

# 電子蓄積リングにおける 閉軌道補正への機械学習適用の試み —あいちSRでの試験例—

石田孝司	名古屋大学シンクロトロン光研究センター
高嶋圭史	名古屋大学シンクロトロン光研究センター
保坂将人	名古屋大学シンクロトロン光研究センター
持箸晃	名古屋大学シンクロトロン光研究センター
真野篤志	名古屋大学シンクロトロン光研究センター
大前良磨	名古屋大学工学研究科
大熊春夫	高輝度光科学研究センター

2017年8月3日 第14回日本加速器学会年会

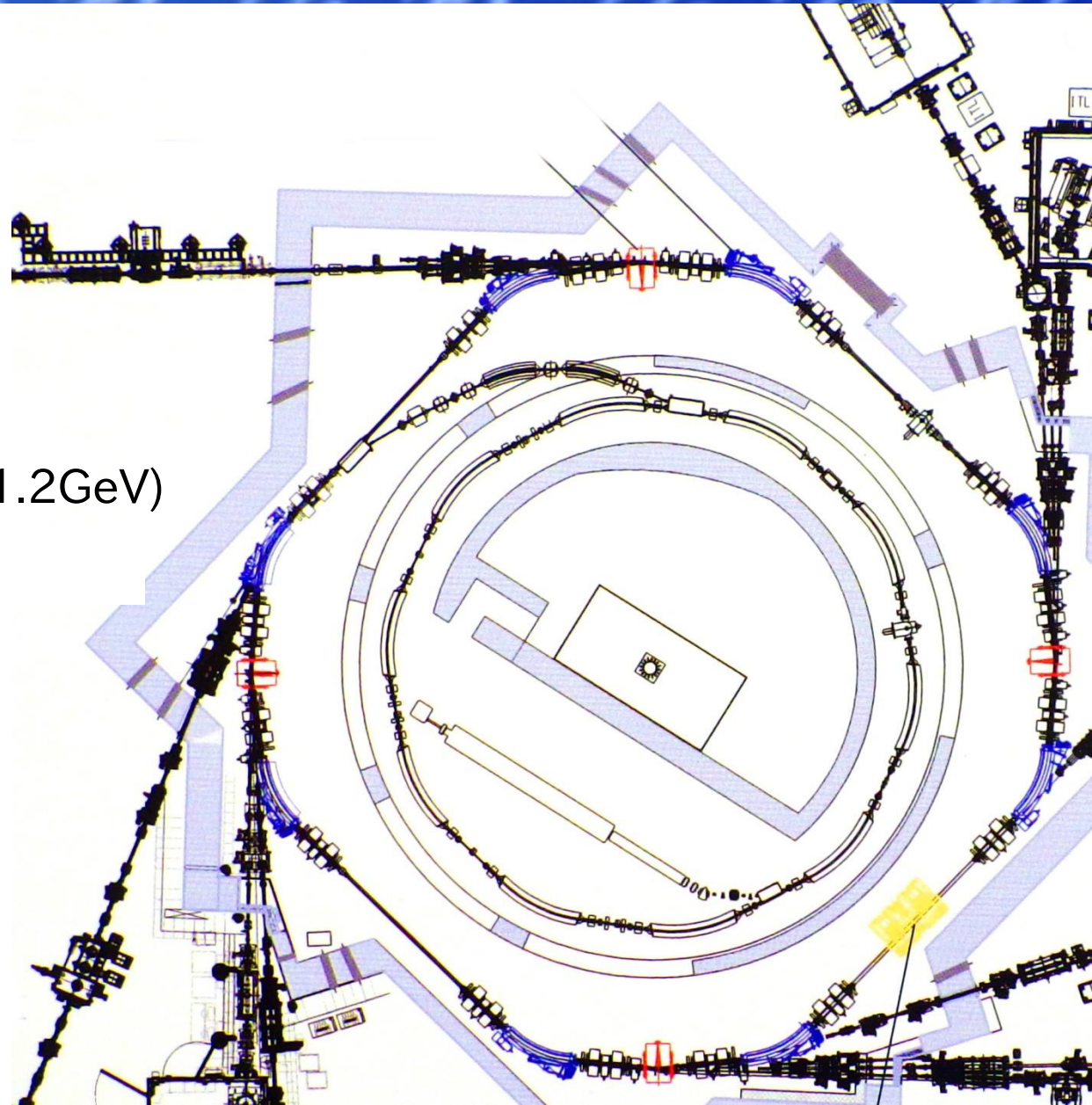
# 内容

- ◇ あいちシンクロトロン光センターの概要
- ◇ 運転上の課題
- ◇ 現在用いている軌道補正法
- ◇ 今回の方法  
機械学習について
- ◇ 両者の比較
- ◇ 展望

