

# RBF モデルを用いた鹿児島県本土における 電力配電システムの台風被害予測

高田 等\* 式町 明人\*\* 八野 知博\*

## Prediction of Typhoon Damage of Electric Power Systems in the Kagoshima Mainland by Using RBF Model

Hitoshi TAKATA\*, Akito SHIKIMACHI\*\* and Tomohiro HACHINO\*

Japan has been frequently suffered from typhoons every year. They often hit electric power systems and cause blackouts. If the accurate damage is able to be forecast, a prompt restoration becomes possible, and the harmful effects may be suppressed to minimum. The damage forecast of the electric power system in the Kagoshima mainland is considered by using RBF model and GA in this paper.

**Keywords:** Prediction, RBF model, GA, Typhoon damage, Electric power system

### 1. まえがき

日本には毎年数個の台風<sup>1)</sup>が接近・上陸し大きな被害をもたらす。特に鹿児島県は、日本列島の中でも南方に位置し台風が強い勢力を保ったまま北上するために、これまでも甚大な被害を受けてきた。その中でも電力配電システムへの被害により停電がしばしば発生する。この停電が長時間続くと社会生活に甚大な影響を及ぼすと伴に電力会社自身への損害も大である。そこで台風被害が発生する前に正確な設備被害を予測し、それに応じた復旧対応人員を台風被害予測地域に派遣することで、電力配電システムの被害を最小限に抑えることが要求されている。しかし、自然現象である台風情報と電力配電システムの被害には極めて複雑な関係があり、予測することは容易ではない。そこで、台風による電力配電システム被害予測に対し、RBF (Radial Basis Fn-

ction)<sup>2)-3)</sup>と遺伝的アルゴリズム (GA)<sup>4)</sup>を用いた台風被害予測システム<sup>5)-9)</sup>を構築した。本手法では、まず台風の気象情報から、折損・転倒、傾斜、断混線の電力配電システムの各被害値を、RBFと遺伝的アルゴリズムを用いて予測し、次に逆誤差伝播法により基底関数の重みを更新し被害予測を行う。その際、RBFモデルの未知パラメータである基底関数の幅と中心値、さらに台風の進行経路の数値化を行う際に用いる正規分布の幅と中心バイアスを、遺伝的アルゴリズムを用いて準最適に決定する。1990年から2006年までに鹿児島県に接近・上陸した22個の台風による電力配電システム被害データを用いて、被害予測シミュレーション実験を行った。また、2007年7月に鹿児島県本土に上陸した台風4号について事前予測も行った。

### 2. 電力システム台風被害予測システム

#### 2.1 データ処理

本手法では、電力システムの台風被害予測システムを構築するにあたって、予測の対象として折損・転倒、傾斜、断混線の3つを取り上げた。予測システムの入

2009年7月10日受理

\* 電気電子工学専攻

\*\* 博士前期課程電気電子工学専攻

力データは台風の気象情報であるが、台風は時間的に変化するので的確な入力データを得ることは難しい。また、被害を及ぼすと思われるすべての要因をシステムの入力とすると必然的にネットワークの規模は大きくなり計算時間が遅くなる。そこで本手法では台風の気象情報の中から台風の進行経路、最大瞬間風速、暴風半径の3つを取り上げ入力データとして用いた。また、入出力データをシステムの全体に効率よく反映させるために入出力データの規格化を行った。さらに鹿児島県各地区ごとに正規分布を展開しその形状を決める正規分布の幅と中心バイアス、RBFモデルで用いる基底関数の幅と中心値をGAにより求めた。

## 2.2 進行経路の数値化

台風の進行経路を入力データとして扱うには数値化を行う必要がある。進行経路を数値化するために、図-1に示すように鹿児島県各地区ごとに正規分布を展開した。その際、台風の東側の風速が強くなるという北半球の台風の特徴を考慮し、台風被害の偏りを表現するために正規分布に中心バイアスを付加した。

$$x_{1i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n z_{ji} \quad (1)$$

$$z_{ji} = \exp \left[ - \frac{(T_{LAj} - C_{LAk} - \beta_{1i})^2}{h_{1i}^2} - \frac{(T_{LOj} - C_{LOk} - \beta_{2i})^2}{h_{2i}^2} \right] \quad (2)$$

