

二次多項式モデルとNNによる鹿児島県各地区ごとの電力系統台風被害予測について

高田 等* 中村 洋文** 八野 知博*

ON PREDICTION OF ELECTRIC POWER DAMAGE BY TYPHOONS IN EACH DISTRICT IN KAGOSHIMA PREFECTURE VIA A SECOND-ORDER POLYNOMIAL MODEL AND NN

Hitoshi TAKATA, Hirofumi NAKAMURA and Tomohiro HACHINO

Kagoshima Prefecture has suffered from natural disasters by typhoons repeatedly. They hit power systems very badly and sometimes cut off electricity. To ensure the rapid restoration of electricity supply, one needs to predict the amount of damage by typhoon accurately. This paper considers the damage prediction in each district in Kagoshima Prefecture by using the GA (Genetic Algorithm), a polynomial regression model, and NN (Neural Networks). The track of typhoon is given a special value in each different region from Gaussian function made by the GA. A predictor consists of the second-order polynomial regressor at the first stage and the NN at the second stage. This method enables us to predict the number of damaged distribution poles and lines from weather forecasts of typhoon. Effectiveness of the method is assured by applying it to the actual date.

Keywords: Prediction, The second-order polynomial model, NN, GA, Typhoon damage, Power system

1. まえがき

鹿児島県は、日本列島最南端に位置しているために、発達した台風が通過することが多く、電力系統設備の被害も甚大な地域である。台風により電力系統設備が被害を被ると、停電を引き起こし、停電が長時間続くと一般家庭、企業あるいは施設などの社会生活ばかりでなく、電力会社自身も大きな損害となる。しかし、被害が起きてから人員を派遣し、復旧作業にかかるのでは停電時間の短縮にも限界がある。もし台

風被害発生前に電力系統設備被害を予め各地域ごとに予測することができれば、前もってそれに応じた対処の準備ができ、効率よく迅速な復旧作業が可能になる。このために、高精度な電力系統設備被害の予測法が必要となってくる^{1)~6)}。しかし、電力系統の設備被害では様々な要因が考えられ、台風の各種情報と電力系統の設備被害値は強い非線形の関係があるので正確な予測は非常に困難である。

そこで、台風による電力系統設備被害予測問題において、二次多項式モデルと3階層型ニューラルネットワーク⁷⁾を用いた鹿児島県電力系統設備の台風被害予測について考察した。鹿児島県本土を一地域と考えた場合の予測法は既に筆者ら³⁾により研究されている。そこで本論文では、鹿児島県本土を営業所ごとの9地区に分割し、各地区ごとの台風被害予測について

2004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

の研究を行った。すなわち入手可能な台風の気象情報を基に、折損-転倒、傾斜、断混線等の設備被害を各地区ごと予測する手法であり、各地区ごとに以下を行った。まず二次多項式モデルにより被害予測を行う。その際、台風進行経路の数値化に関し、ガウシアン関数の未知パラメータ決定に大域的探索能力に優れている遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm)⁸⁾を用いる。次に、このモデルによる近似誤差をニューラルネットワークで補正した。本手法は、鹿児島地区電力系統の台風被害予測に限定されたが、他の地区でも同様に適用可能なものである。

2. 電力系統台風被害予測システム

2.1 データ処理

鹿児島県各地区の電力系統設備に被害を与える台風情報として風速、進行経路、最低気圧、最大日降水量、継続時間を取り上げ、予測対象として、電力系統設備の折損-転倒、傾斜、断混線の被害値を取り上げた。被害予測システムの入力データは台風情報であり、台風は時々刻々変化するものなので、的確な入力データとして得ることは難しい。また、獲得できたとしても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、計算時間などが大きくなる。そこで、本手法が用いた風速や継続時間は、鹿児島本土付近を通過した台風データの平均値とした。また、台風の進行経路においては、台風の進行経路をより明確に数値データとして取り扱うために、鹿児島県各地区毎に2.3節で述べる正規分布を用いて表現した。なお、これらはすべて次の2.2節でデータ規格化される。

