

規格化ガウシアン関数ネットワークとGAを用いた 鹿児島県各地区電力系統の台風被害予測

高田 等* 土田 比佐志** 八野 知博*

A METHOD FOR PREDICTING TYPHOON DAMAGE TO ELECTRIC POWER SYSTEMS IN KAGOSHIMA PREFECTURE VIA NORMALIZED GAUSSIAN NETWORKS AND GA

Hitoshi TAKATA , Hisashi TSUCHIDA and Tomohiro HACHINO

Every year, Kagoshima Prefecture suffers from typhoons which often damage power systems and cut off electricity. In order to resume speedy normal electricity services, it is necessary to predict accurately the damage which will be caused by typhoons. This paper presents a method for predicting the typhoon damage to power systems by using normalized Gaussian networks and GA. The weather forecast concerning the approaching typhoon makes it possible to predict the degree of damage to electric lines and poles. The effectiveness of this prediction method has been proved by applying it to the actual data.

Keywords: Prediction, Normalized Gaussian network, GA , Typhoon damage , Power system

1 はじめに

電力系統は毎年台風による被害を被り、特に鹿児島地区配電系統のそれは甚大である。しかしながら台風に伴う電線や支持物等の被害量の正確な予測法はない。現状は、過去の台風の瞬間最大風速と被害数との相関関係から、概略的な被害想定を行う被害予測法が用いられているが、高精度な予測は期待できない。

さて一般に、台風により電力系統が大きな被害を受けることがあり、それにより各地区毎に停電が発生す

ることもしばしばである。停電が長時間続くと社会生活に甚大な影響をおよぼし、また電力会社自身も大きな損害となる。迅速な復旧作業を行うためには、台風被害発生前に各地区毎の設備被害を予め予測し、それに応じた復旧対応人員を台風被害予測地域にきめ細かに派遣する必要がある。すなわち、設備被害による損害を最小限に抑えるためには、停電時間や復旧にかかるコストを最小限に抑える必要がある。このために正確な各地区毎設備被害予測が不可欠であり、高精度な予測法の開発が強く望まれている^{1)~5)}。これまで台風に関する多くの研究があるが、現在なお台風の正確な気象情報を知ることは困難である。また電力系統の設備被害は様々である。例えば、台風時の雨による水分を多く含んだ安定度の悪い地盤に立つ支持物は、一瞬の強風でも倒壊、傾斜、流出する。電線は、強風によ

2001年8月31日受理

* 電気電子工学科

** 博士前期課程電気電子工学専攻

る直接断線被害や、倒れた木等による間接被害も受ける。このように設備被害はいろいろな要因によって変化し影響を受けるのでその予測が容易でない。

本論文では入手可能な台風の気象情報を基に、電線や支持物等の設備被害を規格化ガウシアン関数ネットワーク (Normalized Gaussian Network) ⁶⁾ で予測する手法について考察した。その際、ガウシアン関数の形状を決める未知パラメータに対し、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) ⁷⁾ を用いて、被害予測モデルに適した形でのガウシアン関数の準最適化を行った。

2 規格化ガウシアン関数ネットワーク

規格化ガウシアン関数ネットワークは、RBF とスプライン関数の両方の特徴をあわせもった関数近似の方法である。ネットワークの式は、次のように与えられる。

$$y = \sum_{i=1}^n f_i(\mathbf{x}) \mu_i(\mathbf{x}) \quad (1)$$

$$f_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^m \theta_{ij} x_j \quad (2)$$

ただし、

$f_i(\mathbf{x})$: 観測データ各領域の同定モデル、

$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$,

θ_{ij} : 相関係数、

n : ガウシアン関数の数。

ここに $\mu_i(\mathbf{x})$ は、次式で与えられる規格化されたガウシアン関数である。

$$\mu_i(\mathbf{x}) = \frac{G_i(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^n G_j(\mathbf{x})} \quad (3)$$

$$G_i(\mathbf{x}) = \prod_{k=1}^m \exp \left\{ - \left(\frac{x_k - c_{ik}}{h_{ik}} \right)^2 \right\} \quad (4)$$

この場合、各ガウシアン関数は入力データとの近さに応じて出力を受けもつことになり、入力に近い中心値をもつガウシアン関数は、関数 $f_i(\mathbf{x})$ で目的の関数を近似する。これにより、2つのガウシアン関数の間は滑らかに接続されることになる。なお、同定モデル $f_i(\mathbf{x})$ ($i = 1, 2, \dots, n$) には、平面、単調増加、又は単調減少であるモデルが望ましい。本手法では同定モ