ただし、

$T_{LAj}$  : 台風の中心の緯度

$T_{LOj}$  : 台風の中心の経度

$C_{LAk}$  :  $k$  地区の緯度

$C_{LOk}$  :  $k$  地区の経度

$h_{1i}, h_{2i}$  : 正規分布の幅

$\beta_{1i}, \beta_{2i}$  : 中心バイアス

$n$  : 進行経路のプロット数

$i$  : 予測対象 (1:折損-転倒, 2:傾斜, 3:断混線)

## 2.3 入出力データの規格化

観測データはそれぞれ単位、最大値、最小値が異なる。このため、入力データは各要素  $x_j(p)$  ( $1 \leq j \leq 3, 1 \leq p \leq L$ ) 毎に次のように0~1までの値に規格化を施してシミュレーションを行う。

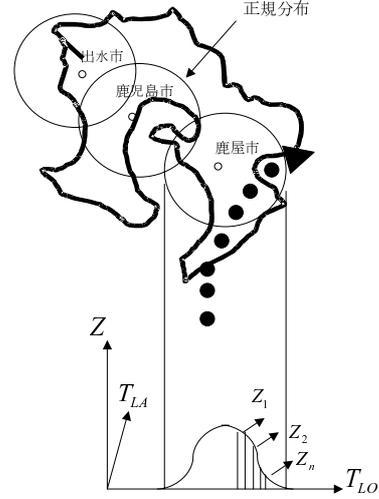


図-1 正規分布の展開図

$$\bar{x}_j = \frac{X_j - X_{j,\min}}{X_{j,\max} - X_{j,\min}} \quad (3)$$

ただし、

$X_j(p)$  : 入力データ

$X_{j,\max}$  : 入力データの最大値

$X_{j,\min}$  : 入力データの最小値

$$\bar{y}_i = \frac{Y_i - Y_{i,\min}}{Y_{i,\max} - Y_{i,\min}} \quad (4)$$

ただし、

$Y_i(p)$  : 出力データ

$Y_{i,\max}$  : 出力データの最大値

$Y_{i,\min}$  : 出力データの最小値

そして、最終的には被害予測モデルの出力  $\hat{y}$  は次の式より被害予測実績値  $\hat{Y}$  に変換される。

$$\hat{Y} = \hat{y}(Y_{\max} - Y_{\min}) + Y_{\min} \quad (5)$$

## 2.4 RBFモデル

図-2にRBFネットワークの概略図を示す。

基底関数  $\phi_k(\mathbf{x})$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ) は、 $m$ 次元の入力ベクトル  $\mathbf{x}$  に対して次のように定義されるスカラー関数である。

$$\phi_k(\mathbf{x}) = f(|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k|) \quad (6)$$

ここで、 $\mathbf{c}_k$  は基底関数の中心を表すベクトル、 $|\mathbf{x} - \mathbf{c}_k|$  はユークリッドノルムである。

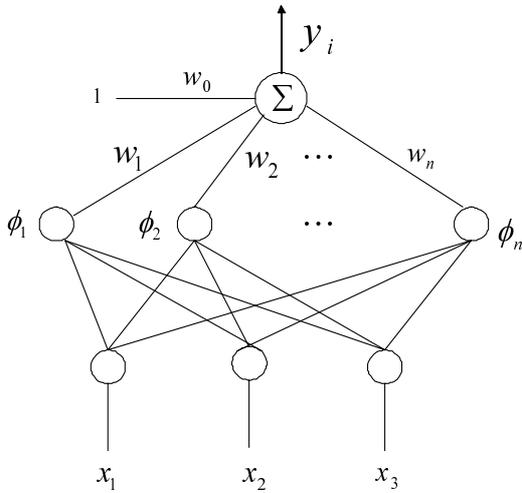


図-2 RBF ネットワークの概略図

RBF モデルの出力を 1 次元スカラー  $y$  とすると、 $m$  次元から 1 次元への写像が次のように与えられる。

$$y(p) = \omega_0 + \sum_{k=1}^n w_k \phi_k(\mathbf{x}(p)) + e(p) \quad (1 \leq p \leq L) \quad (7)$$

$$\phi_k(\mathbf{x}(p)) = \exp \left\{ - \frac{\sum_{j=1}^m (x_j(p) - c_{kj})^2}{b_k^2} \right\} \quad (8)$$

ただし、  
 $\mathbf{x}(p)$ : 入力変数 (ベクトル)  
 $y(p)$ : 出力変数 (スカラー)  
 $\phi_k$ : 基底関数  
 $b_k$ : 基底関数の幅  
 $\omega$ : 基底関数の重み  
 $c_{kj}$ : 中心位置  
 $L$ : 入出力のデータ数  
 $e(p)$ : 近似誤差