2.2 データ規格化

入出力データ $x(p), y(p)$ はそれぞれ単位も異なり、最大値、最小値をとる値も異なるため、データの規格化を行う。入力データは各要素 $x_j(p) (1 \leq j \leq M, 1 \leq p \leq L)$ ごと、次のように $-1 \sim 1$ までの値に非線形の規格化を行う。

$$\begin{aligned} x'_j(p) &= f(x_j(p), N_j, M_j) \\ &= \frac{1 - \exp\{-N_j(\tilde{x}_j(p) - M_j)\}}{1 + \exp\{-N_j((\tilde{x}_j(p) - M_j))\}} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\tilde{x}_j(p) = \frac{x_j(p) - \bar{x}_j}{x_{j,max} - \bar{x}_j} \quad (2)$$

ただし、

$$\begin{aligned} x_{j,max} &= \max\{x_j(p) : 1 \leq p \leq L\}, \\ x_{j,min} &= \min\{x_j(p) : 1 \leq p \leq L\}, \\ \bar{x}_j &= \frac{x_{j,max} + x_{j,min}}{2}, \\ N_j, M_j &: \text{規格化パラメータ.} \end{aligned}$$

関数の傾きを N_j で、関数の中心位置を M_j によって変化させる。 N_j, M_j は GA を用いて準最適に決定する。

同様に、出力データも各要素 $y_i(p) (1 \leq i \leq N)$ ごとに、最大値と最小値をそれぞれ $0 \sim 1$ となるように非線形規格化を行う。

$$y'_i(p) = \frac{\ln\{G_i(y_i(p) - y_{i,min}) + 1\}}{\ln\{G_i(y_{i,max} - y_{i,min}) + 1\}} \quad (3)$$

ただし、

$$\begin{aligned} y_{i,max} &= \max\{y_i(p) : 1 \leq p \leq L\}, \\ y_{i,min} &= \min\{y_i(p) : 1 \leq p \leq L\}, \\ G_i &: \text{規格化パラメータ.} \end{aligned}$$

G_i は GA を用いて準最適に求める。なお (3) 式の逆変換は $y_i(p) = y_{i,min} - 1 + G_i^{-1} \exp\{y'_i(p) \ln\{G_i(y_{i,max} - y_{i,min}) + 1\}\}$ である。以下簡単のため、本論文を通じ (2), (3) 式による規格化後のデータ x', y' を改めて x, y で表記する。

2.3 進行経路の評価

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。北半球における台風は、風が左回りに吹き込むため、被害量は台風中心位置の西側より東側に多く観測される。本論文ではその「偏り度」を考慮し、進行経路を数値化するために、鹿児島県の各地区毎に図-1 に示すような正規分布を用いて表現する。 β_{2i} で表される「偏り度」は経度の中心からのずれ、 h_{2i} は被害の及ぶ範囲を表している。また、被害量は、台風の通過経過時間 (継続時間) や地形に多いに依存しているため、これらを表現するために β_{1i} を中心パラメータ、 h_{2i} をその広がり範囲として用いた。

$$\begin{aligned} x_2(p) &= \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \exp \left[-\frac{(T_{LAj} - \beta_{1i})^2}{h_{1i}^2} \right. \\ &\quad \left. - \frac{(T_{LOj} - \beta_{2i})^2}{h_{2i}^2} \right] \end{aligned} \quad (4)$$

ただし,

- T_{LAj} : 台風の中心の緯度,
- T_{LOj} : 台風の中心の経度,
- β_{1i} : 中心パラメータ,
- β_{2i} : 経度の中心からのずれ (偏り度),
- h_{1i} : 広がり範囲,
- h_{2i} : 被害の及ぶ範囲,
- p : 台風の進行経路のプロット数.

