

# 人工知能による電子蓄積リング内周回電子の軌道補正

○石田孝司<sup>A)</sup>、大前良磨<sup>B)</sup>、保坂将人<sup>C)</sup>、持箸晃<sup>C)</sup>、高嶋圭史<sup>C)</sup>

<sup>A)</sup> 教育研究技術支援室 計測・制御技術系

<sup>B)</sup> 工学研究科 マテリアル理工学

<sup>C)</sup> シンクロトロン光研究センター

## 概要

あいちシンクロトロン光センターの電子蓄積リング内を周回する電子の軌道を人工ニューラルネットワークによって補正するプログラムを作成し、その学習を行った。また学習済みの人工ニューラルネットワークが導いた答えに基づいて実際に軌道補正を行い、現在用いている解析的手法に比べて同等の補正が行えることを確認した。

## 1 背景と目的

教育・研究技術支援室計測・制御技術系第4技術班は、あいちシンクロトロン光センターにおいて光源加速器の運転・制御とそれによって発生させたシンクロトロン光を利用するビームラインの運用、さらにはそれらの高度化を担っている。シンクロトロン光とは運動する荷電粒子（あいちシンクロトロン光センターの場合は電子）をローレンツ力によって曲げることで得られ、①赤外～硬 X 線領域の光が得られる②極めて輝度が高い③指向性が高いといった特徴を備えていることなどから、物質科学や材料工学をはじめとする幅広い分野で学際的に利用されており、基礎研究のみならず産業利用も活発に行われている。

安定した高品質のシンクロトロン光を発生させるにはその発光点となる電子の軌道を安定させることが必須であり、現在は条件付き固有値分解法<sup>[1]</sup>によって加速器立ち上げ直後に1日1回の軌道補正を行っている。しかしながら図1に示すように軌道補正を行ったのちも次第に軌道がその基準からずれていくことが確認されている。

時刻	基準軌道からのずれ [μm]
09:00	0
10:00	5
11:00	10
12:00	15
13:00	20
14:00	-5
15:00	10
16:00	15
17:00	25
18:00	35

図1 典型的な軌道位置の時間変化。横軸は時刻で縦軸は基準軌道からのずれをマイクロメートルの単位で測ったもの。様々な成分を持った変動があることが分かる。

軌道のずれは分（ふん）から時間オーダーの周期的変動や 1 日を通じてのベースラインのシフトがあり、これまでの研究によって電子蓄積リングが設置してある加速器室内の気温の変化がその原因のひとつと考えられている<sup>[2]</sup>。この気温変化は装置のわずかな変形を引き起こし、これによって軌道がずれてしまったかのように観測されることが可能性として推察さる。また軌道のずれは空調だけではなく電磁石等を冷却するための冷却水の水温安定性にも依存すると思われる。さらに電子蓄積リングは周長が 72m あり、これらの温度変化は場所によって異なる。このように軌道変動の直接・間接の要因やそれらの連鎖の関係は多様であり、周囲の環境をも含んだ装置全体のモデル化は極めて複雑である。このような状況を踏まえ、従来の解析的な軌道補正法の置き換えとなる候補として試験的に人工ニューラルネットワークによる機械学習を行い、それによって軌道補正が可能かどうかを検証し、さまざまな要因による効果を自動的に含んだ人工ニューラルネットワークを将来開発することができるかの実現可能性を探ることが今回の目的である。

## 2 現在の軌道補正法

図 2 の最外周にある多角形状のものが電子蓄積リングであり、赤い矢印で示したところに電子の位置を測定する BPM (Beam Position Monitor) が、青い矢印で示したところに電子を偏向させることによってその軌道を補正するためのステアリング電磁石が設置されている。