# あいちシンクロトロン光センター

## 加速器の構成

- ・ 直線加速器(50MeV)
- ・ ブースターシンクロトロン(1.2GeV)
- ・ 蓄積リング  
周長72m  
常伝導電磁石8台  
超伝導電磁石4台  
アンジュレーター1台



# 課題

## 課題

- ・ 入射効率の向上
- ・ ビームダンプ
- ・ 真空の悪化
- ・ 高精度な軌道補正
- ・ …

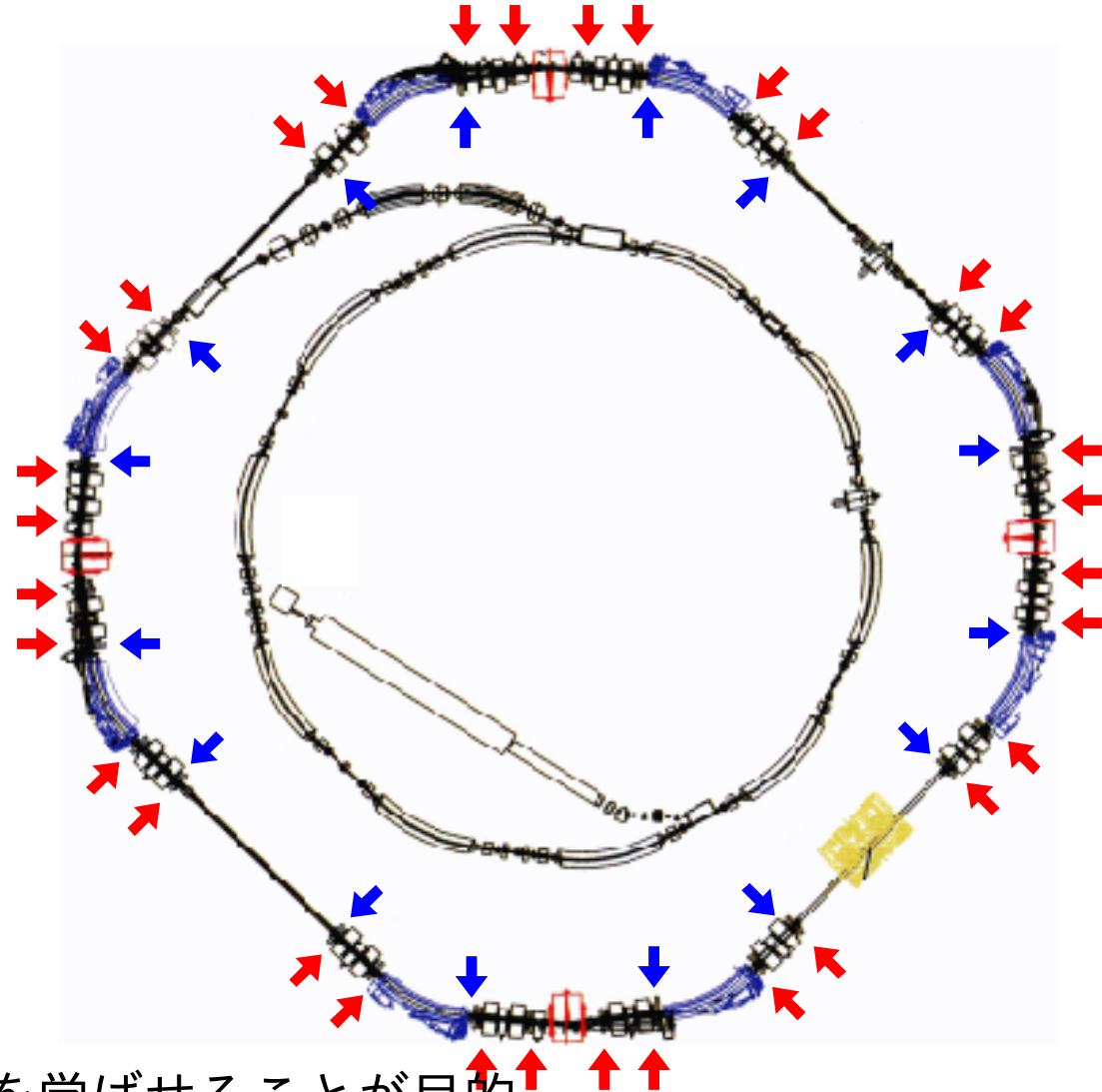
## 機械学習があれば…

- ・ 制御
- ・ 判断
  - 異常を検知・予知・対策する
