

## Optimal beam orbit generation using neural network algorithm

Y.Hitaka<sup>A)</sup>, M.Shirakata<sup>A)</sup>, H.Sato<sup>A)</sup>

M.Yokomichi<sup>B)</sup>, M.Kono<sup>B)</sup>

<sup>A)</sup> KEK PS

1-1 Oho, Tukuba-shi, Ibaraki, 305-0801

<sup>B)</sup> Faculty of Engineering, Miyazaki University, Miyazaki

1-1 Gakuenkibanadai-nishi, Miyazaki-shi, 889-2155

### Abstract

At the KEK 12GeV-PS main ring, when the least square method is applied to correct whole beam orbit all at once, it remains unacceptable beam loss. Then it is necessary to adjust the local positions of the beam orbit by hands with the beam loss monitors until the beam loss is suppressed under an acceptable level. However, the orbit generated by this way isn't satisfied the minimum-loss condition. In this paper, a new method is proposed. It focuses a fact that the beam loss distribution depends on the shape of the beam orbit and formulates this relationship to a functional approximation by using a neural network algorithm. Then, solving an optimization problem for generated network system, data of the beam shape which is more suitable for the beam loss of the accelerator can be obtained. The description of the system construction and experimental results are presented.

## ニューラルネットワークを用いた最適なビーム軌道の生成

### 1. 序論

シンクロトロン加速器主リングのビーム軌道調整は、ビームポジションモニタで測定したデータに対しCOD (Closed Orbit Distortion) を補正すれば良いだけではない。加速器にはビームポジションモニタの測定誤差やビームの通路である真空ダクトの据え付け誤差があり、これらが原因となってビームが真空ダクトに接触しビームを損失してしまう。したがってビームロスモニタによって測定されるこのビーム損失をできる限り発生させないように軌道調整を行う必要がある。

KEK 12GeV-PS主リングでは、加速器全周で測定されるビームポジションデータとビーム損失データをオペレータが相互に参照しつつ、加速器全周のビーム損失量を許容範囲まで低減するようにビームステアリング電磁石で軌道にローカルバンプを与え調整を行っている。この調整は基本的にトライ&エラーであるためこれまでの調整実績やオペレータの経験に依存しており、調整された軌道もそれが加速器にとって最もビーム損失の少ない軌道であるというわけではない。

ここで、軌道の変化に伴いビームの損失量に変化する事実に着目し、二者の相関を考える。この関係を対応させることができれば、各種最適化法の適用によってビーム損失量の少ない良好なビーム軌道を導出できることが期待される。

そこで、ビーム軌道とビーム損失との関係をニューラルネットワークによって学習させ、それを計算機上に表現する手法を提案する。ニューラルネットワークとは入力ベクトルを受けて出力ベクトルを生成するベクトル写像器であり、その写像の性

質はネットワーク内の結合荷重と呼ばれる自由変数の値によって定義される。

生成されたネットワークシステムから最適化によって理想的な軌道を導出する手法は、これまでの人の手による調整に比べ効率よくシステムティックな軌道調整法となることが期待される。

本論文の構成は次のとおりである。2章ではニューラルネットワークの概要と、KEK PS-MRへの適用を前提とした加速器主リングのビーム軌道とビーム損失との相関の具体的な学習法を示す。3章では最適化アルゴリズムについて説明する。4章では実際に収集したサンプルデータからネットワークを生成、最適化を行い、得られた結果を加速器に適用した際の結果と考察を示す。5章ではまとめと今後の課題について述べる。

### 2. ニューラルネットワークによるビーム軌道とビーム損失量との相関の同定

#### 2.1 バックプロパゲーション法の適用

ニューラルネットワークには幾つかの種類が存在するが、その中でも最も標準的なバックプロパゲーション法<sup>[1]</sup> (以下BP) を適用する。この手法は訓練時間の長さや局所最小値への到達などの問題もあるが、入出力関係が非線形、もしくは高次の相関を有する様々な問題に対し良好な結果を生み出してきた実績を持つ。図1ではBPに用いられるフィードフォワードネットワークの構成を示す。

入力層から中間層、中間層から出力層へ入力ベクトルが伝播する際は、入力各要素に結合荷重が掛

けられ中間層及び出力層の各ユニットでシグモイド関数  $f(x) = 1/(1+e^{-x})$  による操作を受けて出力ベクトルを生成する。この過程を経て生成された出力ベクトルと参照ベクトルとの誤差を僅少化するように結合荷重を修正してゆく過程が学習である。