各パラメータ $\{\beta_{1i}, \beta_{2i}, h_{2i}\}$ は GA を用いて, 出力 y_i の誤差が最小になるような評価関数:

$$PI = \frac{1}{NL} \sum_{p=1}^L \sum_{i=1}^N |y_i(p) - x_2(p)| \quad (5)$$

により, 準最適に求める. ただし, L は訓練データの数である. また, x_2 の値は各地区ごとで異なるが, 同じ地区での $y_i (1 \leq i \leq N)$ に関してはそれぞれ同じ値を用いる.

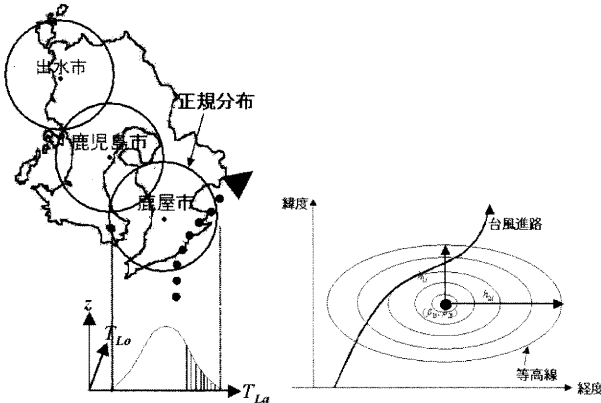


図-1 進行経路評価

2.4 提案法

本手法では, 「二次多項式」と「3階層型ニューラルネットワーク」を用いた二段階予測モデルを構築した. 本モデルの概略図を図-2に示し, 予測の手順は次のように表される.

2.4.1 1段目予測

1段目予測として二次多項式モデルによる予測を行う. 入出力データは前述の通り, 非線形規格化したものを用いる. まず, 全入力 $\{x_j : 1 \leq j \leq M\}$ から, 2入力 (x_k, x_r) のすべての組み合わせを考え, その二次多項式で出力 y_i を記述する.

$$\begin{aligned} y_i &= A_{kri}^T Z_{kr} + \varepsilon_i \\ &= a_{i0}^{kr} + a_{i1}^{kr} x_k + a_{i2}^{kr} x_r + a_{i3}^{kr} x_k x_r + a_{i4}^{kr} x_k^2 \\ &\quad + a_{i5}^{kr} x_r^2 + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (6)$$

ただし,

$$\begin{aligned} a_{is}^{kr} &: \text{非線形パラメータ} \\ A_{kri} &= [a_{i0}^{kr}, a_{i1}^{kr}, \dots, a_{i5}^{kr}]^T \\ Z_{kr}(p) &= [1, x_k, x_r, x_k x_r, x_k^2, x_r^2]^T(p) \\ \varepsilon_i &: \text{近似誤差.} \end{aligned}$$

ベクトル表示すると

$$Y_i = Z_{kr} A_{kri} + E_{1i} \quad (7)$$

ただし,

$$\begin{aligned} Y_i &= [y_i(1), \dots, y_i(p), \dots, y_i(L)]^T \\ Z_{kr} &= [Z_{kr}(1), \dots, Z_{kr}(p), \dots, Z_{kr}(L)]^T \\ E_{1i} &= [\varepsilon_i(1), \dots, \varepsilon_i(p), \dots, \varepsilon_i(L)]^T \end{aligned}$$

となる. ここで二次形式評価関数

$$J_1 = \text{tr}(Y_i - Z_{kr} A_{kri})^T (Y_i - Z_{kr} A_{kri}) \quad (8)$$

を導入し, 最小二乗法を適用すれば

$$\frac{\partial J_1}{\partial A_{kri}} = -2Z_{kr}^T (Y_i - Z_{kr} A_{kri}) = 0 \quad (9)$$

よって, 非線形パラメータ A_{kri} は

$$\begin{aligned} \hat{A}_{kri} &= (Z_{kr}^T Z_{kr}^{-1}) (Z_{kr}^T Y_i) \\ &= \left(\sum_{p=1}^L Z_{kr}^T(p) Z_{kr}(p) \right)^{-1} \left(\sum_{p=1}^L Z_{kr}(p) y_i(p) \right) \end{aligned} \quad (10)$$