デル $f_i(\mathbf{x})$ に線形回帰モデルを用いた。すなわち本関数近似法は、まず全データをプロットし、入出力値による特質の類似した集団を作り n 個のグループ分けを行う。次に、各グループ内は線形回帰 $\{f_i(\mathbf{x})\}$ し、グループ間はガウシアン関数 $\{\mu_i(\mathbf{x})\}$ で結合して構築される。

2.1 観測データの分割

観測データ $(x(p), y(p))$ ($p = 1, 2, \dots, L$) は n 個の領域に分割され、各領域に同定モデル $f_i(\mathbf{x})$ ($i = 1, 2, \dots, n$) が構築される。その手順を図-1 を使って説明する。

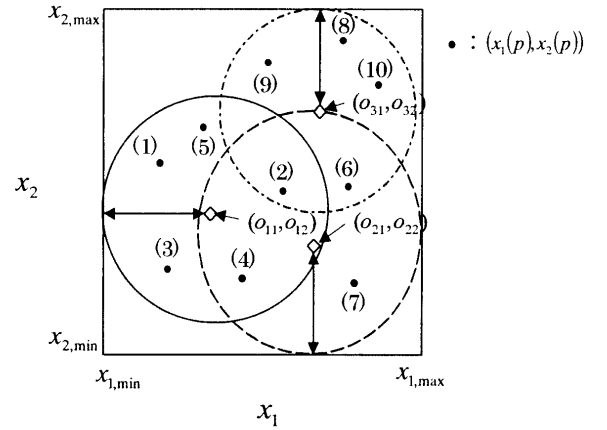


図-1 観測データの分割 ($m = 2, n = 3$ の場合)

図-1において、中心 (o_{11}, o_{12}) 、半径 r_1 の円内に位置する観測データ $(x(p), y(p))$ が $p = 1$ から $p = 5$ までであると仮定しよう。この領域に与えられる入力データ x_{f1} と出力データ y_{f1} は、

$$y_{f1}(q) = \sum_{j=0}^2 \theta_{1j} x_{f1j}(q) + e_{f1}(q) \quad (1 \leq q \leq 5) \quad (5)$$

ただし、

$e_{f1}(q)$: 近似誤差、

θ_{1j} : 相関係数、

で表される。これをベクトル表示すると、

$$y_{f1} = x_{f1} \theta_1 + e_{f1} \quad (6)$$

ただし、

$$\theta_1 = \begin{bmatrix} \theta_{10} & \theta_{11} & \theta_{12} \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{x}_{f_1} = \begin{bmatrix} 1 & x_{f_{1_1}}(1) & x_{f_{1_2}}(1) \\ 1 & x_{f_{1_1}}(2) & x_{f_{1_2}}(2) \\ 1 & x_{f_{1_1}}(3) & x_{f_{1_2}}(3) \\ 1 & x_{f_{1_1}}(4) & x_{f_{1_2}}(4) \\ 1 & x_{f_{1_1}}(5) & x_{f_{1_2}}(5) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y}_{f_1} = \begin{bmatrix} y_{f_1}(1) \\ y_{f_1}(2) \\ y_{f_1}(3) \\ y_{f_1}(4) \\ y_{f_1}(5) \end{bmatrix} \quad \mathbf{e}_{f_1} = \begin{bmatrix} e_{f_1}(1) \\ e_{f_1}(2) \\ e_{f_1}(3) \\ e_{f_1}(4) \\ e_{f_1}(5) \end{bmatrix}$$

となる。ここで、

$$\mathbf{J} = \text{tr}(\mathbf{y}_{f_1} - \mathbf{x}_{f_1}\boldsymbol{\theta}_1)^T(\mathbf{y}_{f_1} - \mathbf{x}_{f_1}\boldsymbol{\theta}_1) \quad (7)$$

で表される評価関数 \mathbf{J} を $\boldsymbol{\theta}_1$ について微分し零とおくと、

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \boldsymbol{\theta}_1} = \mathbf{x}_{f_1}^T(\mathbf{y}_{f_1} - \mathbf{x}_{f_1}\boldsymbol{\theta}_1) = \mathbf{0}$$

である。よって最小二乗法により求める相関行列 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_1$ が、

