

鹿児島県本土の各地区における電力系統 台風被害予測に関する研究

高田 等* 川路 真也** 八野 知博*

Study on a Prediction Method of Typhoon Damage of Electric Power Systems in Each District on the Main Island in Kagoshima Prefecture

Hitoshi TAKATA, Shinya KAWAJI and Tomohiro HACHINO

Kagoshima Prefecture is located in a typhoon path, so its electric power systems have been destroyed by typhoon every year. To ensure the rapid restoration of electricity supply, one needs to predict the amount of damage accurately. This paper considers the damage prediction in each district on the main island in Kagoshima Prefecture by using the GA (Genetic Algorithm), linear regression model, and NN (Neural Networks). The track of typhoon is evaluated by counting values of a given Gaussian function made by the GA. A predictor consists of linear regression model 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 a coming typhoon. Effectiveness of the method is assured by applying it to the actual date.

Keywords: Prediction, Linear regression model, NN, GA, Typhoon damage, Power system

1. まえがき

鹿児島県は毎年数個の台風が接近してくる特殊な位置にあり、台風による電力系統被害を受け易い地域である。今や人間にとって電気は必要不可欠の存在であり、電力系統が被害を受け停電が起こると、社会生活に甚大な影響を与える。停電時間を最小に食い止めるためには迅速な復旧作業が必要であるが、被害が起こってから各地域に出向するのでは停電時間の長期化、社会生活への影響の拡大は避けられない。そこで、迅速な復旧作業を実現するために、台風が接近する前に

被害を予測^{1)~8)}し、それに応じた復旧対応人員を被害予測地域に派遣しておく必要がある。このためには、正確な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。

台風による電力系統の設備被害は様々な要因で発生する。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軟弱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、強風による直接被害だけでなく、飛来物や樹木倒壊等による間接被害を受けても、断混線する。これらは市街地、農村部、海岸地帯にもその地域性が顕著に現れる。このように、設備被害はいろいろな要因に影響を受けて発生するので予測することは容易でない。

本論文では、線形回帰モデルとニューラルネットワーク⁹⁾を用いて二段階台風被害予測システムを構築し、気象庁などから入手できる台風の気象情報を基に、

2006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

支持物の折損・転倒、傾斜、電線の断混線を予測する手法について考察した。その際に、入力として用いた台風の進行経路は台風被害に強い相関のある要素であり、その数値化法が予測精度に極めて大きな影響を与える。そこで、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm)¹⁰⁾により最適にパラメータ設定された正規分布を用いて進行経路の数値化を行った。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。その際に、入出力データの変換関数の形を決めるパラメータを GA により求めた。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

本手法では、電力系統台風被害予測システムを構築するにあたって、入力に用いる台風の気象情報としては進行経路、風速、最大瞬間風速、最低気圧、暴風半径の5つを用いた。予測の対象としての出力は折損・転倒、傾斜、断混線の3つを取り上げた。予測システムの入力データとしての台風情報は時間的に変化するので、的確な入力データとして得ることは難しい。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、計算時間等の問題が発生する。

そこで、本手法では「線形回帰モデル」と「3階層型ニューラルネットワーク」を用いて二段階予測システムを構築した。5つの入力データのうち台風の進行経路は台風被害に最も強い相関のある要素であり、その数値化法が予測精度に大きな影響を与える。2.2節でその数値化法を述べる。さらに、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の入出力データの規格化を2.3節で述べる。

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。進行経路は台風被害に強い相関のある要素であり、その数値化法が予測精度に極めて大きな影響を与える。そこで、鹿児島県の各地区毎に図1に示すような正規分布を設置し、これを通過する台風の正規分布の標高値の平均で数値化を行った。その際に、正規分布の形状を決めるパラメータ $h_{1k}, h_{2k}, \alpha_{1k}, \alpha_{2k}$ は GA を用いて求めた。

また、台風の風速分布は厳密に左右対称になっているのではなく進行方向の右側と左側で大きな違いがある。一般に右側は風が強く、左側は比較的風が弱い。このような台風の風速分布特性を考慮し、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 β_k を付加し、それを GA により準最適に求めた。

$$x_{1k} = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p \exp \left[- \frac{\alpha_{1k}(T_{LAj} - C_{LAk})^2}{h_{1k}^2} - \frac{\alpha_{2k}(T_{LOj} - C_{LOk} - \beta_k)^2}{h_{2k}^2} \right] \quad (1)$$

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_{1k}, h_{2k} : 正規分布の幅,
- α_{1k}, α_{2k} : 形状パラメータ,
- β_k : 中心バイアス,
- p : 台風の進行経路のプロット数.

