

# ニューラルネットワークによる風速の時系列予測

松坂 知行\*・清野 大樹\*・田中 昇\*  
木村 明穂\*\*・安藤 浩司\*\*\*

## Time Serial Prediction of Wind Speed by Neural Network

Tomoyuki MATSUZAKA, Daiju SEINO, Noboru TANAKA  
Akio KIMURA and Hiroshi ANDO

### Abstract

Effective prediction of wind speed and direction is the basis for a wind energy conversion system aiming at maximum power control of wind generators or economical fuel control of wind/diesel system. There are several methods for prediction of time serial signal such as statistical approach, linear estimation and Kalman filter approach. However, it is difficult to treat such non-linear prediction problems as wind speed estimation with conventional methods. Hence, we studied a prediction method using neural networks, which are considered to be powerful for non-linear prediction method. The data base used in our study is composed of 1,000 points recorded at TAPPI wind park. The first part of the data was used for the training the networks, the other was used for the validation. It was found that neural networks perform better short-term prediction of wind speed.

**Key words:** Neural Network, Wind speed, Prediction

### 1. ま え が き

自然エネルギーは環境を汚染しないため、近時再生可能なエネルギーとして利用が推進されている。その中でも現在最も実用化されているのは風力エネルギーであり、1995 年末現在、米国 1,770 (Mw)、ドイツ 1,137 (Mw)、デンマーク 630 (Mw)、インド 550 (Mw)、オランダ 250 (Mw)、イギリス 193 (Mw)、スペイン 126 (Mw) などが代表的な風力発電の先進国である。ここで注目されるのは、ドイツ、インドの伸び率の高さである。ドイツは 1991 年末には、100 (MW) であったが、1995 年末には約 10 倍も伸びている。ドイツの伸びの理由は、低利率

での融資、電力の置き取り価格の保証、風力発電に対する補助制度がきっかけになっている<sup>1)</sup>。また米国、欧州以外ではインドの伸びが注目されている。インドの伸びの理由は送電系統への接続の解放と再生可能エネルギーへの優遇税制が大きな要因である<sup>2)</sup>。日本においても過去 2 年間の伸び率は約 50% であり、漸く離陸し始めた感はあるが、発電設備の絶対量は 12 (Mw) であり、同じ工業国であるドイツの 100 分の 1 にも満たない。

ところで風力エネルギーの導入の大きな障害の一つは風の変動と持続性である。すなわち風は定常的なエネルギー源として当てにならないことである。これを発電に使用される他のエネルギーと比較してみると、水力、火力、原子力発電においては入力エネルギーは予め確保され、その入力量を制御することにより発電量を調整することができる。一方風力発電を始めと

平成 8 年 12 月 10 日受理

\* 八戸工業大学 情報システム工学研究所 教授

\*\* 八戸工業大学 情報システム工学研究所 講師

\*\*\* 八戸工業大学 電気工学科 講師

する自然エネルギーにおいては、エネルギーの変動が大きくまたその変動が予測できないため、実用的な観点から見れば信頼できない、換言すればおまけのエネルギーとしか見なされない。しかし、もし風の変動が予測可能であれば以下のような運用が可能になる。

離島など単独系統で用いられるディーゼル発電機は燃料が高価であるため、価格的に現在の風力発電で十分代替可能である。もしこの場合、数分～数10分先の風速の予測が可能であれば、風力発電に任せてディーゼル発電機の出力を絞り、省燃料化を行い、予測に沿った計画的運用ができる。すなわち風力発電機と組み合わせたハイブリットシステムが実現でき、系統運用と省燃料化が同時に達成できる。これを実現するためには風速の予測が重要であり、本研究では不規則に変動する信号の予測に適していると考えられるニューラルネットワークに着目し、風速の時系列予測の基礎研究を行った。

## 2. 研究方法

時系列信号の予測には統計モデル、線形モデル、カルマンフィルタなどを用いた方法が考えられるが、風速のように非線形性の強い信号に対しては予測が困難であり、ニューラル・ネットワークのような柔軟なモデルの方が有効であると考えられる。