- ・ 相関の発見
  - 現象の理解

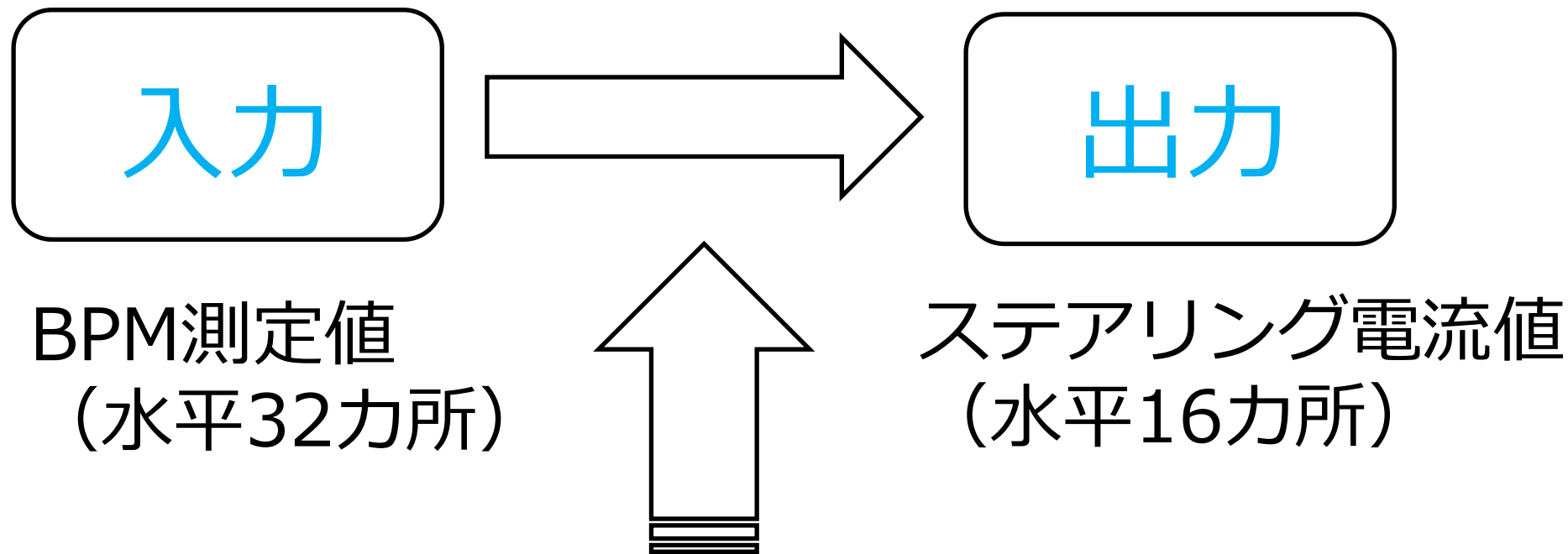
あいちSRにおいて

機械学習を適用する手始めとして

まずはそのシステムに現在の補正法を学ばせることが目的。



# COD補正（現在の手法）



**特異値分解法**

# 特異値分解法

ステアリング電磁石に流す電流値と軌道の動きの相関を表す行列を求める(あるいは計測する)

$$\vec{b} = A \vec{I}$$

電子ビームの位置(32成分)



ステアリング電磁石に流す電流値(16成分)