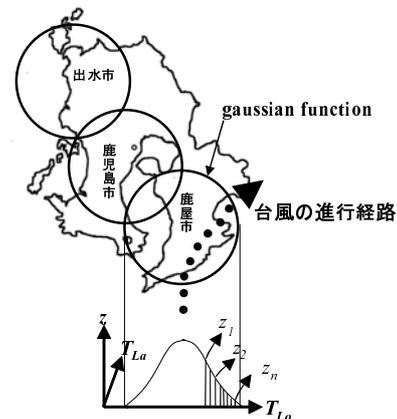


図1 進行経路の数値化

2.3 入出力データの規格化

入出力観測データ $x(p)$ と $y(p)$ 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、規格化が必要である。入力データは各要素 $x_j(p) (1 \leq j \leq J, 1 \leq p \leq L)$ ごとに、次のように $-1 \sim 1$ までの値に非線形規格化を施す。

$$x'_j(p) = \frac{1 - \exp(-\bar{x}_j(p))}{1 + \exp(-\bar{x}_j(p))} \quad (2)$$

$$\bar{x}_j = N_j \left(\frac{x_j(p) - h_j}{x_{j,max} - h_j} + M_j \right) \quad (3)$$

ただし、

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

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 0~1 となるように非線形規格化を行う。

$$y'_i(p) = \frac{\ln\{G_i(y_i(p) - y_{i,min}) + 1\}}{\ln\{G_i(y_{i,max} - y_{i,min}) + 1\}} \quad (4)$$

ただし、

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

これは G_i により被害なしの $y_i(p) = 0$ 近傍を重視しつつ、大きな値も比較的効率よく調整できる。 G_i は GA を用いて準最適に求める。(2)、(4) 式の規格化後のデータを用いて、台風による設備被害の予測を行う。これにより得られた出力値 \hat{y}'_i は次式により逆変換される。

$$\hat{y}_i(p) = \exp\left\{\frac{\hat{y}'_i(p) \ln(y_{i,max} - y_{i,min})}{\hat{y}'_i(p) \ln(y_{i,max} - y_{i,min}) + 1}\right\} + y_{i,min} - 1 \quad (5)$$

以下簡単のため、本論文を通じ式 (2)、(4) による規格化後のデータ x', y' を改めて x, y で表記しよう。

2.4 GA によるパラメータの決定

本手法では、入出力データの規格化のパラメータ N_j, M_j, G_i と進行経路の数値化に用いる正規分布の形状を決めるパラメータ $h_{1k}, h_{2k}, \alpha_{1k}, \alpha_{2k}$ 、および中心バイアス β_k を GA を使って決定する。これら未知パラメータに対する評価は以下の適応度関数により決定する。

$$F = \frac{1}{J + 1} \quad (6)$$

ここで、

$$J = \frac{\sum_{p=1}^L |y_j^p - \hat{y}_j^p|}{\sum_{p=1}^L y_j^p} \quad (7)$$

ただし、

L : 学習パターン数,

y_j^p : パターン p における j 番目の出力データ,
 \hat{y}_j^p : パターン p における j 番目の予測出力。

集団全体の適応度が高くなるように遺伝的操作を繰り返し、最適な値を得る。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、最適な $N_j, M_j, G_i, h_{1k}, h_{2k}, \alpha_{1k}, \alpha_{2k}, \beta_k$ が決定される。

2.5 二段階予測システム

本手法では、「線形回帰モデル」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モデルを構築した。本モデルの概略図を図 2 に示す。

2.5.1 一段目予測

まず、一段目予測として線形回帰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関数を用いて規格化したものを用いる。線形回帰モデルの説明変数 X は、入力に用いた台風の気象情報である。目的変数 Y は台風による設備被害値である。これらは次の行列で表現される。

$$Y = \begin{bmatrix} y_1(1) & \cdots & y_i(1) & \cdots & y_I(1) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ y_1(p) & \cdots & y_i(p) & \cdots & y_I(p) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ y_1(L) & \cdots & y_i(L) & \cdots & y_I(L) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$X(p) = [1, x_1(p), \dots, x_j(p), \dots, x_J(p)]^T \quad (9)$$

$$X = [X(1), \dots, X(p), \dots, X(L)] \quad (10)$$

$$\Theta_i = [\Theta_{i0}, \dots, \Theta_{i1}, \dots, \Theta_{iJ}]^T \quad (11)$$

$$\Theta = [\Theta_1, \dots, \Theta_i, \dots, \Theta_I] \quad (12)$$

ただし、

p : データ数で台風の個数 ($1 \leq p \leq L$),

y_i : 出力データで台風による設備被害値
($1 \leq i \leq I$),

x_j : 入力データで気象データ ($1 \leq j \leq J$).