と推定される. 次に, 各 $i (1 \leq i \leq N)$ に対し, $\{Z_{kr} \hat{A}_{kri} : 1 \leq k \leq M\}$ の中から, 評価値を最小にする2入力 (x_k, x_r) の組み合わせを選び出す. この選出された2入力を用いて次の二次多項式で1段目予測式とする.

$$\begin{aligned} \hat{y}_i &= \hat{A}_{kri}^T Z_{kr} \\ &= \hat{a}_{i0}^{kr} + \hat{a}_{i1}^{kr} x_k + \hat{a}_{i2}^{kr} x_r + \hat{a}_{i3}^{kr} x_k x_r + \hat{a}_{i4}^{kr} x_k^2 + \hat{a}_{i5}^{kr} x_r^2 \\ &\quad (1 \leq i \leq N) \end{aligned} \quad (11)$$

なお, (11)式 \hat{y}_k の実値は規格化の逆変換演算後の値である. 逆変換後の予測誤差を

$$\Delta y = y - \hat{y} \quad (12)$$

と記す. ただし,

$$\begin{aligned} \Delta y &= [\Delta y_1, \dots, \Delta y_i, \dots, \Delta y_N]^T, \\ \hat{y} &= [\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_i, \dots, \hat{y}_N]^T. \end{aligned}$$

2.4.2 2 段目予測

2 段目予測として, (12) 式の子測誤差 Δy を 3 階層型ニューラルネットワークモデルで補正する. 1 段目予測で用いたのと同じ入力データと (12) 式からなる $\{x(p), \Delta y(p) : 1 \leq p \leq L\}$ を用いる. ネットワークにおけるニューロン関数として, 一般のシグモイド関数を用いれば入出力関数が次式で表される.

$$\begin{aligned} o_{pj}^k &= f\left(\sum_{i=1}^{N_{k-1}} w_{i,j}^{k-1,k} o_{pi}^{k-1} + \psi_j^k\right) \\ &= f\left(\sum_{i=0}^{N_{k-1}} w_{i,j}^{k-1,k} o_{pi}^{k-1}\right) \end{aligned} \quad (13)$$

ただし,

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

n : 階層,

N_k : 第 k 階層におけるユニット数で, 出力層におけるユニット数は $N_n = N$,

o_{pj}^k : 台風 p 時の第 k 層におけるユニット j の出力値で, $o_{p0}^k = 1$,

$w_{i,j}^{k-1,k}$: 第 $k-1$ 層における i 番目と第 k 層における j 番目のユニット間の結合荷重,

ψ_j^k : 閾値で, $\psi_j^k = w_{0,j}^{k-1,k}$.

学習は, 誤差伝播学習アルゴリズムにより行われる (付録 1 参照). この学習法は, 各 $x(p) (1 \leq p \leq L)$ に対応する (12) 式の $\Delta y_i(p)$ を教師信号とし, ネットワークの現在の重みに基づく出力値との差を最小にするようにニューロン間の総合荷重 $\{w_{i,j}^{k-1,k} : 2 \leq k \leq n, 0 \leq i \leq N_{k-1}, 1 \leq j \leq N_k\}$ を更新していく. すなわち, 学習の評価関数として, $\{\Delta y_i(p)\}$ を教師信号とし, その出力値 $\{o_{pi}^n\}$ との二乗誤差

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (o_{pi}^n - \Delta y_i(p))^2 \quad (14)$$

を選ぶ. このとき評価関数を最小にする総合荷重の修正量 $\Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m)$ は,

$$\begin{aligned} \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m) &= \eta \delta_{pj}^k o_{pi}^{k-1} + \alpha \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m-1) \\ &\quad (2 \leq k \leq n) \end{aligned} \quad (15)$$

で計算される. ここで,

$$\delta_{pi}^k = o_{pj}^n (1 - o_{pj}^n) \sum_{s=1}^{N_{k+1}} (\delta_{ps}^{k+1} w_{j,s}^{k,k+1}(m-1))$$

$$(2 \leq k \leq n-1)$$

$$\delta_{pj}^n = (\Delta y_j(p) - o_{pj}^n) o_{pj}^n (1 - o_{pj}^n)$$

η : 学習係数,

α : 慣性項の係数,

m : 学習ステップ,

m_f : 学習回数.