Aの逆行列のようなもの(一般逆行列 $A^+$ )を求めて基準軌道とのずれから必要な補正量を求める

$$\vec{I} = -A^+ \vec{b}$$

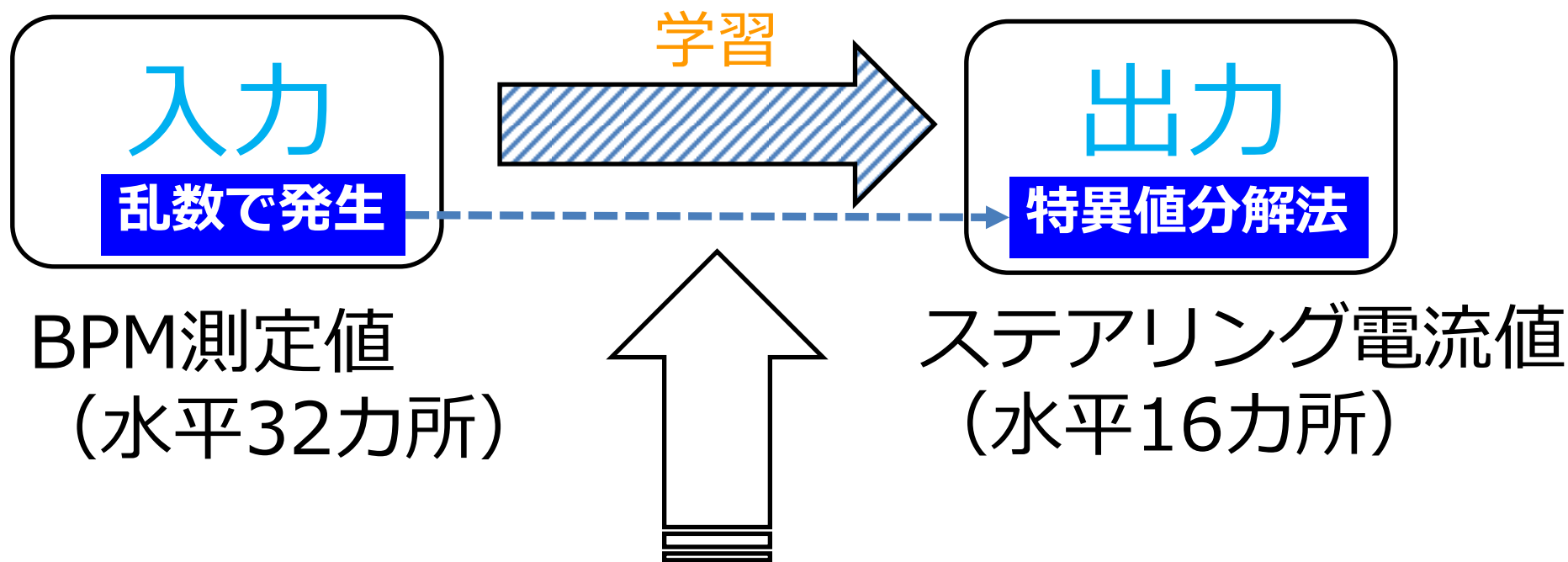
結局、  
何をしているか

- ・ 最小二乗法と同じ
- ・ 非線形性が入っていない

# 機械学習の概要

- ◇ 人工ニューラルネットワークについて
- ◇ パラメーターの最適化（学習方法）
- ◇ 実際の軌道補正の結果

# COD補正（今回の機械学習）

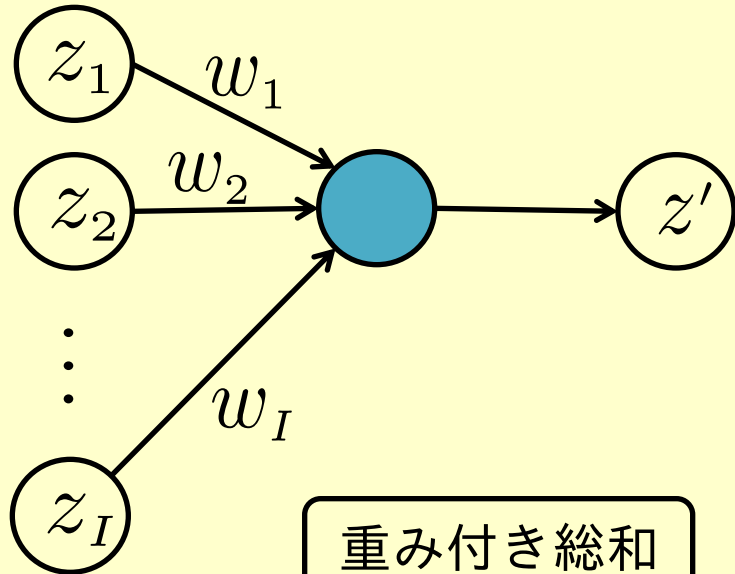