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_1 = (\mathbf{x}_{f_1}^T \mathbf{x}_{f_1})^{-1} (\mathbf{x}_{f_1}^T \mathbf{y}_{f_1}) \quad (8)$$

となる。(8)式で求めた相関行列 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_1 = [\hat{\theta}_{10} \ \hat{\theta}_{11} \ \hat{\theta}_{12}]^T$ を用いた次式を同定モデル $f_1(\mathbf{x})$ の出力

$$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^2 \hat{\theta}_{1j} x_j \quad (9)$$

とする。

同様に、 $i = 2, 3$ の場合も、分割された観測データから同定モデル $f_2(\mathbf{x})$ 、 $f_3(\mathbf{x})$ をそれぞれ構築する。結局、最終的に(1)式に対応したモデル式が

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^3 \left(\sum_{j=0}^2 \hat{\theta}_{ij} x_j \right) \mu_i(\mathbf{x}) \quad (10)$$

となる。

(4)式における、各ガウシアン関数の構造は既知であるが中心値 c_{ik} と幅 h_{ik} 、および各同定モデル $f_i(\mathbf{x})$ の範囲を決めるパラメータ値の σ_{ki} と r_i は未知である。これら未知パラメータを遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて、準最適に求める。そのアルゴリズムは次の3.2節に記載される。

3 被害予測システム

3.1 データ処理

鹿児島県各地区の電力系統に被害を与える台風の要素としては風速と進行経路を、および予測対象としては電線被害実績値と支持物被害実績値を考える。被害予測システムの入力データは台風情報である。しかし台風は時々刻々変化するのでその取り扱いが容易でない。また仮に、的確な入力データが獲得できたとしてもすべての要因を入力すると、必然的にネットワークの規模が大きくなり、計算時間量等の問題が生じる。そこで、本手法では風速の値 x_1 を、鹿児島本土付近の通過台風データの平均とした。また、各地区毎の進行経路評価値 x_2 は次の正規関数により与えた。

$$x_2 = \sum_{s=1}^P \exp \left[-\frac{a_x(t_x(s) - c_x)^2 + a_y(t_y(s) - c_y)^2}{b^2} \right] \quad (11)$$

ただし、

$t_x(s)$: 台風の経度の位置、

$t_y(s)$: 台風の緯度の位置、

c_x, c_y : 各考察対象地区の中心位置、

a_x, a_y, b : 正規関数の形状を決めるパラメータ、

P : 台風の進行経路のプロット数。

なお本手法適用の際には、予め、データの規格化が必要である。すなわち観測データ $\mathbf{X}(p), \mathbf{Y}(p)$ ($p = 1, \dots, L$)は単位、最大値、および最小値がそれぞれ異なるため、各要素ごと0~1上への線形変換による規格化を行う。

$$x_k(p) = \frac{X_k(p) - X_{k,\min}}{X_{k,\max} - X_{k,\min}} \quad (12)$$

$$y(p) = \frac{Y(p) - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} \quad (13)$$

ただし、

$X_k(p)$: 実観測データ (入力)、

$X_{k,\max}$: 入力データの最大値、

$X_{k,\min}$: 入力データの最小値。

$Y(p)$: 実観測データ (出力),

Y_{\max} : 出力データの最大値,

Y_{\min} : 出力データの最小値.

その際, 最終的な被害予測モデルの出力 \hat{y} は

$$\hat{Y} = \hat{y}(Y_{\max} - Y_{\min}) + Y_{\min} \quad (14)$$

により被害予測実績値 \hat{Y} に変換される.

さて本予測システム構成においては, 被害予測モデルの近似精度を考慮して, 被害予測モデルを多入力1出力と設定した. すなわち出力データ $Y(p)$ ($p = 1, \dots, L$) を電線被害実績値と支持物被害実績値の別々に構成した.

3.2 アルゴリズム

本手法で用いた規格化ガウシアン関数ネットワークの準最適化アルゴリズムは, 次のGAを用いて行われる.

step0 : データ規格化

3.1節により全データを規格化する.

step1 : 初期候補集団の発生

Q 個の二進文字列 (個体) から構成される Ω の初期候補集団 $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s : 1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq m\}$ ($s = 1, \dots, Q$) をランダムに発生させる.

step2 : デコーディング

各個体を遺伝子型から表現型にデコーディングする.

step3 : 規格化ガウシアン関数ネットワークの構築
デコーディングされたパラメータ候補値 $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s\}$ を用いて第2節の方法により, Q 個の規格化ガウシアン関数ネットワーク候補を構築する.