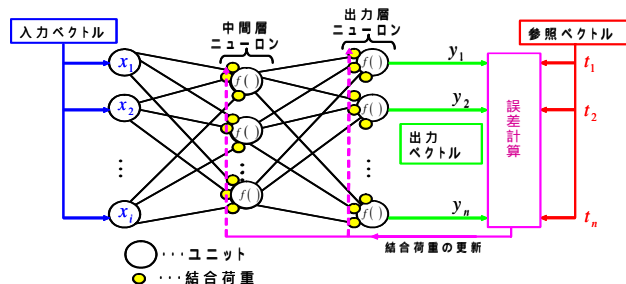


図1：フィードフォワードニューラルネットワーク

出力層での結合荷重の更新は、それに関係するユニットの出力と対応する参照ベクトルの要素との誤差を更新前の結合荷重で偏微分し、負の偏微分方向に結合荷重を調整する。中間層の結合荷重はそれに関係するユニットの出力すべてに影響するため、学習による更新の際は出力ベクトルと参照ベクトルとの誤差ベクトルの合成関数を偏微分する必要がある。BPにおいて中間層、出力層でシグモイド関数等を用いる理由は出力値をある範囲に拘束するためと、学習の際の偏微分に対応するためである。

生成されたネットワークが現実の問題に対し有益であるには、学習に用いる入力ベクトルと参照ベクトルを1組とする学習データと異なる入力を与えた場合に、ネットワークが問題に応じた適切な値を出力する能力（汎化性）を持たなくてはならない。これには問題に応じた適当な数の学習データが必要となり、基本的にそれは多いほど汎化性の高いネットワークの生成が期待される。

## 2.2 KEK PS-MRに対するデータ収集法及び学習法

加速器主リングの軌道調整は主リングへのビーム入射から加速直前までの区間や加速開始直後の軌道が大きく変化する箇所など、ビームサイズが大きい箇所でも可能な限りビーム損失を抑えることが肝心である。また軌道は水平方向成分、垂直方向成分と分けて順に調整が行われるが、KEK-PS主リングのビームダクトの断面は横長の形状であり、垂直方向に対しては軌道のわずかな変化がビーム損失の大小に敏感に影響するが、水平方向に関してはビームとダクトとのクリアランスに余裕があるため垂直方向程シビアな調整を必要としない。

したがって、今回は入射から加速直前までの区間におけるビームポジションデータの垂直成分と、ビーム損失量との関係をニューラルネットワークによって学習させる。学習データはある運転状態の軌道を元に、軌道の水平位置は固定で垂直方向に対しランダムに変化量を与えて収集する。

学習データからニューラルネットワークを訓練し、

最適化によって理想的なビーム軌道を導出したとする。このビーム軌道と同じ軌道を実際の加速器で実現するためには、運転中の軌道にローカルバンプを与えて調整する方法が安直に考えられる。しかし、ローカルバンプはパラメータ誤差が原因となって実際の軌道の変化量との間に差異があり、理論上は隣接する3台のステアリング電磁石を組み合わせた用いすることで他に影響を与えず局所的に軌道にバンプを与えるはずであるが実際はそうはならない。したがってこの手法で要求する軌道形を実現することは容易ではないと思われる。

また、現在運用されている軌道調整システムのうち、ビームポジションに関するデータ通信能力では限られたビーム調整時間内での収集可能なデータ量がネットワークの学習に対し不十分である。

そこで、ネットワークの学習データを収集する際は、元となる軌道から位置の変化量をランダムに決定した仮想的な軌道を生成し、この変化量に対応したステアリング電磁石への入力を導出した後に実際の軌道を動かしてデータを収集する。

したがって今回の学習では軌道を生成する際に導出する仮想軌道を学習データの入力とする。仮想軌道と実際の軌道には誤差があり、ビーム損失量と直接関係するのは実際の軌道であるが、ニューラルネットワークにはこの誤差を含んだ学習、すなわちステアリング電磁石の入力値の変化量に対するビーム損失量の変化を学習させる。

最適化の際はこの仮想軌道をチューニングすることで、最適ビーム軌道を間接的に生成する。この手法は軌道进行操作しても実際の軌道データを収集する必要がないため、学習データを効率よく収集できる。

## 3．SAによる軌道の最適化

最適化アルゴリズムにはこの問題が多峰性問題であると想定し、局所解の求解を回避し大域的最適解を得るためにSA (Simulated Annealing) を適用する。

これは降下法の変形であり、ある割合での劣解の採択を許容して局所最適解への収束を避けつつ、劣解の採択率を徐々に下げて大域的最適解を導くものである。SAアルゴリズムの詳細については文献<sup>[2]</sup>を参照されたい。

## 4．実験と考察

実験では現在のビーム軌道調整システムのデータ通信能力と限られたデータ収集時間を考慮し、主リングを4分割した2番目の区間(2-1D~2-7D)で28台中9台のステアリング電磁石を用い、図2の様に軌道に操作量を与え、データ収集を行った。このときの操作量は刻み幅を1mm、中心座標より最大±4mmまでの範囲とした。2-1D~2-7Dまでの仮想軌道のデータをBPの入力とし、リング全周のビーム損失データを参照出力としてBPの学習データとする。したがってネットワークの構成は7入力56出力となる。中間層のユニット数は56個とした。

2004年6月14日に約1時間で30組の学習データを収集した。学習はネットワークの出力と参照出力との差を0.002としたところ、約1時間で完了した。使用した計算機はCPUのクロック周波数3.2GHz、メモリ容量1GBの一般的なPCである。

生成したネットワークに対する最適化は、入力である仮想軌道に平均0、分散0.2の正規乱数を用いて中心位置より $\pm 3\text{mm}$ の範囲で探索を行った。解の評価は出力ベクトルの1ノルムで行った。最適化によって期待される結果を図3に、それを実際の加速器に適用した結果を図4に示す。