## ニューラルネットワーク

（入力、出力）の組を多数用意し学習させることで任意の入力値に対して適切な出力値を得る。



# パーセプトロン (構成要素)



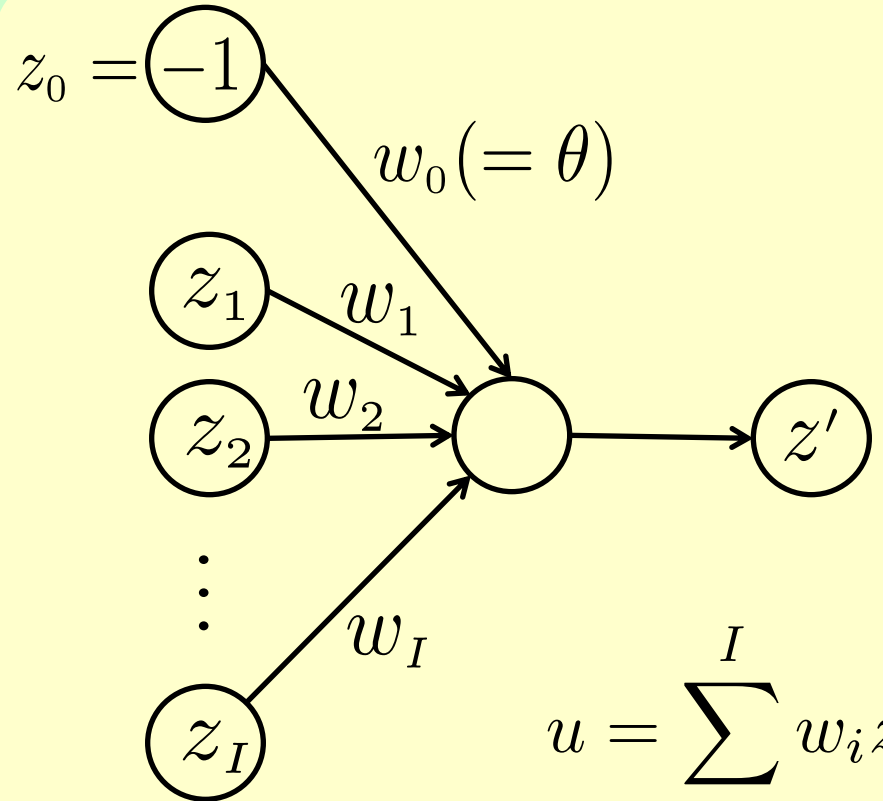
重み付き総和

閾値

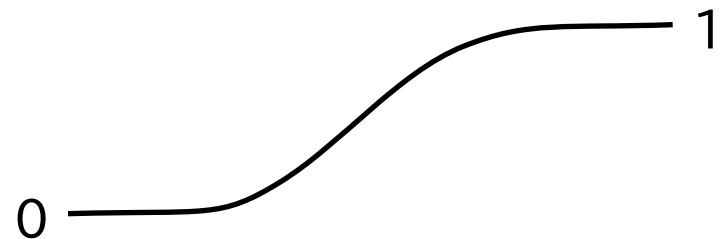
$$u = \sum_{i=1}^I w_i z_i - \theta$$

出力となる関数

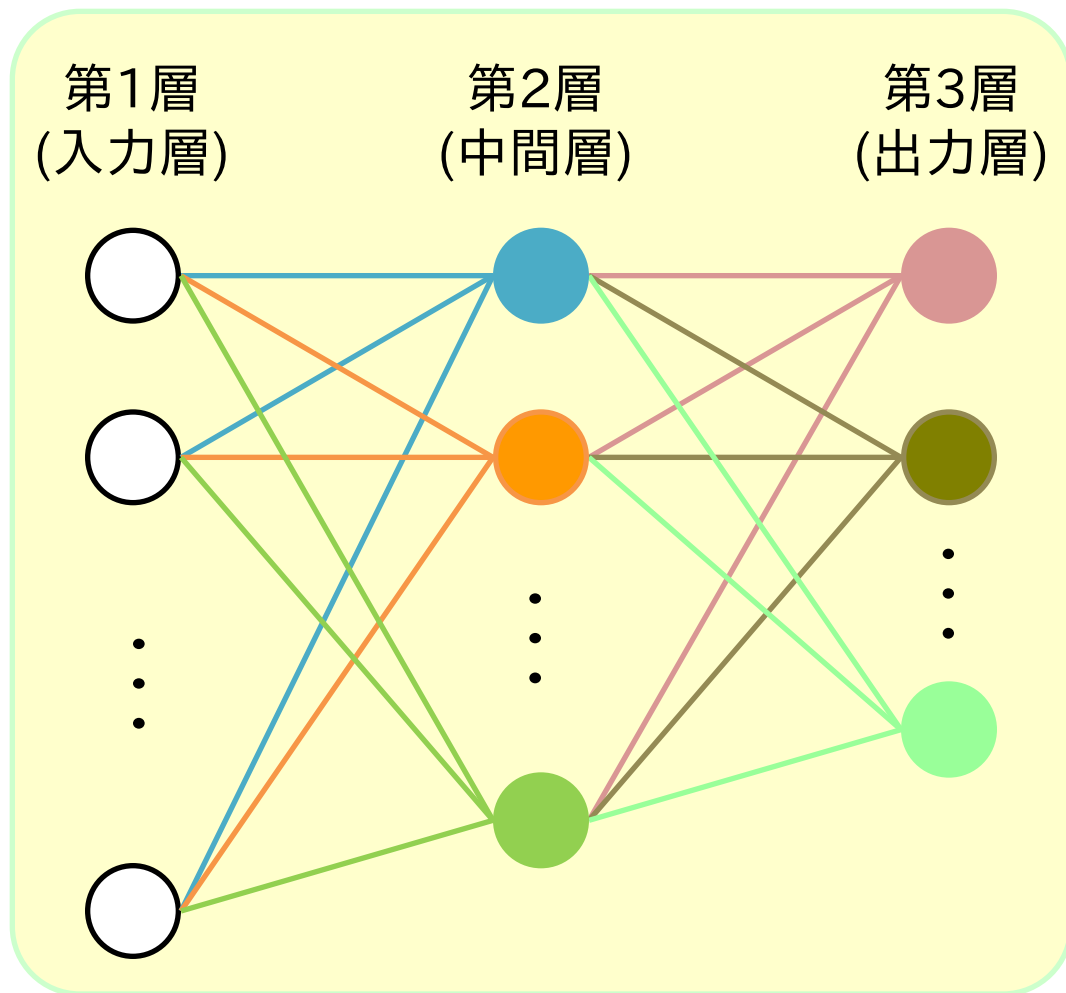
$$z' = f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}}$$