線形回帰モデルは、誤差 E に対し行列表現で次式となる。

$$Y = X\Theta + E \quad (13)$$

ここで、評価関数として二乗誤差を導入すれば、

$$J = \text{tr}(Y - X\Theta)^T(Y - X\Theta) \quad (14)$$

となり、最小二乗法によって Θ は次式のようになる。

$$\frac{\partial J}{\partial \Theta} = -2X^T(Y - X\Theta) = 0 \quad (15)$$

$$\hat{\Theta} = (X^T X)^{-1}(X^T Y) \quad (16)$$

したがって線形回帰モデルは次のように近似される。

$$\hat{Y} = X\hat{\Theta} \quad (17)$$

すなわち、

$$\hat{y}_i = \hat{\Theta}_i^T X \quad (1 \leq i \leq I) \quad (18)$$

このとき、線形回帰モデルの近似誤差 ΔY は、

$$\Delta Y = Y - \hat{Y} \quad (19)$$

すなわち、

$$\Delta y_i = y - \hat{y}_i \quad (1 \leq i \leq I) \quad (20)$$

となる。

2.5.2 二段目予測

二段目予測として (19) 式の予測誤差 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。ニューラルネットワークの入力データは、線形回帰モデルと同じ入力を使用する。つまり、

$$X(p) = [1, x_1(p), \dots, x_j(p), \dots, x_J(p)]^T \quad (21)$$

を入力とし、ニューラルネットワークの教師信号は、

$$\Delta y(p) = [\Delta y_1(p), \dots, \Delta y_i(p), \dots, \Delta y_I(p)]^T \quad (22)$$

となる。また、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。

$$\begin{aligned} o_{pj}^k &= f\left(\sum_{i=1}^{N_{k-1}} w_{i,j}^{k-1,k} o_{pi}^{k-1} + \psi_j^k\right) \\ &= f\left(\sum_{i=0}^{N_{k-1}} w_{i,j}^{k-1,k} o_{pi}^{k-1}\right) \end{aligned} \quad (23)$$

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。この学習法は、各 $x(p)$ ($1 \leq p \leq L$) に対応する (22) 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結合荷重 $\{w_{i,j}^{k-1,k} : 2 \leq k \leq n, 0 \leq i \leq N_{k-1}, 1 \leq j \leq N_k\}$ 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

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (o_{pi}^n - \Delta y_i(p))^2 \quad (24)$$

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

$$\begin{aligned} \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m) &= \eta \delta_{pj}^k o_{pi}^{k-1} + \alpha \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m-1) \\ &\quad (2 \leq k \leq n) \end{aligned} \quad (25)$$

で計算される。ここで、

$$\delta_{pi}^k = o_{pi}^n (1 - o_{pi}^n) \sum_{s=1}^{N_{k+1}} (\delta_{ps}^{k+1} w_{j,s}^{k,k+1}(m-1)) \quad (2 \leq k \leq n-1)$$

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

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、結合荷重 $w_{i,j}^{k-1,k}$ は、

$$w_{i,j}^{k-1,k}(m) = w_{i,j}^{k-1,k}(m-1) - \Delta_p w_{i,j}^{k-1,k}(m) \quad (26)$$

により更新される。最終的に得られた結合荷重 $\{w_{i,j}^{k-1,k} = w_{i,j}^{k-1,k}(m_f)\}$ を (23) 式に代入して予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、(17) 式 \hat{Y} の修正量 $\Delta \hat{Y}$ が得られる。そして、提案法の最終的な出力値 $\hat{\hat{Y}}(p)$ は、

$$\hat{\hat{Y}} = \hat{Y} + \Delta \hat{Y} \quad (27)$$

ただし、

$$\hat{\hat{y}} = [\hat{\hat{y}}_1(p), \dots, \hat{\hat{y}}_i(p), \dots, \hat{\hat{y}}_I(p)] \quad (28)$$