step4 : 適応度計算

$s = 1, \dots, Q$ に対し各 s 毎, $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s\}$ を用いて目的関数

$$J_s = \frac{1}{L} \frac{\sum_{p=1}^L |y(p) - \hat{y}(p)|}{\sum_{p=1}^L y(p)} \quad (15)$$

を求め, 適応度 $F_s = 1/(J_s + 1)$ を計算する. ただし,

$y(p)$: パターン p における出力データ,

$\hat{y}(p)$: パターン p において, $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s\}$ による (10) 式の規格化ガウシアン関数ネットワークの近似出力.

step5 : 複製

適応度に比例した選択確率で複製を行う適応度比例戦略を用いる.

step6 : 交叉

ランダムに個体のペアを $Q/2$ 個作成し, 交叉確率 P_c で交叉を行う.

step7 : 突然変異

突然変異 P_m で個体の遺伝子 (0 あるいは 1) を反転させる.

step8 : 繰り返し

以後step2~step7をあらかじめ決められた世代数 G に達するまで繰り返し, 集団全体の適応度を高める. 最終的に, 全世代において最も高い適応度を有する個体から, 準最適な規格化ガウシアン関数ネットワークの未知パラメータ $\{c_{ik}, h_{ik}, o_{ki}, r_i\}$ が決定される.

4 シミュレーション実験

4.1 実験内容

台風被害シミュレーション実験として, 1988年から1997年までに鹿児島本土に接近した17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. また, 鹿児島本土内を各営業所毎の9地区 (出水, 大口, 川内, 加治木, 鹿児島, 志布志, 加世田, 鹿屋, 指宿) に分割した. この17個の台風気象データを, $L = 16$ 個の観測データと $\tilde{L} = 1$ 個のテスト用データに分け, 合計 $\hat{L} = 17$ 通りの予測シミュレーション実験を本被害予測システムから行った. なお本手法 (NEW) と他の手法との比較のため, ニューラルネットワーク⁸⁾を用いた予測 (NN) 法, 線形回帰モデルを用いた予測 (LRM) 法, RBFを用いた予測 (RBF) 法による実験も同時に行った.

規格化ガウシアン関数ネットワークの入力として, 2次元の $x = [x_1, x_2]^T$ を, 出力としては1次元の $y = [y_1]^T$, または $y = [y_2]^T$ を選んだ. ただし, $x_1[\text{m/s}]$:

風速, x_2 : 進行経路, y_1 [件]: 条径間電線被害, および y_2 [本]: 支持物被害, とした. 表-1 (表-1.1と表-1.2) は台風気象情報を整理したもので, $x_2(\cdot)$ の進行経路はそれぞれ, A: 出水, B: 大口, C: 川内, D: 加治木, E: 鹿児島, F: 志布志, G: 加世田, H: 鹿屋, I: 指宿, である. また, 表-2 (表-2.1と表-2.2) は各地区の台風による電線被害実績値, 表-3 (表-3.1と表-3.2) は各地区の台風による支持物被害実績値を示す.

2 節の規格化ガウシアン関数ネットワークにおいては

入力数 $m = 2$

ガウシアン関数の数 $n = 3$

とし, GA の各パラメータ値を

個体数 $Q = 100$

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 $P_m = 0.03$

世代数 $G = 10$

選定パラメータ $\Omega = \{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s; 1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq m\}$ ($s = 1, \dots, Q$) の探索範囲は各要素毎 0~1.0 の範囲内,

とした. これらの各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ものである. なお, 比較のために用いた 3 階層型ニューラルネットワークについては, 中間層数が 3, 学習係数が 0.2, 学習慣性項係数が 0.8 とした. また, RBF モデルのガウシアン関数の未知パラメータの c_{ik} と h_{ik} は本手法と同じ GA を使って求めた. その際, GA の各パラメータ値は本手法と同じものを用いた.