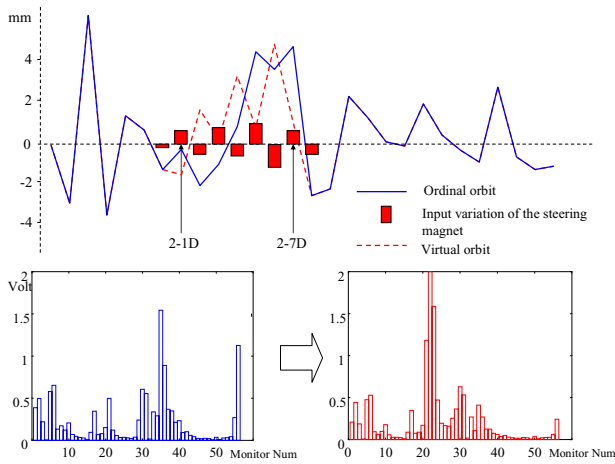


図2：ローカルキックによるビーム損失の変化

図4に示される結果はデータ収集から一週間後、2004年6月21日のものである。ビーム損失量は当日の軌道調整前と比較して若干ではあるが減少させることに成功した。ただし、図3のビーム損失を示すグラフ（棒グラフ）と比較してもわかるように、学習したネットワークに対し最適化を行って得られた結果から期待される程の効果を得ることはできなかった。

原因としては、まず学習データの不足と最適解の探索の不適切さが考えられる。今回生成したネットワークの汎化能力では解を探索する刻みの細かさに対応しきれなかったと思われる。学習データの不足に関しては、現在関連するシステムの更新を進めており、近日中により効率の良いデータ収集が可能となる予定である。

もう1つの原因としては、図4に示されるような日数経過による軌道やビーム損失量の変化、つまりは加速器の各種機器の状態変化の影響が考えられる。対策としては今回の様なオフラインでの学習に加え、オンラインでの学習を行うことで加速器の特性（軌道）の変化にネットワークを適応させてゆく必要がある。

## 5. まとめと今後の課題

今回の実験から幾つかの問題点が浮き彫りとなっ

たが、提案した軌道調整法はビーム損失を減少させるように働いた。これと同等の軌道操作を無作為に行えばビーム損失量はまず深刻な値となる。したがってニューラルネットワークを加速器の軌道調整に応用することは有効であると思われる。

今後の課題は判明した問題点を改善して高精度の学習を実現し、提案した軌道調整法を実用可能なものとするところである。

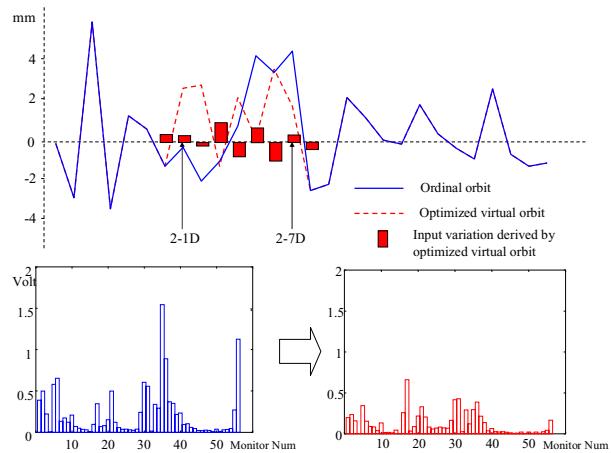


図3：最適化により期待されるビーム損失量の減少

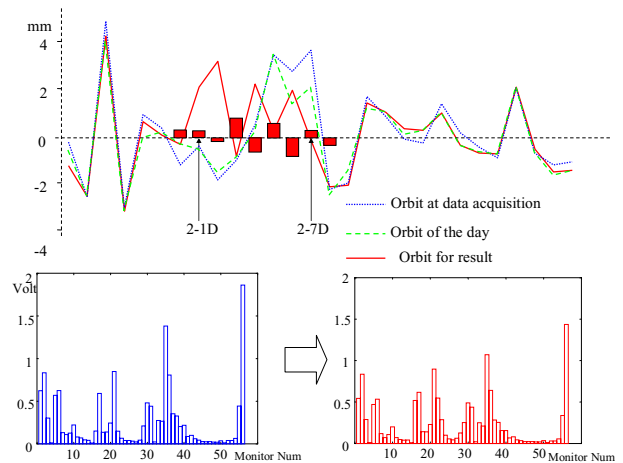


図4：実験結果

## 参考文献

- [1] PHILIP D. WASSERMAN 著. 嘉数侑昇, 古川正志, 森川一 共訳. “ニューラルコンピューティング-上級編-”, 森北出版, 1998
- [2] Colin R. Reeves 編, 横山隆一/奈良宏一/佐藤晴夫/鈴木昭雄/萩本和彦/陳 洛南---訳. “モダンヒューリスティックス-組み合わせ最適化の先端手法-”, 日刊工業新聞社, 1997