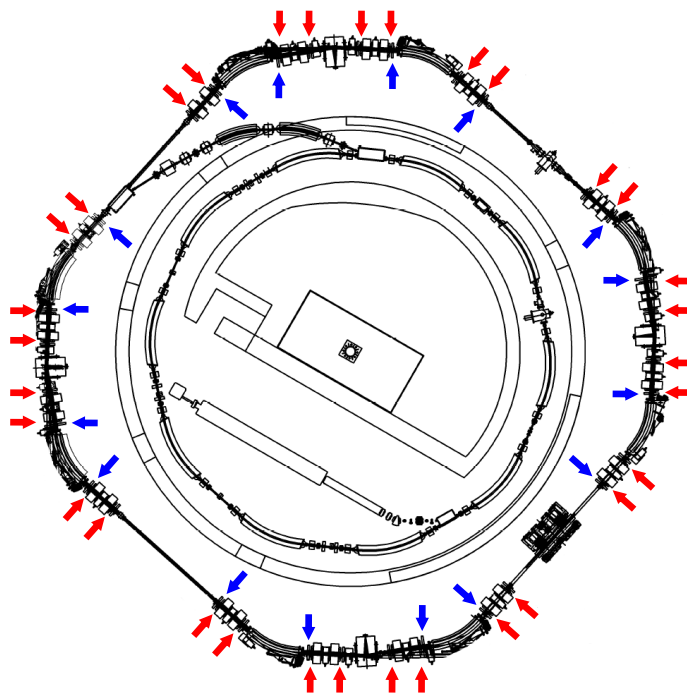


図 2 電子蓄積リング。最外周の多角形状のものが電子蓄積リングである。  
電子ビームの位置を測定する BPM が置かれている位置を赤い矢印で、  
軌道を補正するためのステアリング電磁石が置かれている位置を青い矢印で示した。  
BPM の数は 32、ステアリング電磁石の数は 16 である。

現在は各 BPM で得られた電子の位置情報を元に、各ステアリング電磁石に流す望ましい電流値を条件付き固有値分解法を用いた計算によって求めている。この計算が仮定することは以下のとおりである。今、あるステアリング電磁石 A に流す電流を変更した場合、BPM が置かれたすべての位置において電子軌道が変更されるのであるが、受ける影響の大きさは場所によって異なる。また別のステアリング電磁石 B に流す電流を変

更した場合、電子軌道のされ方は先の場合とは異なる。両方のステアリング電磁石に流す電流をともに変更した場合、その効果は別々に変更した場合の和になることを現在のモデルは仮定している。また BPM は 32 台、ステアリング電磁石は 16 台、すなわち観測量の方が制御量よりも多いため、BPM が設置されているすべての位置で電子ビームを基準軌道に合わせることはできない。この点においては現在の計算法は最小二乗法と等しい結果を与える。

### 3 人工ニューラルネットワーク

#### 3.1 パーセプトロン

人工ニューラルネットワークを構成する最小単位は「パーセプトロン」、「ニューロン」、「ノード」、「ユニット」と呼ばれ、図3左の青い円によって模式的に示したような多入力1出力の演算を行う。

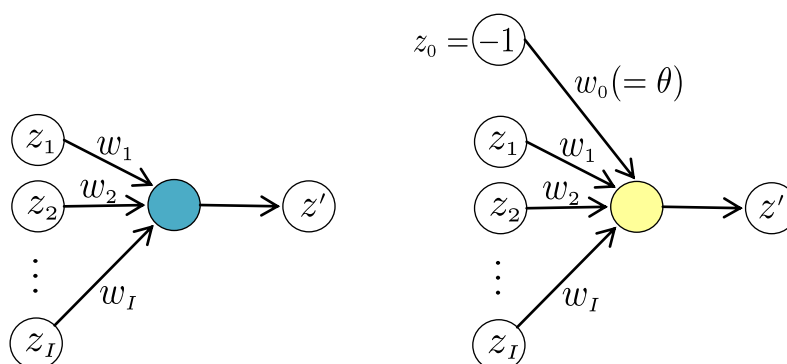


図3 パーセプトロンの演算内容を模式的に表したもの。  
左右の各図とも左が入力で右が出力である。  
演算の詳細は本文を参照のこと。

入力値は平等ではなく、それぞれに対して決まった重みが乗じられ、まずその和が計算される。さらにそこから定数である閾値を引いたものがユニットへの総入力となる。すなわち、各入力値を  $z_i$  ( $i=1\sim I$ )、それらに対応する重みを  $w_i$  ( $i=1\sim I$ )、閾値を  $\theta$  とすると総入力  $u$  は