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



# ニューラルネットワーク



重みの初期値は乱数で与えておいて、問題と正解のセットを次々と与えて徐々に良くしていく（学習させる）

# 最適化（学習のさせ方）

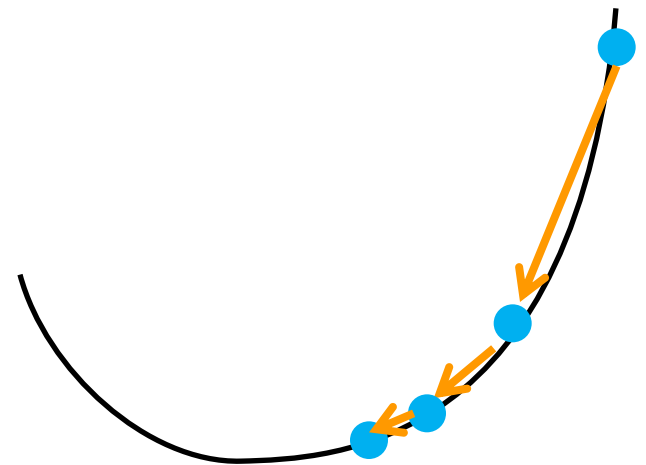
$$E = \frac{1}{2} \left\{ \left( z_1^{(3)} - y_1 \right)^2 + \left( z_2^{(3)} - y_2 \right)^2 + \dots + \left( z_K^{(3)} - y_K \right)^2 \right\}$$
$$= \frac{1}{2} \sum_{k'=1}^K \left( z_{k'}^{(3)} - y_{k'} \right)^2$$

Diagram illustrating the error function  $E$ . The equation shows the error as the sum of squared differences between computed values  $z_k^{(3)}$  (green boxes) and ideal values  $y_k$  (orange boxes). A green box labeled "計算値" (Computed Value) points to the  $z_k^{(3)}$  terms, and an orange box labeled "理想的な値" (Ideal Value) points to the  $y_k$  terms.

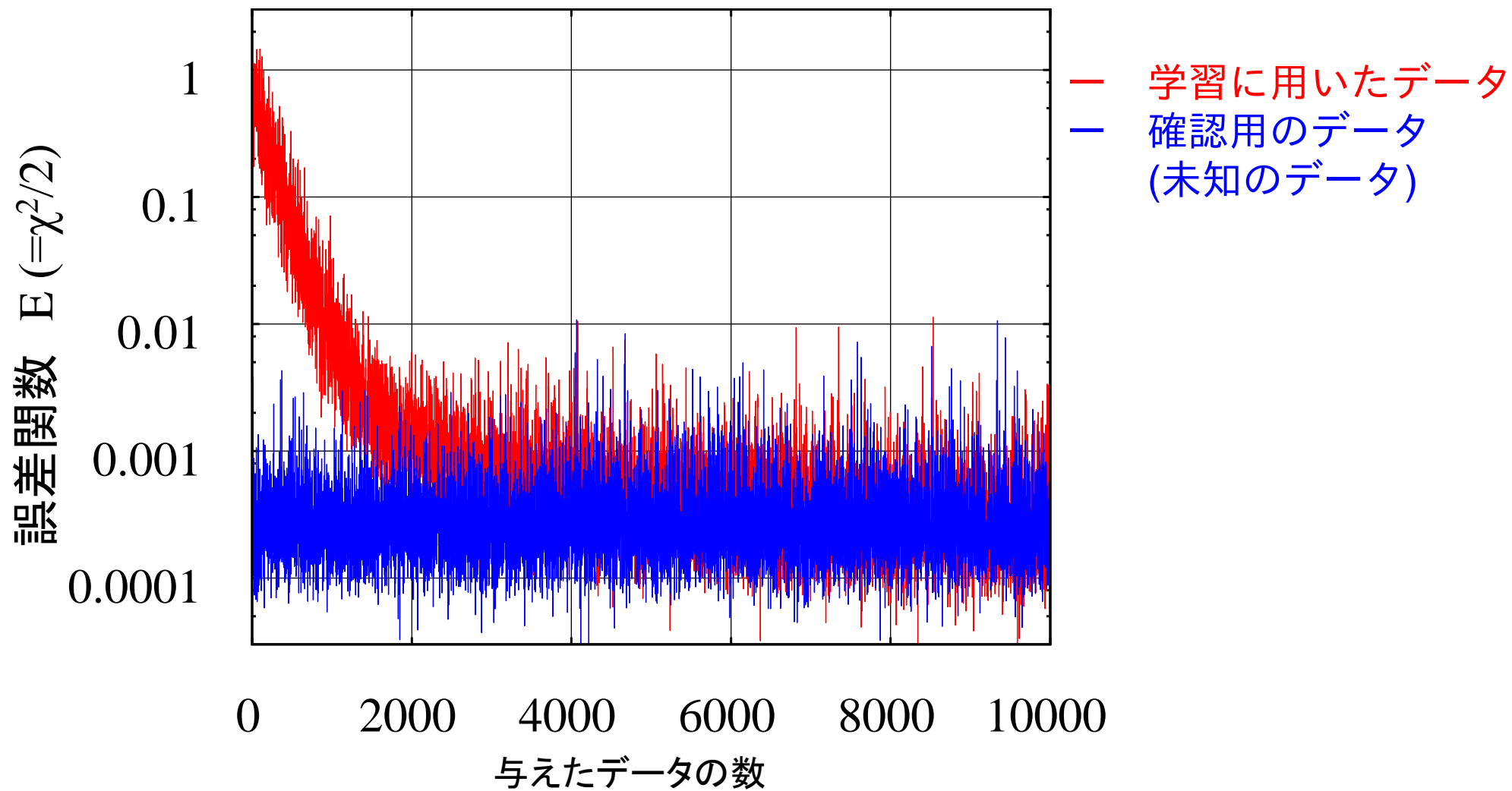
$$w^{new} \leftarrow w^{present} - \epsilon \frac{\partial E}{\partial w} \Big|_{w^{present}}$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}^{(2)}} = \left( \frac{1 - \exp(-u_j^{(2)})}{(1 + \exp(-u_j^{(2)}))^2} \sum_{k'=1}^K (u_{k'}^{(3)} - y_{k'}) w_{k'j}^{(3)} \right) z_i^{(1)}$$