となる。

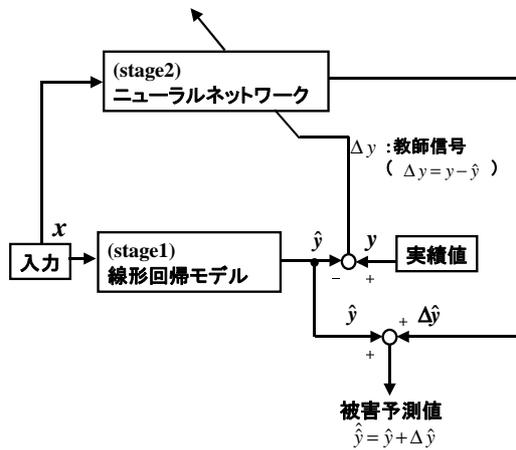


図2 提案法の概略図

3. シミュレーション実験

3.1 予測シミュレーション

台風被害シミュレーション実験として、1989年から2004年までに鹿児島県本土に接近した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。また、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、計22通りの場合において各地区毎に予測シミュレーションを行った。なお本手法と他の手法との比較のため、線形回帰モデルのみの予測法(LRM)、ニューラルネットワークのみの予測法(NN)による実験も同時に行った。

本手法の入力として5次元の $x = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ を、出力としては、3次元の $y = [y_1, y_2, y_3]^T$ を選んだ。ただし、 x_1 : 進行経路、 $x_2[m/s]$: 風速、 $x_3[hpa]$: 最低気圧、 $x_4[m/s]$: 最大瞬間風速、 $x_5[km]$: 暴風半径、 $y_1[本]$: 折損-転倒、 $y_2[本]$: 傾斜、 $y_3[件]$: 断混線とした。

本手法においてニューラルネットワークの各パラメータ値は、

- 入力層ユニット数: 5 ユニット,
- 中間層ユニット数: 5 ユニット,
- 出力層ユニット数: 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: 200 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 $\zeta = 10$,

交叉確率 $P_c = 0.8$,

突然変異確率 $P_m = 0.03$,

世代数 $G = 30$,

N_j の探索範囲 $0.1 \leq N_j \leq 10$,

M_j の探索範囲 $-0.8 \leq M_j \leq 0.8$,

G_i の探索範囲 $-0.005 \leq G_i \leq 5.0$,

h_{1k}, h_{2k} の探索範囲 $0.1 \leq h_{1k}, h_{2k} \leq 10$,

α_{1k}, α_{2k} の探索範囲 $1 \leq \alpha_{1k}, \alpha_{2k} \leq 100$,

β_k の探索範囲 $-1.0 \leq \beta_k \leq 1.0$.

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線形回帰モデル(LRM)とニューラルネットワークのみ(NN)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、出水地区、川内地区、鹿児島地区の台風による被害予測結果をそれぞれ図3~図11に示す。このとき表2、表3の結果を得た。

表1 各地区経緯度

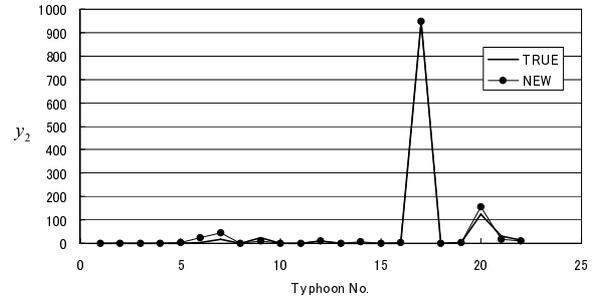
地区名	C_{Lak}	C_{Lok}
出水	32.08616667	130.3594583
大口	32.05963611	130.5909944
川内	31.81150556	130.3129333
加治木	31.73755000	130.6616778
鹿児島	31.58083056	130.5492550
志布志	31.46699722	131.0962750
加世田	31.41235833	130.2990000
鹿屋	31.38940000	130.8384194
指宿	31.25702778	130.5825056