風速の予測に関してニューラル・ネットワークを用いた研究は最近いくつか見られるようになった。可変速風車発電機を最大効率で運転するための予測器を構成するために、ニューラル・ネットワークで風速を予測した研究<sup>3)</sup>、単独系統に用いられる風力発電機をディーゼル発電機と併用し、ハイブリット発電システムを構成したときの省燃料制御を実現するため数分～数十分先の風速の変動を予測する研究などが見られる<sup>4)</sup>。これらの研究は欧州で行われたものであり、当然日本の風況とは異なった環境であるため、本稿では日本を代表する竜飛ウインド

パークのデータを用いて基礎的な段階から研究を行った。予測の基本的な考え方は以下のとおりである。

風速、風向などの自然界の動きの変動は常に過去の変動の履歴に左右される。すなわち現時点の風速は、不連続的に出現したものではなく、直前までの風速と相関が強いて考えられる。したがって現時点から遡った過去のデータから次の時点の風速を予測することが可能となる。しかし現時点ではどの程度過去まで遡ればよいかは試行錯誤的にやってみる以外に方法がない。予測に用いられるニューラル・ネットワークにはフィードフォワード型、フィードバック型などが考えられるが、本稿ではフィードフォワード型を取り上げて予測能力を検討した。

## 3. ニューラルネットワーク

ニューラル・ネットワークは人間の脳を模倣した機能を持っており、図1に示す通り数理モデルのように多数のニューロンから成り立ち、これらが多数結合しネットワークを構成している。

それぞれニューロンは種々の関数から構成され、代表的な関数を図示すれば図2～図4のようになる。

以上の関数の他にいくつかの関数があるが、本稿で用いた関数は図示の3つである。

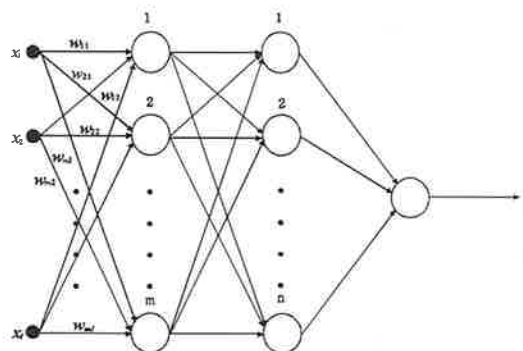


図1 ニューラルネットワーク

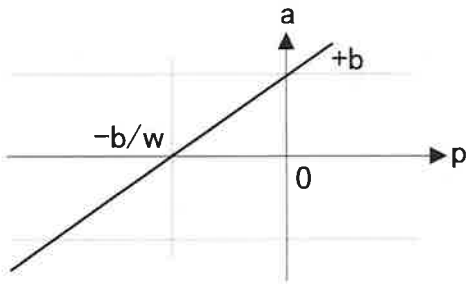


図2 線形ニューロン

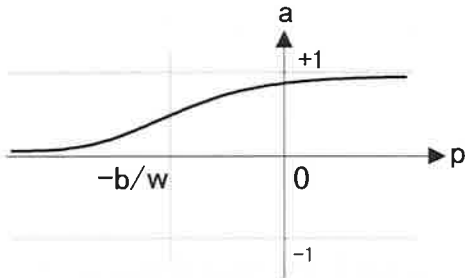


図3 対数シグモイドニューロン

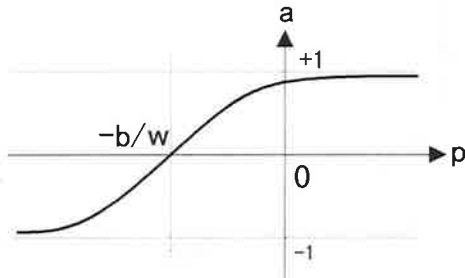


図4 超正接シグモイドニューロン

つぎにこれらの関数を用いた全体のニューラルネットワークの構成を図5に示す。

本図は入力層、出力層の2階層から成り、図示の関数  $f_1$ ,  $f_2$  は正接シグモイド、線形ニューロンとなっているが、実際にはこの関数を種々変えながら検討した。