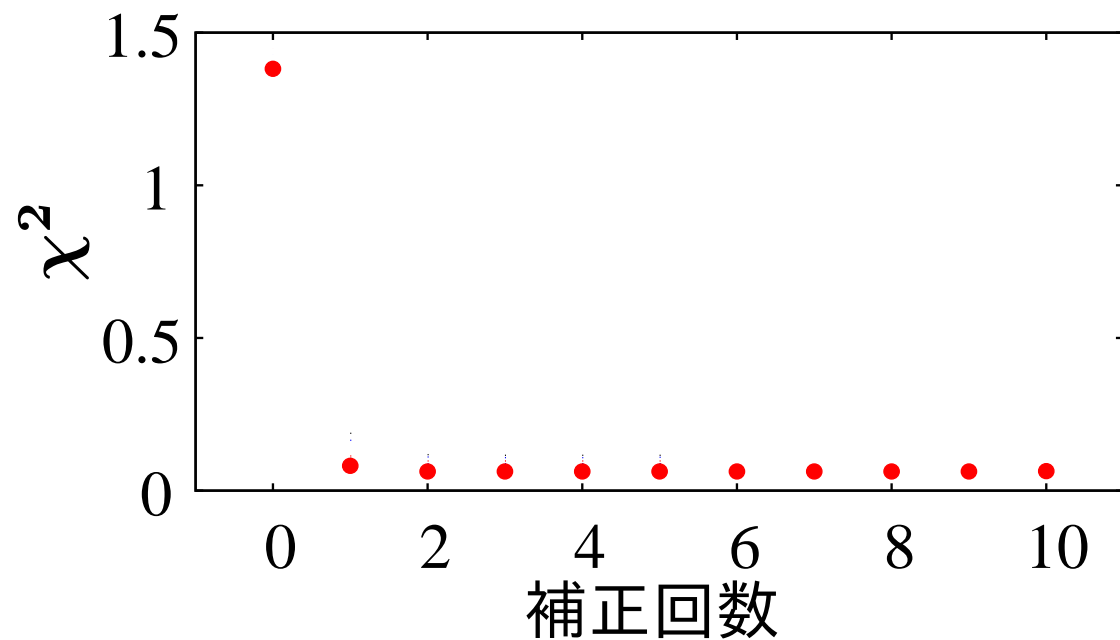
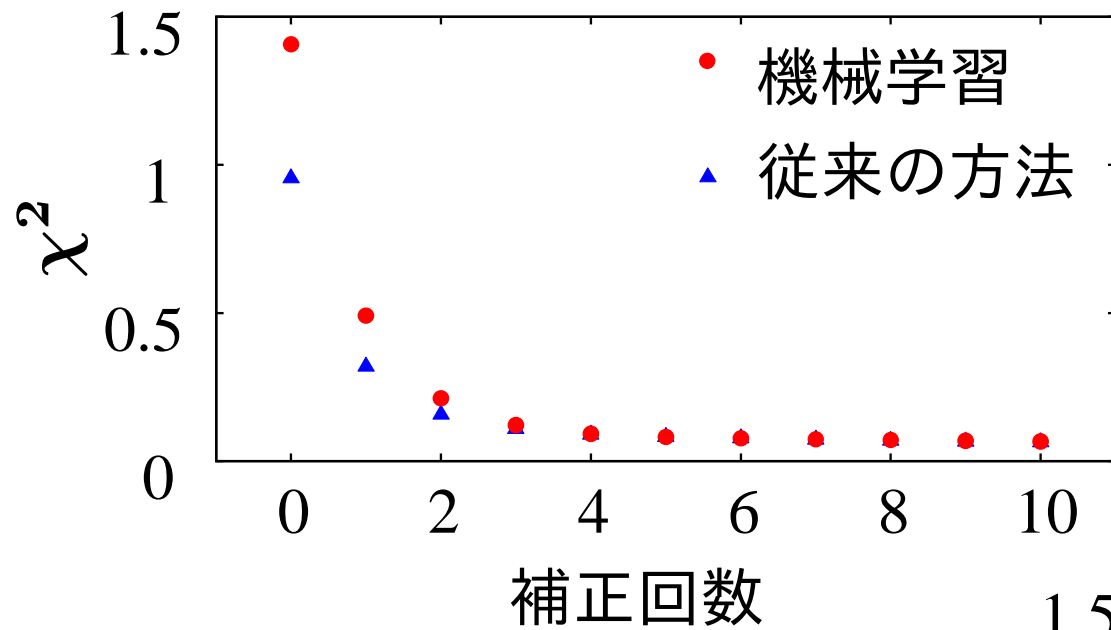
$$\frac{\partial E}{\partial w_{kj}^{(3)}} = (z_k^{(3)} - y_k) z_j^{(2)}$$