表2 進行経路パラメータ

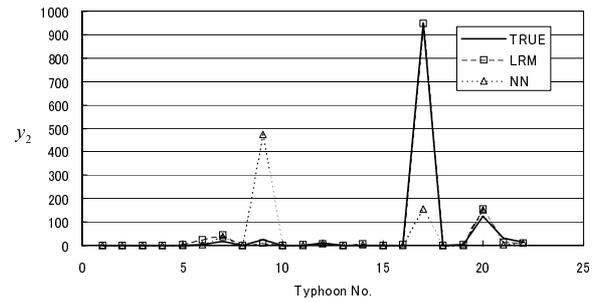
	出水	川内	鹿児島
h_{1k}	7.425807	6.235484	9.119355
h_{2k}	6.370968	9.932258	6.370968
α_{1k}	89.451614	45.612904	2.258065
α_{2k}	28.096775	2.451613	71.161293
β_k	-0.098240	0.051320	-0.054057

表3 規格化パラメータ

	LRM			NN		
	出水	川内	鹿児島	出水	川内	鹿児島
N_1	7.087	5.626	9.758	6.429	3.555	0.555
N_2	3.458	8.152	9.719	4.377	9.884	5.771
N_3	4.571	5.877	1.406	8.374	7.019	8.626
N_4	6.816	8.713	1.871	0.894	6.526	3.777
N_5	1.329	4.329	7.077	2.926	6.226	6.816
M_1	0.020	0.658	0.002	0.461	0.228	0.631
M_2	0.581	0.548	0.770	0.517	0.296	0.054
M_3	0.473	0.448	0.575	0.664	0.381	0.786
M_4	0.703	0.700	0.537	0.159	0.134	0.720
M_5	0.270	0.043	0.148	0.658	0.597	0.558
G_1	3.320	1.528	0.796	3.721	1.240	1.587
G_2	4.605	0.952	0.313	3.057	2.681	0.317
G_3	0.859	1.060	0.645	4.360	2.817	4.580