表-1.1 台風気象データ

台風番号	x_1	$x_2(A)$	$x_2(B)$	$x_2(C)$	$x_2(D)$
1	40	13.44	12.38	13.93	14.016
2	30	4.973	6.585	3.309	11.78
3	50	1.646	2.387	0.487	4.124
4	35	5.075	6.650	2.773	10.91
5	30	4.268	5.708	2.163	9.712
6	40	1.882	1.323	6.517	1.181
7	40	11.29	9.686	15.28	7.973
8	50	9.514	7.863	14.30	5.906
9	40	15.11	14.33	14.30	13.14
10	30	8.818	10.30	2.670	9.919
11	45	10.88	9.322	15.39	8.453
12	50	12.82	14.08	7.583	15.17
13	35	0.027	0.019	1.051	0.133
14	35	15.45	15.25	13.01	14.27
15	40	15.16	14.42	14.35	12.94
16	35	10.64	8.924	14.44	6.060
17	40	13.59	14.65	8.749	15.42

表-1.2 台風気象データ

台風番号	$x_2(E)$	$x_2(F)$	$x_2(G)$	$x_2(H)$	$x_2(I)$
1	15.04	13.68	15.22	14.97	15.28
2	13.14	15.04	13.77	15.07	15.09
3	4.43	8.356	4.123	7.256	6.578
4	11.97	15.01	12.30	14.76	14.71
5	10.75	14.50	11.03	14.06	13.96
6	1.426	0.573	2.086	0.904	1.369
7	8.154	4.584	9.241	5.767	6.913
8	5.878	2.868	6.631	3.686	4.443
9	13.3	9.579	14.10	11.03	12.24
10	8.702	11.92	6.600	10.03	7.932
11	9.032	5.513	10.55	6.990	8.548
12	15.19	14.99	14.90	15.38	15.49
13	0.374	0.227	1.167	0.524	1.329
14	14.2	10.64	14.63	11.87	12.74
15	12.92	8.951	13.58	10.29	11.33
16	5.695	2.624	6.098	3.288	3.810
17	15.44	14.17	15.37	14.83	15.17

表-2.1 各地区の電線被害実績値

台風番号	出水	大口	川内	加治木	鹿児島
1	52	9	65	217	113
2	0	0	1	5	8
3	0	0	0	5	31
4	0	0	0	1	2
5	0	0	9	5	0
6	16	0	62	0	0
7	0	0	0	0	0
8	103	108	237	187	318
9	81	126	240	132	203
10	0	0	0	0	0
11	56	17	126	403	234
12	362	198	184	531	507
13	5	0	28	8	41
14	7	30	30	48	124
15	81	33	554	358	879
16	4	0	33	33	21
17	21	2	21	196	276

表-3.1 各地区の支持物被害実績値

台風番号	出水	大口	川内	加治木	鹿児島
1	28	3	38	70	73
2	0	0	0	0	4
3	0	0	0	4	1
4	0	0	0	3	0
5	2	0	2	1	1
6	2	0	2	0	0
7	0	0	0	0	0
8	48	13	38	115	23
9	31	51	36	21	17
10	0	0	0	0	0
11	10	13	9	101	83
12	56	24	34	137	80
13	0	0	0	1	0
14	0	6	5	2	2
15	13	15	46	42	69
16	0	0	1	4	0
17	0	2	0	33	8

表-2.2 各地区の電線被害実績値

台風番号	志布志	加世田	鹿屋	指宿
1	204	77	209	8
2	7	9	30	20
3	44	30	102	33
4	117	3	648	61
5	3	0	5	6
6	0	2	25	3
7	0	0	0	0
8	47	98	84	53
9	51	288	189	124
10	6	0	0	12
11	44	86	178	193
12	532	454	1674	340
13	90	37	402	63
14	0	51	0	0
15	239	450	117	432
16	16	21	14	136
17	148	109	225	198

表-3.2 各地区の支持物被害実績値

台風番号	志布志	加世田	鹿屋	指宿
1	48	139	161	20
2	0	3	0	1
3	62	13	21	7
4	59	5	419	5
5	4	0	2	1
6	0	0	4	1
7	0	0	0	0
8	11	71	21	15
9	6	86	47	32
10	0	0	0	0
11	17	50	70	20
12	475	290	1641	241
13	14	1	43	0
14	0	10	0	0
15	13	128	10	28
16	0	4	0	17
17	33	19	55	18

4.2 評価

各手法の誤差評価として、4.1節の \hat{L} 回予測シミュレーションを行った実験データ値に対し、各地区の y_i ($i = 1, 2$) に関し、次のような評価関数を導入する。

$$J_i = \frac{\sum_{q=1}^{\hat{L}} |y_i(q) - \hat{y}_i(q)|}{\sum_{q=1}^{\hat{L}} (y_i(q))} \quad (16)$$