## 2.5 提案法

本手法では逆誤差伝播法により RBF モデルによって得られた基底関数の重みの更新を行う。いま、第  $p$  番目の入力パターンに対する出力層の  $i$  番目のユニットからの出力値を  $\bar{x}_{ip}$  とし、教師信号を  $d_{ip}$  とすると、第  $p$  番目の入力パターンに対する誤差関数  $E_p(\omega)$  およびすべての入力パターンに対する総誤差関数  $E(\omega)$  は、それぞれ式 (9)、(10) で示される。

$$E_p(\omega) = \frac{1}{2} \sum_i (\bar{x}_{ip} - d_{ip})^2 \quad (9)$$

$$E(\omega) = \sum_p E_p(\omega) \quad (10)$$

誤差逆伝播法では、ニューラルネットワークの総誤差関数  $E(\omega)$  を最小化するため、各パターンに関する誤差関数  $E_p(\omega)$  の勾配ベクトルである式 (11) を計算し、式 (12) により、逆方向に  $\omega$  を改良する。これにより基底関数の重みを更新し、最終的な出力値を得る。

$$\Delta\omega = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial \omega} \quad (11)$$

$$\omega' = \omega + \Delta\omega \quad (12)$$

ただし、 $\eta$ : 学習係数、 $\omega'$ : 新たな基底関数の重み、 $\omega$ : 現在の基底関数の重みである。

## 2.6 GA

進行経路の数値化に用いた正規分布の幅と中心バイアス、RBF モデルに用いる基底関数の幅と中心値を GA によって求める。

## 3. 台風被害予測シミュレーション

### 3.1 シミュレーション 1

被害予測シミュレーション実験として、1990 年から 2006 年までに鹿児島県本土に接近・上陸した 22 個の台風を対象とし、年代順に通しの台風番号を付与した。この 22 個の台風気象データを用いて学習用 21 個とテスト用 1 個に分けた。また、鹿児島県本土内を各営業所毎の 6 地区 (出水、川内、加治木、鹿児島、加世田、鹿屋) に分割した。以下、2 章の提案法を本手法と記す。これに対し比較のため、RBF モデルの基底関数の重み  $\omega$  の更新を行わない場合のものを以下、旧手法と記し、その実験も同時に行う。

台風の気象情報は入力として  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]^T$  を、出力として、 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, y_3]^T$  を選んだ。ただし、 $x_1$ : 進行経路、 $x_2[m/s]$ : 最大瞬間風速、 $x_3[km]$ : 暴風半径、 $y_1[本]$ : 折損 - 転倒被害数、 $y_2[本]$ : 傾斜被害数、 $y_3[箇所]$ : 断混線被害数、とした。なお代表として鹿児島地区の予測結果を図-3~図-5に示した。

RBF モデルのパラメータ値は、基底関数の個数を 5 個、学習係数  $\eta=0.2$ 、学習回数 100 回とし、また各未知パラメータ  $c_{kj}, b_k (j=1, 2, \dots, m; k=1, 2, 3)$  を求める際は GA を用いて準最適に決定した。

また GA の各パラメータ値を、

$$\text{世代数 } G = 10$$

$$\text{個体数 } M = 100$$

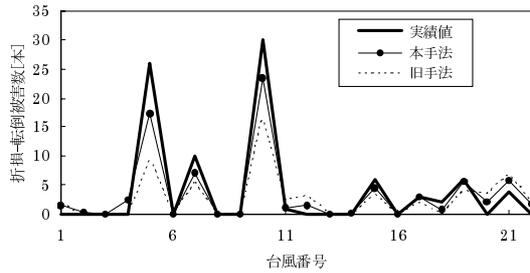


図-3 折損-転倒被害予測 (鹿児島)

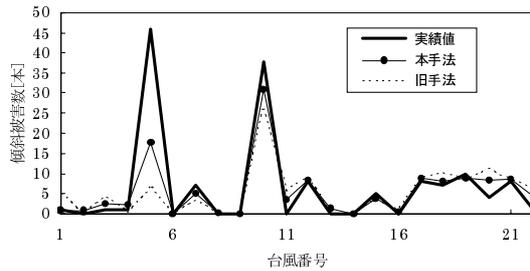


図-4 傾斜被害予測 (鹿児島)