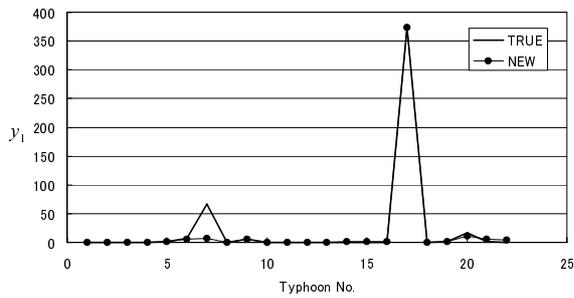


(a) 提案法

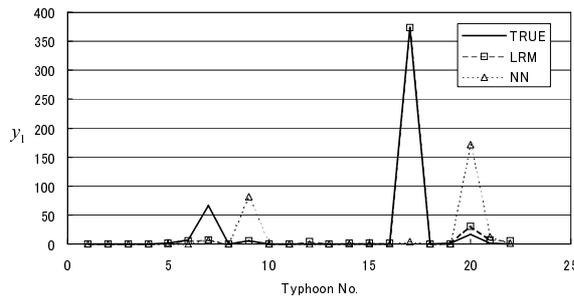


(b) 従来法

図4 出水地区の傾斜被害予測結果

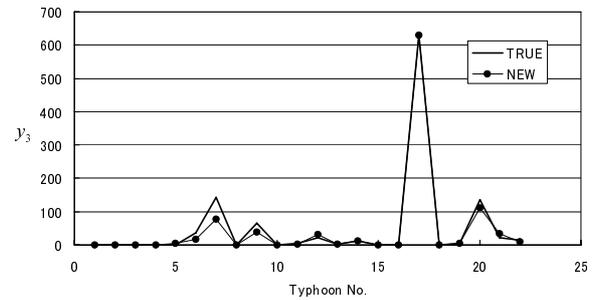


(a) 提案法

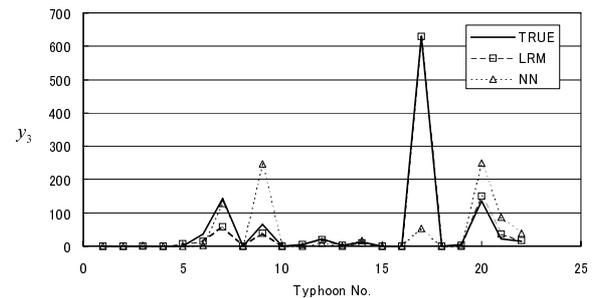


(b) 従来法

図3 出水地区の折損-転倒被害予測結果

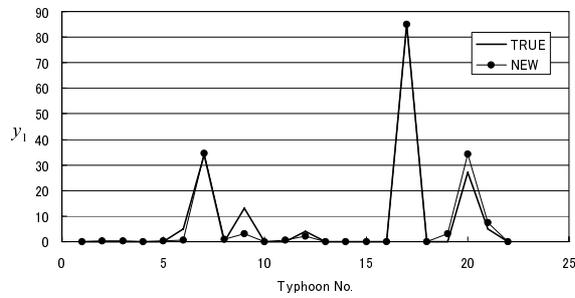


(a) 提案法

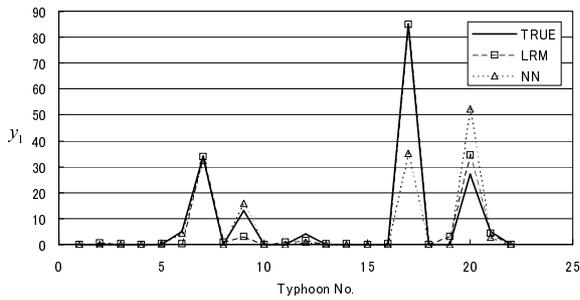


(b) 従来法

図5 出水地区の断混線被害予測結果

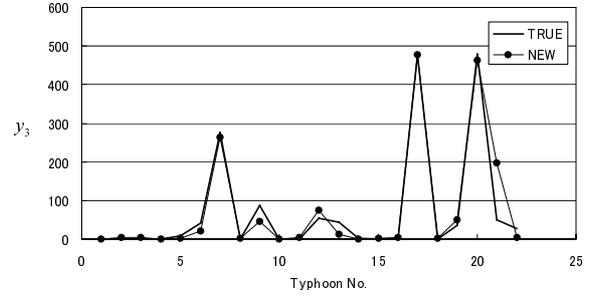


(a) 提案法

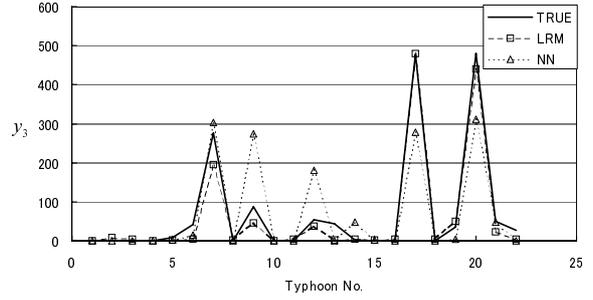


(b) 従来法

図6 川内地区の折損-転倒被害予測結果

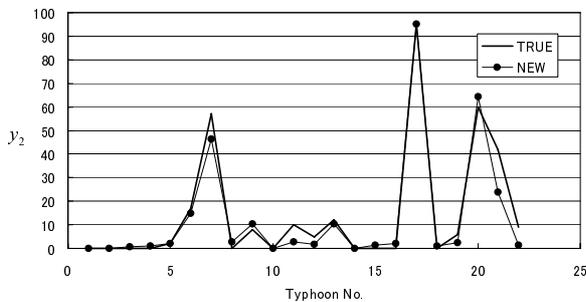


(a) 提案法

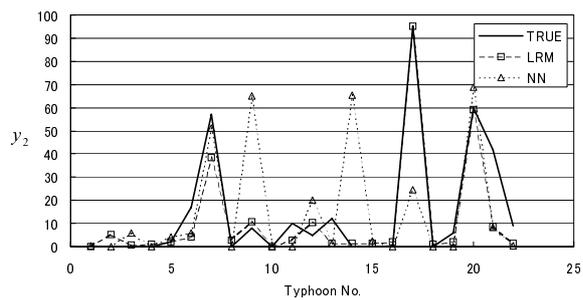


(b) 従来法

図8 川内地区の断混線被害予測結果

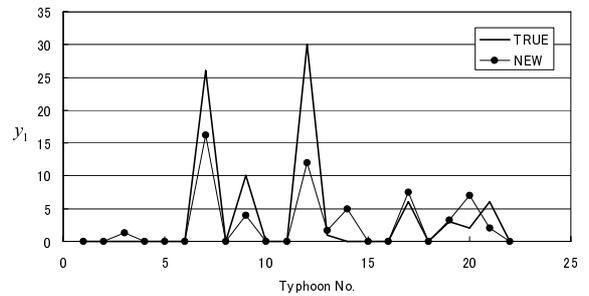


(a) 提案法

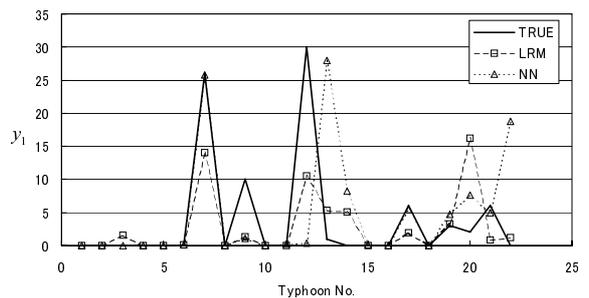


(b) 従来法

図7 川内地区の傾斜被害予測結果

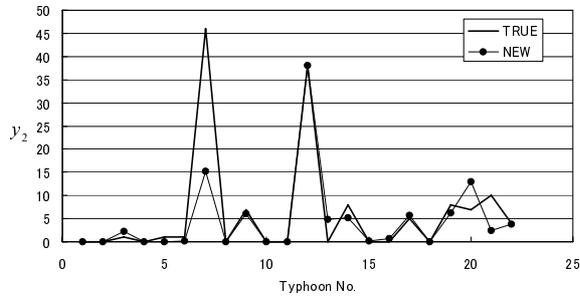