それ故, 総合荷重 $w_{i,j}^{k-1,k}$ は,

$$w_{i,j}^{k-1,k}(m) = w_{i,j}^{k-1,k}(m-1) - \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m) \quad (16)$$

により更新される. 最終的に得られた総合荷重 $\{w_{i,j}^{k-1,k} = w_{i,j}^{k-1,k}(m_f)\}$ を (13) 式に代入して子測誤差修正用のニューラルネットワークが合成された. よって任意の入力 x に関し本ニューラルネットワークを適用すれば, (11) 式 \hat{y}_i の修正量 $\Delta \hat{y}_i$ が得られる. したがって任意の台風気象情報 $x = [x_1, \dots, x_M]^T$ が与えられれば, (11) 式の二次多項式モデルで $\hat{y} = [\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_N]^T$, および (13) 式のニューラルネットワークで誤差修正量 $\Delta \hat{y} = [\Delta \hat{y}_1, \dots, \Delta \hat{y}_N]^T$ が決まり, 設備被害子測値が

$$\hat{y} = \hat{y} + \Delta \hat{y} = [\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_N]^T \quad (17)$$

となる. なお実際の被害子測値は, 規格化データを用いて計算された (17) 式の値を規格化の逆変換式に適用して求められる.

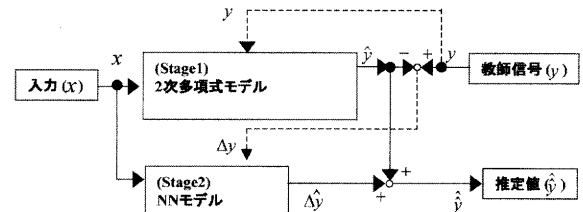


図-2 本子測器の概略図

3. シミュレーション実験

3.1 台風被害シミュレーション

台風被害シミュレーション実験として, 1989 年から 1999 年までに鹿児島県本土に接近した 19 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. 鹿児島県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 19 個の台風気象データを用いて学習用 18 個とテスト用 1 個に分けた. それをテスト用のデータについて, 18 個の学習用データから子測を行った. な

お本手法 (NEW) との比較のため, 二次多項式モデルのみでの予測 (二次多項式), ニューラルネットワークのみを用いた予測 (NN) 法によるシミュレーション実験も同時に行う.

各々の手法の入力として, 5次元の $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ を, 出力としては, 3次元の $\mathbf{y} = [y_1, y_2, y_3]^T$ を選んだ. ただし, $x_1[m/s]$: 風速, x_2 : 進行経路評価, $x_3[hpa]$: 最低気圧, $x_4[mm]$: 最大日降水量, $x_5[h]$: 継続時間, $y_1[本]$: 折損-転倒, $y_2[本]$: 傾斜, $y_3[件]$: 断混線, とした.

本手法において,

入力数 $m = 5$,

ガウシアン関数の数 $n = 1$,

とした. ニューラルネットワークの各パラメータ値は,

入力層ニューロン数: 5 ユニット,

出力層ニューロン数: 3 ユニット,

学習係数 $\eta = 0.2$,

慣性項の係数 $\alpha = 0.8$,

学習回数: 10000 回.