$$u = \sum_{i=1}^I w_i z_i - \theta$$

と表すことができる。ここで値が常に-1であるような0番目の入力値  $z_0$  を導入し、閾値  $\theta$  を改めて  $w_0$  とおけば、上式は

$$u = \sum_{i=0}^I w_i z_i$$

のように簡略化できる。さらに出力は総入力  $u$  を変数とした関数の値となり、この関数は活性化関数と呼ばれる。活性化関数については次節で述べる。

#### 3.2 順伝搬型ニューラルネットワーク

パーセプトロンを複数組み合わせることで図4のようなネットワークを構成することができ、これを順

伝搬型ニューラルネットワーク呼ぶ。

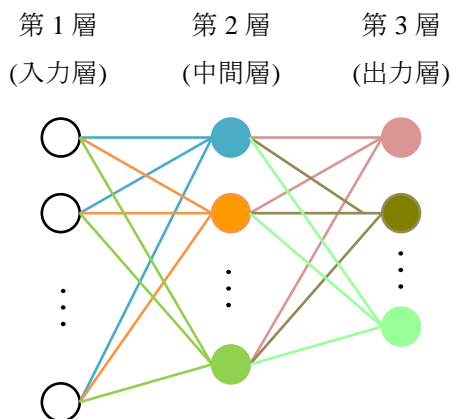


図4 順伝搬型ニューラルネットワーク。図3のパーセプトロンを縦横に並べたもの。縦に並んだ組を“層”と呼ぶが、層数の数え方は文献によって異なる。ここでは3層であるとし、左から第1層・第2層・第3層、あるいは、入力層・中間層・出力層と呼ぶ。今回、入力層は32、中間層は24、出力層は16のユニットからなるように構成した。

縦に並んだ組を“層”と呼び、第1層・第2層・第3層、あるいは、入力層・中間層・出力層と呼ぶ。今回は電子蓄積リング1周にBPMが32台、ステアリング電磁石が16台あるため、第1層は32の、第3層は16のユニットで構成し、中間層をなすユニットの数は24とした。さらに第2層の活性化関数 $f(u)$ は標準的に用いられている

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$

なるロジスティックシグモイド関数とし、第3層については恒等写像、すなわち

$$f(u) = u$$

とした。

### 3.3 最適化

人工ニューラルネットワークの学習には、乱数で生成した基準軌道からのずれと固有値分解法によって求めた電流値の組を学習データとして用いた。設計した人工ニューラルネットワークの出力が適切かどうかを定量的に判断するために、以下の誤差関数 $E$ を定義する。

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \left\{ \left( z_1^{(3)} - y_1 \right)^2 + \left( z_2^{(3)} - y_2 \right)^2 + \cdots + \left( z_K^{(3)} - y_K \right)^2 \right\} \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k'=1}^K \left( z_{k'}^{(3)} - y_{k'} \right)^2 \end{aligned}$$

ここで $z$ は出力値を、 $y$ は目標値を表す。 $z$ に付く上付きの添え字は第3層からの出力であることを示し、 $z$ と $y$ に付く下付きの添え字は何番目のユニットからの出力に対応するものであるかを示す。 $K$ は出力層のユニットの数である。上式で定義した誤差関数 $E$ は二乗誤差の和の半分であり、この値が小さいほどより望ましい値に近くなる。これを最適化する方法として、確率的勾配降下法を用いた。すなわち、はじめに乱数で重み $w$ を初期化しておき $E$ を各重みで偏微分した量に正の定数 $\epsilon$ を乗じたものを $w$ から引くことで

