からどのような入力ベクトルを選択すべきか、今後に残された大きな課題である。しかし、本手法が軌道にのれば、これまでの加速器運転を大きく変えるものとなり、新たな発展が期待できよう。

これらは、情報学(データマイニング)においても萌芽的な応用研究分野となっており、情報学のカテゴリーからも発展させたい研究である。

参考文献

- [1] 神: “電子線型加速器のビームエネルギーの統計的解析とその制御”, 計測自動制御学会論文誌, 35-10, 1283/1291 (1999).
- [2] H.Sakaki: “Cluster analysis server system using Self-Organizing-Maps(SOM)”, Proc. of the 13th Sympo. on Accelerator Science and Tech., 479/481 (2001).
- [3] T.Kohonen: “SELF-ORGANIZING MAPS”, Springer-Verlag Japan (1996).
- [4] 小西: 大阪大学大学院 修士論文 (2001).
- [5] 猪坂: “自己回帰モデルによる電子ライナックの安定性の研究”, Proc. of THE 26th LINEAR ACCELERATOR MEETING IN JAPAN, 104/106 (2001).