ただし、

y_i : 各地区の実績被害値、

\hat{y}_i : 各手法による予測値。

式(16)を用いた、各手法による電線被害予測評価 J_1 を表-4に、各手法による支持物被害予測評価 J_2 を表-5に示す。

表-4 各手法による電線被害予測評価

地区名	NEW	NN	LRM	RBF
出水	0.316	0.7815	0.9514	1.1077
大口	0.561	0.5315	0.9514	0.7652
川内	0.7933	1.1501	1.1233	1.5485
加治木	0.4366	0.7781	0.9953	1.6651
鹿児島	0.5143	0.9634	0.6938	0.8493
志布志	0.6746	0.6827	0.7174	1.209
加世田	0.557	1.0812	0.9467	1.6778
鹿屋	0.8616	0.9684	1.2259	1.9942
指宿	0.773	1.219	0.8619	2.6631
平均	0.61	0.9062	0.9408	1.4978

表-5 各手法による支持物被害予測評価

地区名	NEW	NN	LRM	RBF
出水	0.694	0.5466	1.0535	1.9187
大口	0.706	1.1781	1.0535	1.1889
川内	0.9443	0.6689	0.8771	0.9461
加治木	0.6303	0.7502	0.8864	0.8011
鹿児島	0.7707	1.2672	0.7849	1.0275
志布志	0.8507	0.7935	0.9583	1.4643
加世田	0.7894	0.8828	1.3462	1.1507
鹿屋	0.8881	1.0331	0.8609	1.3571
指宿	0.971	0.8776	1.6403	1.8937
平均	0.7916	0.8887	1.0512	1.3053

4.3 考察

これらの結果より本手法（NEW）は他の手法に比べ優れていることがわかる。しかし、表-4、表-5から電線被害予測結果と支持物被害予測結果を比べると、支持物被害予測結果の方が平均予測誤差値が大きい。また、鹿児島地区と鹿屋地区のNEW電線被害予測結果のように、同じ手法で予測を行っても評価値は大きく異なり予測精度に地域差がある。

これらの予測誤差の起因としては、例えば以下が想像される。(1) 本手法の同定モデルは線形であり近似精度や汎化能力に限界がある。(2) 現在使っている入力データ以外にも、台風の暴風半径、台風がもたらした雨量、地形などの影響がある。すなわち、線形回帰モデルと現使用の2種類の入力データでは台風情報と被害値との関係を十分に表現できなかったためと思われる。これらの予測誤差改善にはさらなるモデルの改良や入力データの選定が必要である。

5 あとがき

一般に高精度な予測が難しい鹿児島県各地区における、台風による電力系統設備被害の予測法について考察した。本手法は、台風の気象情報を入力、設備被害を出力とし、規格化ガウシアン関数ネットワークとGAを用いて構成されたものである。過去の実データを用いた数値シミュレーション実験により本手法の有効性を確かめた。

さて、本手法の予測精度をさらに向上するために、入力に用いる気象データの選定、入出力データの規格化の改善、および規格化ガウシアン関数ネットワークモデルの改善などがある。これらに関するさらなる検討は今後に残された研究課題である。

謝 辞

本研究を行うにあたり、各種データの提供を賜った九州電力（株）鹿児島支店の各諸氏に深甚の謝意を表します。

参考文献

- 1) 高田 等, 園田 克治, 八野 知博, 実成 義孝:「線形回帰モデルとニューラルネットワークによる鹿児

- 島地区電力配電系統の台風被害予測法」, Journal of Signal Processing, Vol.3, No.6, pp455-461, (1999)
- 2) 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会大会論文集, pp.323, (1999)
 - 3) 高田 等, 花田 秀幸, 土田 比佐志, 八野 知博, 宮島 廣美:「ニューラルネットワークを用いた鹿児島地区の電力系統台風被害予測」, 第18回SICE九州支部学術講演会, 311, pp.237-238, (1999)
 - 4) 高田 等, 土田 比佐志, 八野 知博:「鹿児島県各地区の電力配電系統の台風被害予測」, 平成12年度電気関係学会九州支部連合会大会論文集, pp.367, (2000)
 - 5) 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)
 - 6) 堀口 剛, 佐野 雅己:「情報数理物理」, 講談社, (2000)
 - 7) 北野 宏明:「遺伝的アルゴリズム」, 産業図書, (1993)
 - 8) 馬場 則夫, 小島 文男, 小澤 誠一:「ニューラルネットの基礎と応用」, 共立出版, (1994)