つぎに風速の予測を行うためのデータの流を説明する。図6はこの構成図である。まず入力  $x$  は風速の時系列信号である。この信号を1, 2,  $\dots$ ,  $n$  単位時間遅らせた信号を入力層の各

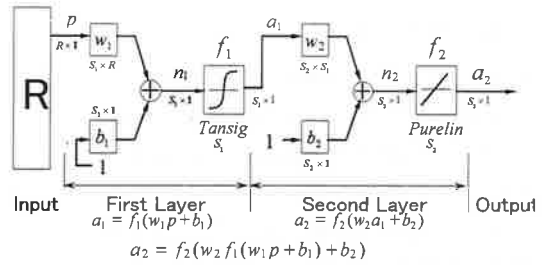


図5 ニューラルネットワークの構成

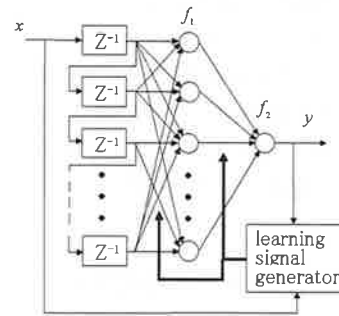


図6 風速の予測器

ニューロンに入力する。一方現時点の信号を教師信号として用いるため学習信号を生成するブロックに入力する。ニューラルネットワークの出力  $y$  には、1, 2,  $\dots$ ,  $n$  単位時間遅らせた入力信号に対する出力が現れるので、現時点の風速を教師信号として入力層と出力層の重みを修正し、ニューロンに学習させる。

学習ルールにはバックプロパゲーション法、慣性項付きバックプロパゲーション法、慣性項と適応学習係数付きバックプロパゲーション法、Levenberg-Marquardt法 (LM法) などがあるが、LM法が最も収束が速いといわれている。

LM法の更新法則は

$$\Delta w = (J^T + \mu I) J^T e \quad (1)$$

で示される。ここで

$J$ : エラー微分の Jacobian 行列

$\mu$ : 係数

$e$ : エラーベクトル

$\Delta w$ : 重みの差分

である。 $\mu$ が大きくなると、勾配法に近づく。また $\mu$ が小さくなると Newton-Raphson 法になり、エラーの極小点で高速かつ高精度になる。したがって $\mu$ の値の選定が重要である。

さらに予測の原理について述べる。種々の時系列に変化する信号は、通常過去の履歴に依存する。例えば風速は数秒前の過去のデータに依存し、不連続的に急変することは希である。したがって適当なニューラルネットワークを用い、数ステップ前の過去のデータを入力とし、現在のデータを教師信号としてネットワークを訓練すれば1ステップ先の予測が可能となるので、同様に風向も予測が可能となる。

#### 4. データ処理方法

ニューラルネットワークのソフトウェアとしては Matlab の Toolbox を利用した。Matlab はインタープリタ型の言語であるため、プログラムの試行錯誤が容易で、開発時間が非常に速く、また Toolbox には多数のライブラリ関数が備えられているのでソフトウェアの開発環境として適している。またハードウェアとしては DOS/V 機 (Pentium の 166 MHz) を用いた。DOS/V 機を用いた理由は、Matlab の動作するコンピュータとして標準的な PC/AT が望ましいためである。

##### 4.1 データの前処理

つぎにデータの前処理について述べる。いまデータを

$$X = (x_1, x_2, x_3 \cdots x_n) \quad (2)$$

とする。このデータを以下のように正規化する。これは各関数の値域が $\pm 1$ の範囲に定められているためである。

$$\bar{X} = \frac{X - \text{Mean}(X)}{\text{Max}(X) - \text{Min}(X)} \quad (3)$$

##### 4.2 ニューラルネットワークによる学習と予測

ネットワークの層数は入力層と出力層の2層、入力数は10とし、10ステップ過去までのデータで次のステップを予測することにした。出力数は1である。また全データ数を1,000とし、前後二つに分け、前の500でニューラルネットワークを学習させ、後の500で予測することにした。また最適な関数の組み合わせを見つけるため線形ニューロン、対数シグモイド、ハイパーブリック正接ニューロンを組み合わせ計算した。