重みを順次更新していく。現在の値を  $w^{present}$  とすると、更新後の値  $w^{new}$  は

$$w^{new} \leftarrow w^{present} - \epsilon \left. \frac{\partial E}{\partial w} \right|_{w^{present}}$$

と表すことができる。今回は学習の元となる入出力のデータ対を 10000 個用意し、各データ対について上式の更新を 50 回行った。

図 5 に学習の様子を示す。横軸は学習に用いたデータの数を、縦軸は誤差関数  $E$  の値を示している。なお縦軸はログスケールになっている。

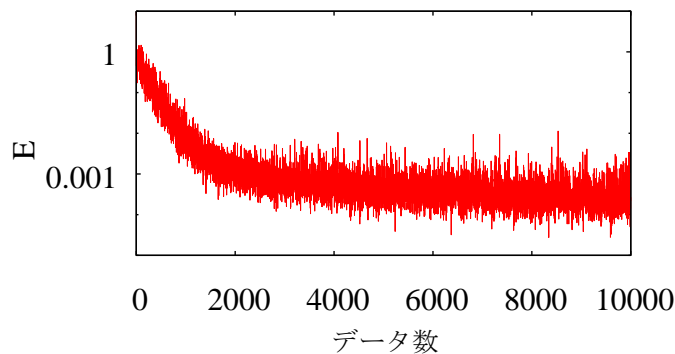


図 5 誤差関数の推移。横軸は学習に用いたデータの数を、縦軸は誤差関数  $E$  の値を示している。なお縦軸はログスケールとなっている。

図から学習はデータ数がおおよそ 2000 のあたりでほぼ終わり、その後はわずかずつしか学習が進行しないことが分かる。

## 4 実験結果

実際に電子蓄積リングを周回する電子に対して水平方向の軌道を補正する実験を行った結果を図 6 に示す。

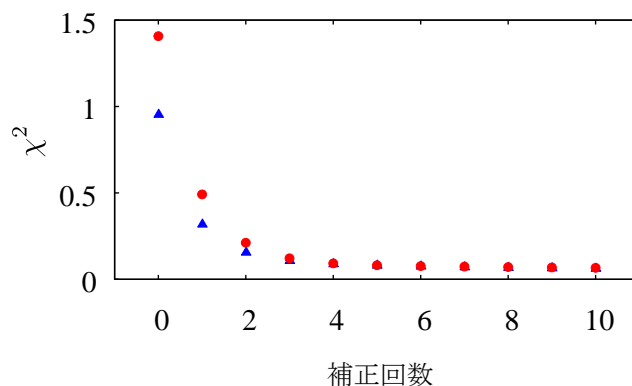


図 6 実験結果。横軸は補正回数（ただしゼロは補正前の値）、縦軸はカイ二乗誤差を表す。青い三角は従来の解析的手法による補正、赤い丸はその補正法を学習させた人工ニューラルネットワークによる補正を示している。

横軸は補正回数（ただしゼロは補正前の値）で縦軸はカイ二乗誤差、すなわち各 BPM で測定した mm 単位での基準軌道からのずれをそれぞれ 2 乗したものの合計である。青い三角形（ただしそれらの多くは、のちに説明する赤い丸が上に重なっている）は条件付き固有値分解法を用いた従来の方法によって補正した値を示している。繰り返し補正することで電子の軌道がその基準に近づき、5 回前後の補正によってほぼ横ばいになることが分かる。赤い丸は学習済みの人工ニューラルネットワークによって補正した結果であり、条件付き固有値分解法を用いた場合と同様の傾向を示していることが分かる。