(a) 提案法

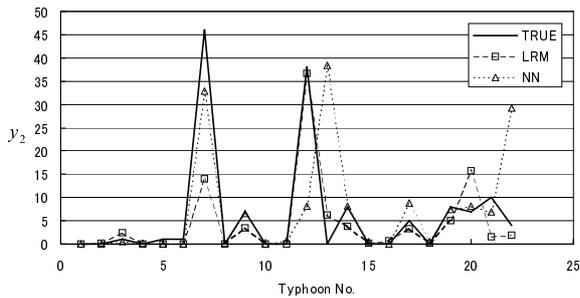


(b) 従来法

図9 鹿児島地区の折損-転倒被害予測結果

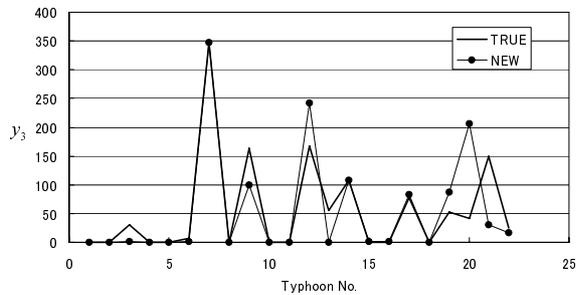


(a) 提案法

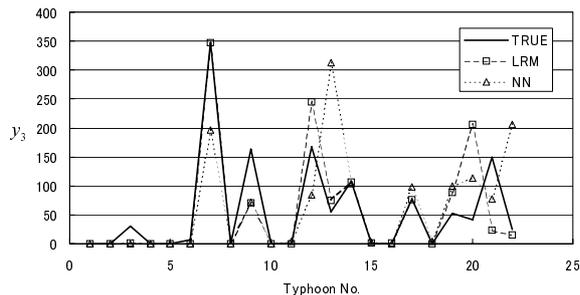


(b) 従来法

図 10 鹿児島地区の傾斜被害予測結果



(a) 提案法



(b) 従来法

図 11 鹿児島地区の断混線被害予測結果

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。

$$J_i = \frac{\sum_{q=1}^{22} |y_i(q) - \hat{y}_i(q)|}{\sum_{q=1}^{22} |y_i(q)|} \quad (29)$$

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。(29)式により,各手法による折損-転倒予測誤差評価 J_1 を表 4 に,傾斜予測誤差評価 J_2 を表 5 に,断混線予測誤差評価 J_3 を表 6 に示す。

表 4 折損-転倒被害予測誤差評価

地区名	NEW	LRM	NN
出水	0.17	0.20	1.43
大口	0.44	0.52	0.79
川内	0.18	0.19	0.50
加治木	0.54	0.59	0.77
鹿児島	0.61	0.91	1.22
志布志	0.81	0.97	1.56
加世田	0.71	0.83	1.21
鹿屋	0.41	0.52	1.45
指宿	0.75	1.17	0.95
平均	0.51	0.66	1.10