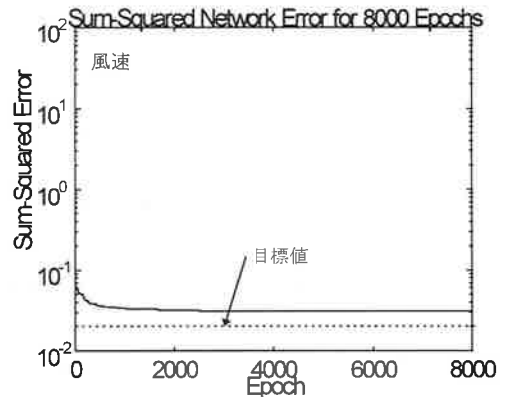


図7(a) 2乗誤差の収束状況

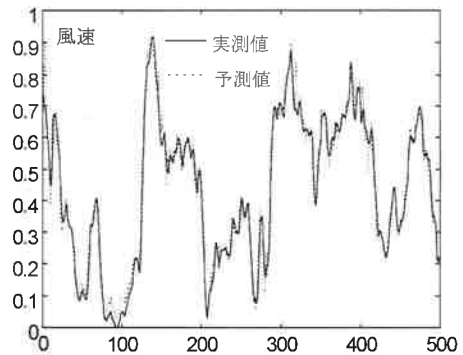


図7(b) 実測値と予測値の比較 (入力層正接シグモイド/出力層は線形ニューロン)

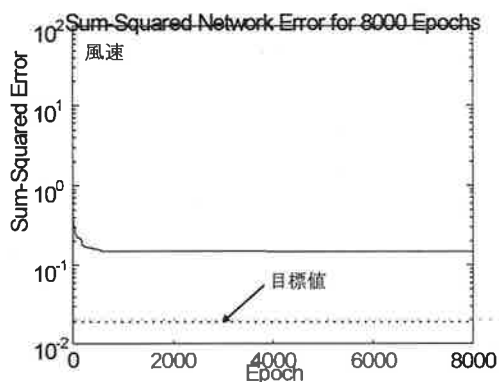


図 8(a) 2乗誤差の収束状況

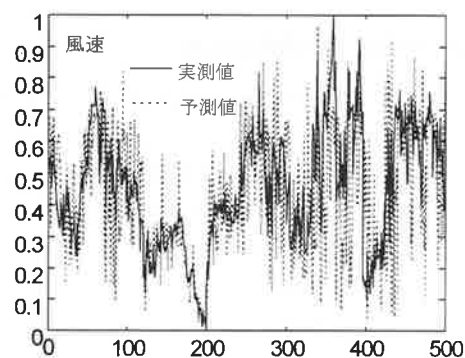


図 9(b) 実測値と予測値の比較 (入力層対数シグモイド/出力層は対数シグモイド)

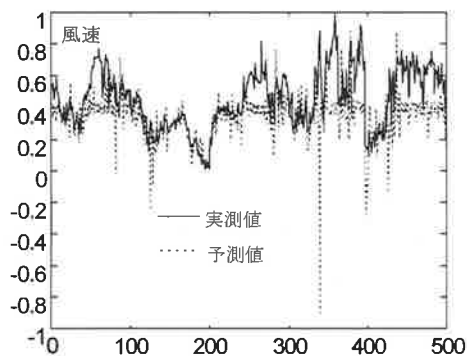


図 8(b) 実測値と予測値の比較 (入力層正接シグモイド/出力層は正接シグモイド)