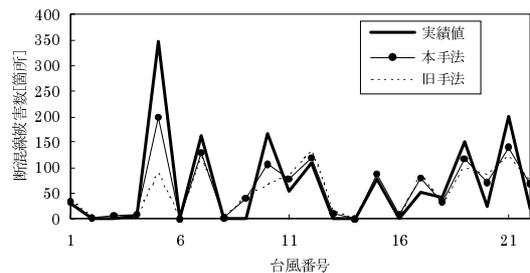


図-5 断混線被害予測 (鹿児島)

各個体の二進文字列ビット数  $\zeta = 10$

交叉確率  $P_c = 0.8$

突然変異確率  $P_m = 0.03$

$c_{kj}$  の探索範囲  $0 \leq c_{kj} \leq 1$

$b_k$  の探索範囲  $0.2 \leq b_k \leq 0.8$

$h_r$  の探索範囲  $1 \leq h_r \leq 10$

とした。これらの各種パラメータ値は工学的に妥当と思われるものを試行錯誤的に求めた。

各手法を評価するために次の絶対平均誤差を導入する。

$$J_i = \frac{\sum_{q=1}^{22} |y_i(q) - \hat{y}_i(q)|}{\sum_{q=1}^{22} |y_i(q)|} \quad (13)$$

ただし、

$y_i(q)$ : 被害実績値  $\hat{y}_i(q)$ : 被害予測値  $q$ : 台風番号である。

表-1 折損-転倒被害の評価値

地区	本手法	旧手法
出水	0.209	0.518
川内	0.209	0.461
加治木	0.48	0.595
鹿児島	0.377	0.65
加世田	0.312	0.567
鹿屋	0.513	0.615

表-2 傾斜被害の評価値

地区	本手法	旧手法
出水	0.32	0.525
川内	0.227	0.399
加治木	0.411	0.598
鹿児島	0.407	0.623
加世田	0.334	0.374
鹿屋	0.571	0.843

表-3 断混線被害の評価値

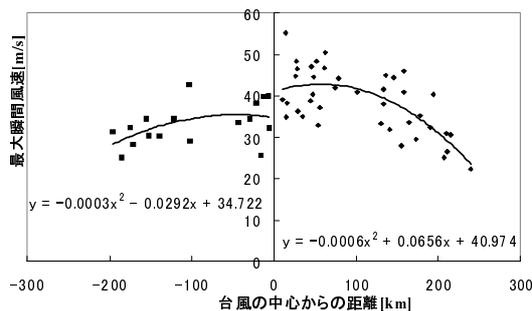
地区	本手法	旧手法
出水	0.237	0.593
川内	0.193	0.427
加治木	0.352	0.58
鹿児島	0.402	0.565
加世田	0.283	0.441
鹿屋	0.405	0.57

式 (13) により、各手法による折損 - 転倒予測誤差評価  $J_1$  を表-1 に、傾斜予測誤差評価  $J_2$  を表-2 に、断混線予測誤差評価  $J_3$  を表-3 にそれぞれ示す。

### 3.2 シミュレーション 2

2007年7月に鹿児島県本土に上陸した台風4号について折損 - 転倒、傾斜、断混線を対象とした事前予測を各地区ごとに行った。学習に用いた台風の気象情報はシミュレーション1の1990年から2006年までに鹿児島県に接近、上陸した22個の台風を用いた。

事前予測用の入力データとして、進行経路は台風が北緯28度に達した時点で気象庁より発表された進路予想円の中心を通過すると仮定して作成している。北緯28度に達した時点での鹿児島県上陸予想時間は約24時間後であるので人員派遣、資材準備の為に十分な時間といえる。また、最大瞬間風速は図-6より求める。この図は台風の中心と目的地との距離が最小になった時に最大値が観測されると仮定して過去のデータより求めたものである。事前予測を行う際には気象庁より発表される台風の予想進行経路より、台風の中心と各地区との最短距離を求め図-6中の二次近



図－6 台風を中心と目的地との距離（最大瞬間風速）

表－4 予測最大瞬間風速と実績値

地区	予測最大瞬間風速	実績値
出水	29.2	25.5
川内	30.5	22.4
加治木	29.4	28.1
鹿児島	29.4	33.5
加世田	29.6	25.9
鹿屋	29.2	36.7