表 5 傾斜被害予測誤差評価

地区名	NEW	LRM	NN
出水	0.10	0.11	1.13
大口	0.44	0.49	0.76
川内	0.22	0.37	0.97
加治木	0.51	0.52	0.66
鹿児島	0.44	0.56	0.88
志布志	0.57	0.82	1.02
加世田	0.52	0.72	0.66
鹿屋	0.19	0.20	1.05
指宿	0.56	0.62	0.93
平均	0.39	0.49	0.90

表 6 断混線被害予測誤差評価

地区名	NEW	LRM	NN
出水	0.16	0.17	0.95
大口	0.25	0.32	0.91
川内	0.23	0.23	0.56
加治木	0.20	0.24	0.57
鹿児島	0.46	0.47	0.84
志布志	0.42	0.45	1.40
加世田	0.36	0.44	0.70
鹿屋	0.29	0.37	0.92
指宿	0.43	0.51	0.74
平均	0.31	0.36	0.84

3.3 考察

表4～表6の予測誤差評価から本手法(NEW)は線形回帰モデルのみ(LRM)、ニューラルネットワークのみ(NN)の予測法と比較して優れていることがわかる。しかし、地域毎、または台風番号毎において予測精度のばらつきが見られた。これは、電柱の老朽化や地盤のゆるみなどの蓄積された要因、間接的被害の影響などが被害の要素に多く含まれているからではないかと推測される。また、本研究で用いたデータ数は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、さらなるモデルの改良、地形などのそれぞれの地域の特徴やそれぞれの台風の特徴を考慮した入力データの選定、進行経路の数値化法の改善、入出力データの規格化法の改善などが必要だと考えられる。

4. あとがき

本研究は、鹿児島県本土の各地区における電力系統台風被害予測の精度良い予測法の開発を目的としたものである。本論文では、「線形回帰モデル」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、予測を行う際に各パラメータ設定にGAを用いることにより、更なる予測精度の向上を目指した。1989年～2004年に鹿児島県本土に接近した22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認した。

本手法の予測精度をより高めるためには、地形などのそれぞれの地域の特徴やそれぞれの台風の特徴を考慮した入力データの選定、進行経路の数値化法の改善、入出力データの規格化法の改善などが必要である。

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⁷⁾を既に進めており、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, 八野知博, 畠山雅登, 倉山功治:「営業所レベルでの台風による電力系統被害予測と位置確定に関する研究」平成15年度九州電力(株)産学共同研究報告会資料, 2003
- 3) 高田等, 川路真也, 八野知博, 畠山雅登, 長谷秀一, 浜崎庄吉, 倉山功治:「LRMとNNを用いた奄美群島の台風による電力設備被害予測について」, 第23回SICE九州支部学術講演会, 104D4, pp.343-344, 2004
- 4) 高田等, 川路真也, 八野知博:「線形回帰モデルとNNによる奄美群島の電力設備台風被害予測について」, 平成16年度電気関係学会九州支部連合大会, 07-1A-03, 2004
- 5) 高田等, 八野知博, 松山幹男, 畠山雅登, 長谷秀一, 浜崎庄吉, 倉山功治:「鹿児島県各営業所毎の, 台風による電力系統被害の予測と位置確定に関する研究」平成17年度九州電力(株)産学共同研究懇談会資料, 2005
- 6) 高田等, 川路真也, 八野知博:「鹿児島県本土の各地区における電力系統台風被害予測」, 第24回SICE九州支部学術講演会, 102C3, pp.89-90, 2005
- 7) 高田等, 八野知博, 松山幹男, 坂元均, 伊知地紀公, 川路真也, 山崎知一, 畠山雅登, 倉山功治:「GPSによる支持物傾斜測位実験について」, 第24回SICE九州支部学術講演会, 104A1, pp.189-190, 2005
- 8) Hitoshi Takata, Shinya Kawaji, Tomohiro Hachino, Masato Hatakeyama, Syuuichi Hase, Syoukichi Hamasaki, Kouji Kurayama:「Prediction of Electric Power Damage by Typhoons in the Amami Archipelago via a Two-stages Predictor」, 2005 RISP International Workshop on Nonlinear Circuit and Signal Processing (NCSP'05), pp.223-226, Hawaii, USA, Mar, 4-6, 2005
- 9) 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
- 10) 北野宏明:「遺伝的アルゴリズム」, 産業図書, 1993