また, GA の各パラメータ値を

個体数 $M = 300$,

各個体の二進文字列ビット数 $\zeta = 30$,

交叉確率 $P_c = 0.8$,

突然変異確率 $P_m = 0.03$,

世代数 $G = 30$,

N_i の探索範囲 $0.1 \leq N_i \leq 10$,

M_i の探索範囲 $-0.8 \leq M_i \leq 0.8$,

G_i の探索範囲 $0.005 \leq G_i \leq 5.0$,

β_{1i}, β_{2i} の探索範囲 $-1.0 \leq \beta_{1i}, \beta_{2i} \leq 1.0$,

h_{2i} の探索範囲 $2.0 \leq h_{2i} \leq 3.0$

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. また, 比較のために用いたニューラルネットワークにおいても, 学習係数, 慣性項の係数, 学習回数などは本手法と同じ値を用いた. 代表として, 大口径の台風による被害予測結果を図-3(a)~(c) に示す.

3.2 評価

各手法を評価するために以下のような絶対平均誤差を導入する.

$$J_i = \sum_{q=1}^{19} \frac{|y_i(q) - \hat{y}_i(q)|}{|y_i(q)|} \quad (18)$$

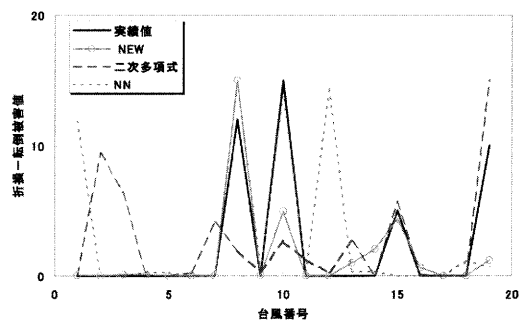
ただし,

$y_i(q)$: 被害実績値,

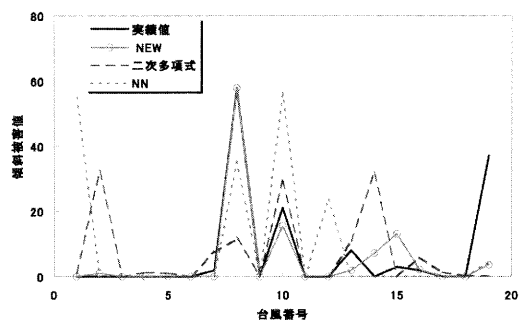
$\hat{y}_i(q)$: 予測値

q : 台風番号

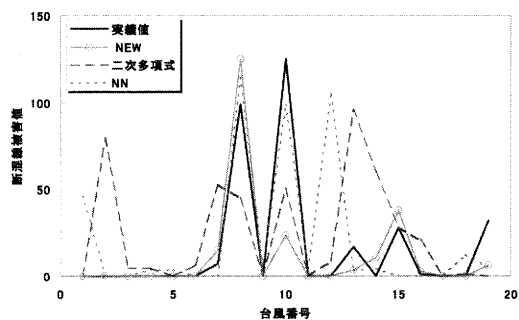
である. (17) 式により, 各手法による折損-転倒予測誤差評価 J_1 を表-1 に, 傾斜予測誤差評価 J_2 を表-2 に, 断混線予測誤差評価 J_3 を表-3 に示す.



(a) 折損-転倒被害値予測



(b) 傾斜被害値予測



(c) 断混線被害値予測

図-3 大口径の台風による被害予測結果

表-1 折損-転倒被害予測誤差評価

地区名	NEW	二次多項式	NN
出水	0.21	1.16	1.96
大口	0.63	1.26	1.13
川内	0.81	1.17	1.78
加治木	0.84	1.67	2.01
鹿児島	0.95	1.59	1.70
志布志	0.97	3.16	2.22
加世田	0.75	1.71	1.74
鹿屋	0.95	1.51	1.59
指宿	1.10	1.69	1.61
平均	0.80	1.71	1.75