このことから、今回作成した人工ニューラルネットワークのモデルが正しく条件付き固有値分解法を学習しており、従来と同等の精度で電子ビームの軌道を補正できることが分かった。

## 5 展望

今回は計算によって求めた値を学習データとして用いたが、実際のデータを学習データとすれば、従来の解析的手法では取り込むことが難しいより現実的な特性を学習させることができるはずである。例えば第 2 章において重ね合わせが成り立つことを現在は仮定していることを述べたが、そうではない効果、あるいは線形ではない 2 次以上の効果を取り込むことが可能である。また理想的には電子ビームの水平方向と垂直方向の挙動は独立であるが、ステアリング電磁石を含むその他の電磁石や BPM のアラインメントの誤差によりそれらの独立性は厳密には成立していない。そこで入力として水平・垂直の両方の BPM の値を入力とすれば、これらの効果も比較的容易に取り込むことができる。さらに電子蓄積リングが設置されている室内の複数個所での気温、電磁石の冷却水の温度データなど、異なる物理量も入力に加えれば、一層精度の高い制御が可能になることが期待される。

人工ニューラルネットワークがこれまでに述べてきた軌道補正以外にも応用可能であろう例をひとつだけ挙げておく。図 7 は電子蓄積電リングに電子を蓄積していく時の蓄積電流の時間変化を示したもので、横軸は時刻、赤線は蓄積電流を示し、値は左の縦軸に対応する。

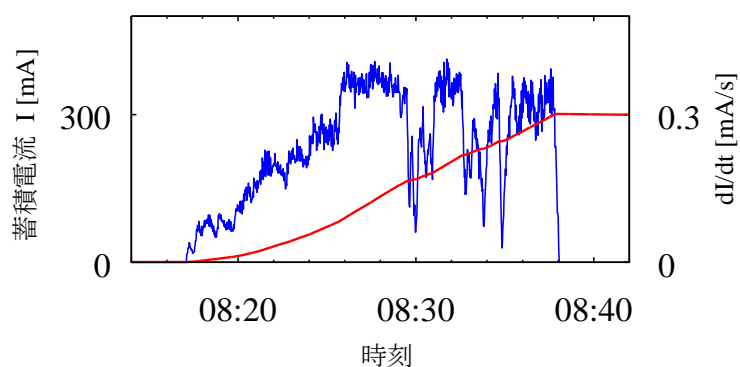


図 7 蓄積電流値の時間変化。横軸は時刻を示す。

赤線で示したものが電流値で、値は左の縦軸に対応する。

その時間微分が青線で、値は右の縦軸に対応する。

赤線から、はじめは蓄積電流値がゼロであったが 8 時 17 分頃に入射が始まり、およそ 20 分後には通常運転時の 300 [mA] に到達している。青線はその時間微分、すなわち入射効率に比例する値で、数値は右の縦軸に対応する。青線の推移から入射効率ははじめは低く、徐々に上昇することが分かる。これは電子蓄積リングや入射器などのパラメーターを手動で微調整したことによるもので、前提として加速器物理や軌

道理論を理解した者が、その知識に加えて過去の経験や現在の様子を総合的に判断して行っている。今後、入射効率が良い時および悪い時のデータを蓄え、それを学習させることによって、自動的に最適なパラメーターを導くことができないか検討している。また図7の青線が示す蓄積電流の増分が一旦は 0.3 [mA/s] 以上に達しているものの、その後、瞬間的に値が低下しているところが複数見られる。この直接の原因は不明であるが、入射効率を悪化させない、あるいは高める条件を、これも人工知能によって発見し、常に高い入射効率を維持することが可能な制御系を開発できないかを検討しており、さらなる高度化の実現を追及しているところである。

#### 参考文献

- [1] <http://www.issp.u-tokyo.ac.jp/labs/sor/vsx/feedback/cod.html>
- [2] 「あいちシンクロトロン光センターにおける電子ビーム軌道変動の研究」 後藤匠