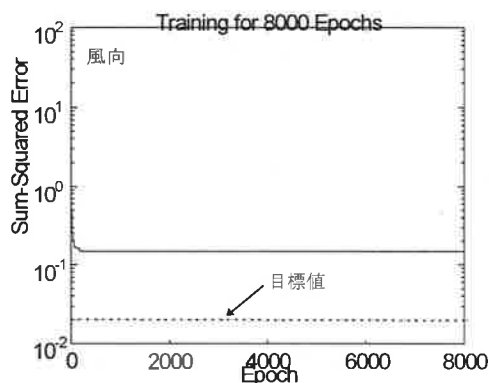


図 10(a) 2乗誤差の収束状況

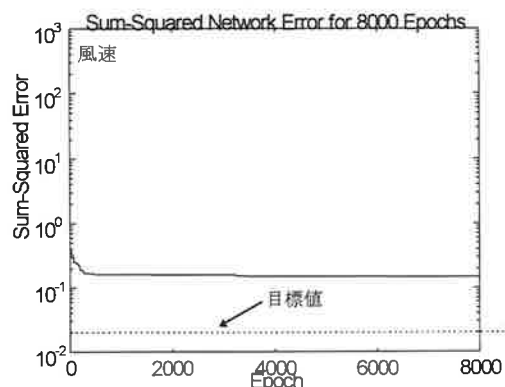


図 9(a) 2乗誤差の収束状況

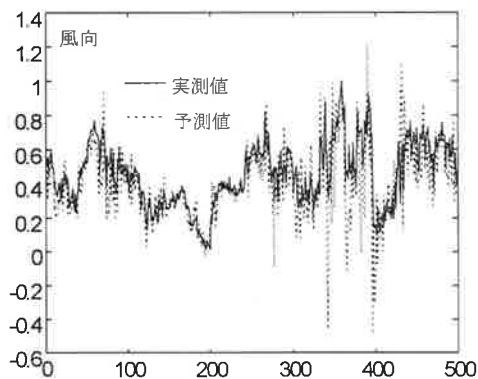


図 10(b) 実測値と予測値の比較 (入力層正接シグモイド/出力層は線形ニューロン)

### 4.3 実測値と予測値の比較

図7(a)は2乗誤差の収束状況,図7(b)は実測値と予測値の比較を示す。データ数は300である。この関数の組み合わせは正接シグモイド/線形ニューロンである。また図8は正接シグモイド/正接シグモイド,図9は対数シグモイド/対数シグモイドの組み合わせである。この結果を見ると正接シグモイド/線形ニューロンの組み合わせのときが実測値と予測値が良く合っているといえる。なお計算時間はデータが300のとき約60分,400のとき約120分,500のとき約300分であり,データ数を増やすにつれて計算時間は急激に増加している。データ数を増やすとニューロンの学習量が増え,それに伴って予測値も実測値と合ってくる傾向にある。したがって実際の観点からすれば両者の誤差と計算時間の兼ね合いの判断が必要になってくる。また入力層のニューロン数についても検討が必要である。図10は風向の予測であり,風速と同様に予測値が合っていることが示され,予測が十分可能であることが分かる。

なお計算時間の短縮方法については,Matlabのコンパイラを用いたり,あるいはC言語に変換したり,CPUをAlpha Chipにすれば可成りの高速化が期待できると思われる。

### 5. ま と め

以上ニューラルネットワークを用いて風速の時系列予測を試みた。この結果,ニューラルネットワークを用いた予測は良く合うことが認めら

れ,2階層のニューラルネットワークを用いたとき,関数の組み合わせは正接シグモイド/線形ニューロンが最も良い結果が得られた。入力数については今後検討が必要である。本稿はまだ基礎的な検討段階であるが,ニューラルネットワークを用いた風速の予測器は十分可能性があるとの確証を得ることができた。今後検討すべき課題としては

(1) 過去に遡るステップ数が本稿では10であるが,このステップ数がどの程度が適当か検討する。

(2) 瞬時風速だけでなく平均風速への適用できるかどうか検討が必要である。

(3) 演算の高速化のためには並列演算も検討する必要がある。

なお本研究は,本学プロジェクト研究および平成8年度文部省科研費の補助により行ったものである。

### 6. 参 考 文 献

- 1) 松坂:「竜飛ウインドパークにおける風力発電」,計測と制御,Vol.95, No.6, p.477-p.478, 1996.
- 2) 井田:「インド風車の恐るべき実力」,第18回風力エネルギー利用シンポジウム, p.89-p.92, 1996.
- 3) LiLin et al: "Predicting wind behavior with neural networks", EU Wind Energy Conference, p.15, 22, Gortborg, 1996.
- 4) H.G.Beyer et al: "Short term prediction of wind speed and power output of a wind turbine with neural networks", p.349-356, Proc. of EWEC '94, Greece, 1994.