# 最適化（学習）の進み方



# 実験結果



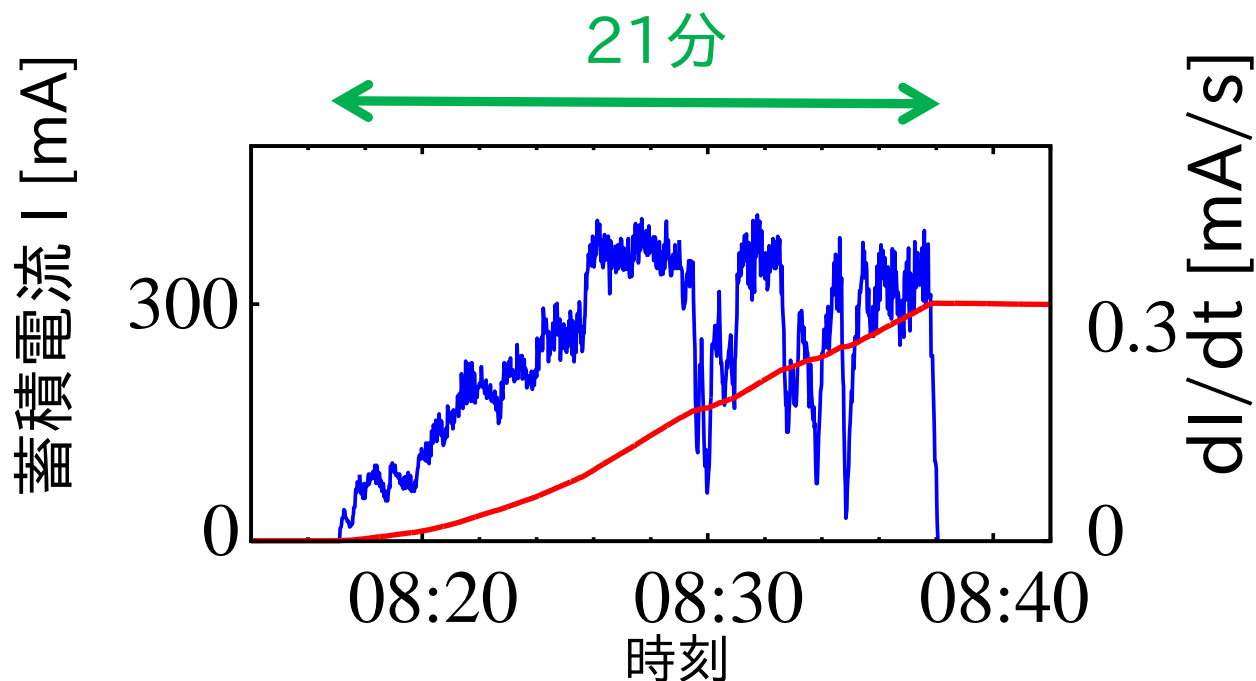
# 展望

さらなる補正精度の向上

- ・ (計算値ではなく) 実際のデータで学習させる → 2次以上の効果が入る
- ・ 水平・垂直方向の軌道位置を入力とする → 相互依存の効果が入る

入射効率の向上

ある日の入射状況



# まとめ

## 目的

軌道補正に対して機械学習の手法を適用し  
その有効性を試験する

## 計算機上での準備

複数の仮想的なCODに対して  
特異値分解法が与える解を  
人工ニューラルネットワークに学ばせた

## 結果

実際に同等の精度で軌道補正ができた

## 今後

実際のデータを与えるなどして、より良い精度を目指す  
最終的には自律的な運転システムを構築する