表－5 事前予測結果

地区	折損-転倒 [本]	傾斜 [本]	断混線 [箇所]
出水(実績)	5	27	9
出水(予測)	8	21	16
川内(実績)	0	1	1
川内(予測)	1	2	9
加治木(実績)	0	3	16
加治木(予測)	5	9	32
鹿児島(実績)	0	0	13
鹿児島(予測)	1	2	9
加世田(実績)	0	0	10
加世田(予測)	1	6	12
鹿屋(実績)	6	59	78
鹿屋(予測)	18	49	67

似式にそれぞれの最短距離を代入し予測値を求める。なお台風を中心から東と西で異なる関数を用いているのは、台風の東側の風速が強くなるという北半球の台風の特徴を考慮しているからである。なお暴風半径は24時間ではほとんど変化しないという過去のデータより24時間前の暴風半径を使用した。表4に図－6を用いて求めた予測最大瞬間風速の値をそれぞれ各地区ごとに示した。また、事前予測結果を表－5に示した。

## 4. 結論

本手法ではRBFモデルとGAを用いて鹿児島県各地区における電力配電系統被害予測を行った。本手法の特徴は、まずRBFモデルとGAを用いて被害予測を行い、次に教師信号を用いて基底関数の重みを更新し学習を行うという点である。その際に用いるRBFモデルの未知パラメータである基底関数の幅と中心値、被害予測を行う際にきわめて重要な気象情報であると考えられる台風の進行経路の数値化に用いる正規分布の幅と中心バイアスを、GAを用いて準最適に求めることで予測精度が向上した。1990年から2006年までに鹿児島県本土に接近・上陸した22個の台風データを用いてシミュレーション実験を行った。また、本手法との比較として、基底関数の個数が3個の場合の予測も行い本手法の有効性を確かめた。

シミュレーション1の結果、折損-転倒被害数、傾斜被害数、断混線被害数の予測において本手法の有効性が確認できた。しかし、地区によっては予測精度にばらつきが見られた。これは近年の支持物の強度が1990年代の支持物に比べて飛躍的に強化されたことが1つの原因として挙げられる。またこれ以外の原因としては雨による地盤の緩みや倒木による被害といった予測に反映することが非常に困難な間接的被害が、予測精度を悪化させたのではないかとと思われる。

シミュレーション2では実際に接近中の台風を想定して被害予測を行ったが、各地区において概ね誤差の範囲内といえる予測結果が得られた。しかし、地区や被害によっては予測精度が不十分な結果もあった。これは24時間前の予報での進行経路と実際の進行経路の違いや、最大瞬間風速の予測値と実際の値の違いなどが原因ではないかと考えられる。今後は入力の一つとして用いた最大瞬間風速を決定する関数の予測精度の向上や、各地域の特性をより考慮した入力データを適用させることで、さらなる改善が出来ると思われる。

## 謝辞

本研究を行うにあたり、各種の貴重なデータを提供して下さった九州電力株式会社の皆様に深く感謝の意を表します。

#### 参考文献

- 1) 小倉 義光:気象学通論, 東京大学出版会 (1978).
- 2) 志水 清孝:ニューラルネットと制御, コロナ社 (2002).
- 3) 馬場 則夫:ニューラルネットの基礎と応用, 共立出版株式会社 (1994).
- 4) 北野 宏明:遺伝的アルゴリズム, 産業図書 (1993).
- 5) 高田 等, 土田 比佐志, 花田 秀幸, 八野 知博, 宮島 廣美:遺伝的アルゴリズムと線形回帰モデルに基づく電力配電系統の台風被害予測, 平成 11 年度電気関係学会九州支部連合大会論文集, p.323 (1999).
- 6) 高田 等, 脇 寿彦, 八野 知博, 坂元 均:電力系統台風被害予測用 RBF ネットワークについて, 平成 14 年度電気関係学会九州支部連合大会論文集, p.300 (2002).
- 7) 高田 等, 土田 比佐志, 八野 知博, 実成 義孝:GA によるデータ規格化と線形回帰モデルに基づく電力系統の台風被害予測, 電気学会論文誌 C, Vol.120-C, No.8/9, pp.1250-1256 (2000).
- 8) 高田 等, 式町 明人, 八野 知博:RBF モデルを用いた鹿児島県本土の電力配電系統台風被害予測, 第 26 回 SICE 九州支部学術講演会, pp.197-198 (2007).
- 9) 高田 等, 式町 明人, 八野 知博:RBF モデルを用いた鹿児島県本土における電力配電系統台風被害予測, 第 61 回電気関係学会九州支部連合大会, 12-2A-15 (2008).