表-2 傾斜被害予測誤差評価

地区名	NEW	二次多項式	NN
出水	0.06	2.11	2.36
大口	0.50	1.34	1.41
川内	0.75	1.16	1.51
加治木	0.61	0.85	1.63
鹿児島	1.02	1.81	1.73
志布志	0.28	1.95	2.05
加世田	0.47	0.66	1.59
鹿屋	0.96	2.31	1.63
指宿	0.77	1.53	1.46
平均	0.60	1.53	1.71

表-3 断混線被害予測誤差評価

地区名	NEW	二次多項式	NN
出水	0.38	1.42	1.74
大口	0.64	1.52	0.98
川内	0.66	1.08	1.53
加治木	0.77	1.13	1.82
鹿児島	0.51	0.97	1.75
志布志	0.63	1.78	2.00
加世田	0.47	0.94	1.47
鹿屋	0.88	2.71	1.61
指宿	0.38	1.12	1.85
平均	0.59	1.41	1.64

3.3 考察

表-1～表-3の予測誤差評価から、台風による電力系統設備被害予測問題において、提案法が他の手法に比べて有効であることが示された。設備被害としては断混線を対象とした場合が最も予測精度が高く、折損-転倒を対象とした場合が予測精度が低い。また、加治木、鹿児島、加世田等の被害にばらつきのある地域についてはうまく予測できていない箇所も見られた。これは、同じ台風の影響でも、設備に関わる要因や各地域における地形、地盤の安定度の低下などによる間接

的被害の影響など、台風気象データ以外の二次要因も関わっているためと思われる。また、本研究に用いたデータ数は、提案法で用いた3階層型ニューラルネットワークが十分に学習できる範囲にあるとは言いがたく、学習中に局所解に陥ってしまい、近似精度が低下した可能性も考えられる。今後の課題としては、地形、電力系統設備の地域差を考慮した入力データの選定や、更なる非線形最適予測手法の探索、構築と電力系統台風被害予測問題への適用が考えられる。

4. あとがき

一般的に、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。本論文では、「二次多項式モデル」と「3階層型ニューラルネットワーク」を用いた二段階予測法を提案した。また、入力の中で最も重要だと思われる台風の進行経路に関して、被害量の「偏り度」を考慮した。1989年～1999年に鹿児島県本土に接近した19個の台風を対象とした数値シミュレーション実験を行うことにより、提案法の有効性を確かめることができた。

本手法の予測精度をより高めるためには、地形、電力系統設備の地域差を考慮した入力データの選定や、更なる非線形最適予測手法の探索、構築と電力系統台風被害予測問題への適用が考えられる。また、これらを具体的に実用化するためには、設備被害箇所の地点とその被害程度のより正確な把握が必要になる。これはGPS(Global Positioning System)、IC、IT技術の有機的活用により達成できると考えられる。

著者らは上述課題に関する研究を進めており、詳細については別に報告されるであろう。

謝辞

本研究を行うにあたり、各種データの提供と論議を賜った九州電力(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, pp.455-461 (1999)

- 2) 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)
- 3) Hitoshi Takata, Mitsushi Yanase, Toshihiko Waki and Tomohiro Hachino :
”A Prediction Method of Electric Power Damage by Typhoons in Kagoshima via GMDH and NN”, Proceedings of SICE Annual Conference, WA01-4, pp.2423-2428 (2002)
- 4) 高田 等, 中村 洋文, 八野 知博:「RBF ネットワークによる鹿児島県各地区ごとの電力系統台風被害予測」, 第21回 SICE 九州支部学術講演会, 102D1, pp.125-126 (2002)
- 5) 高田 等, 中村 洋文, 八野 知博:「RBF と NN による鹿児島県各地区ごとの電力系統台風被害予測」, 電気関係学会九州支部連合大会論文集, 05-2P-17 (2003)
- 6) 高田 等, 中村 洋文, 八野 知博:「鹿児島地区電力系統台風被害に関する二段階予測器の開発について」, 第22回 SICE 九州支部学術講演会, 202B2, pp.171-172 (2003)
- 7) 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)
- 8) 北野 宏明:「遺伝的アルゴリズム」, 産業図書 (1993)