

鹿児島県電力系統台風被害の予測と位置確定

著者	高田 等, 山崎 知一, 八野 知博
雑誌名	鹿児島大学工学部研究報告
巻	49
ページ	61-69
別言語のタイトル	Prediction and Site Determination of Typhoon Damage of Electric Power Systems in Kagoshima
URL	http://hdl.handle.net/10232/5006

鹿児島県電力系統台風被害の予測と位置確定

著者	高田 等, 山崎 知一, 八野 知博
雑誌名	鹿児島大学工学部研究報告
巻	49
ページ	61-69
別言語のタイトル	Prediction and Site Determination of Typhoon Damage of Electric Power Systems in Kagoshima
URL	http://hdl.handle.net/10232/00006846

鹿児島県電力系統台風被害の予測と位置確定

高田 等* 山崎 知一** 八野 知博*

Prediction and Site Determination of Typhoon Damage of Electric Power Systems in Kagoshima

Hitoshi TAKATA*, Tomokazu YAMASAKI** 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 and determine the amount of damage accurately. This paper considers a predictor which can predict the damage in each district on Amami archipelagos in Kagoshima Prefecture, and designs a surveillance station by using a server-type RTK-GPS. The predictor consists of linear regression model at the first stage and the NN at the second stage, so it enables us to predict the number of damaged distribution poles and lines from weather forecasts of a coming typhoon. By the surveillance station, we can observe the movements of electric power equipments such as poles with centimeter order's high accuracy in real-time.

Keywords: Typhoon damage, Power system, Prediction, Linear regression model, NN, GPS, Server-type RTK-GPS

1. まえがき

鹿児島県は毎年複数の台風が接近してくる特殊な地域であり、台風による電力系統被害を受けやすい。被害が発生すると、それにより停電が発生し、社会全体に甚大な影響を与え、さらには電力会社自身も大きな損害となる。被害を最小にするためには迅速な復旧作業が必要となってくるが、被害が起きてから人員を派遣し、復旧作業をするのでは停電時間の短縮に限界がある。そこで、台風の襲来前に台風による設備被害を予め予測し^{1)–4)}、それに応じた復旧対応人員を被害が予測される地域に派遣する必要がある。このため、

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。さらには台風の襲来中に、電力系統設備の変動状況がリアルタイムに把握^{5)–10)}することができれば、被害設備の復旧作業計画が迅速に図られ、停電時間の短縮につながることになる。

本論文では、台風による電力系統被害予測器構築と、GPSによる被害位置確定に関する研究を扱う。予測器構築では、台風による電力系統設備被害に対し、線形回帰モデルとニューラルネットワークを用いた二段階台風被害予測システムを合成し、電力系統の台風被害予測への適用を試みる。また、被害位置確定では、GPS (Global Positioning System) を利用して災害による電力系統設備の変動状況をリアルタイムに高精度で把握することを目的とし、GPSの一手法であるサーバ型RTK-GPSを使用し、支持物変動の監視局設計への適用を試みる。

予測器構築では、一段階目で線形回帰モデルを用い

2007年8月20日受理

* 電気電子工学科

** 博士前期課程電気電子工学専攻

て予測を行い、二段階目でニューラルネットワークを用いて線形回帰モデルによる近似誤差を補正する。また、入出力データを最大限に生かすために入力データの規格化を行う際に用いる変換関数の形を決めるパラメータ、進行経路の数値化時の各パラメータ、及びニューラルネットワークの中間層のユニット数を遺伝的アルゴリズム (GA) により決定する。

予測器の実験としては、奄美群島を例に選んだ。すなわち、1990年から2005年までに奄美群島に接近した過去23個の台風データを用いて計算機シミュレーション実験を行い、二段階予測器構築の有効性を確認し、2006年9月に鹿児島県に襲来した台風13号に関して、奄美大島に対策本部が設置された9月17日午前3時から48時間前、24時間前の気象情報を用いて事前予測を行った。そして、予測結果により、本手法の有効性を確かめた。

位置確定の実験としては、次を行った。サーバ型RTK-GPSを用いた支持物変動監視局設計のための基礎実験として、基線長が約10kmの場合と約20kmの場合における中長距離区間測位実験と、基線長が約2kmの場合での支持物の変動を把握するための短距離区間支持物変動把握実験を行い、その有効性を確認した。

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、最大瞬間風速、中心気圧の3つを用いた。予測の対象としての出力は停電回線数、最大停電戸数の2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。3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

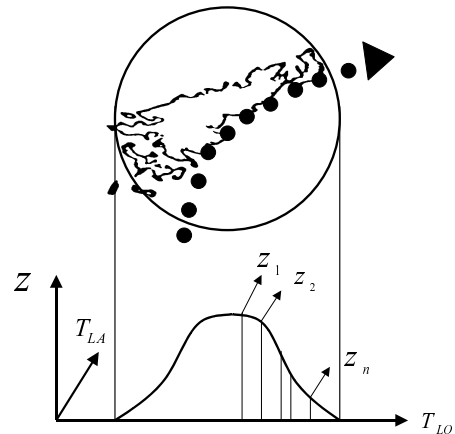


図 - 1 進行経路の数値化

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、鹿児島県奄美群島の各離島毎に図-1に示すような正規分布を設置し、これを通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_i 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東側と西側で大きな違いがある。一般に東側は風が強く、西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。

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

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_i : 正規分布の幅、
- β_k : 中心バイアス、
- p : 台風の進行経路のプロット数。

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 $0 \sim 1$ となるように非線形規格化を行う。

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

ただし、

$$\begin{aligned} y_{i,max} &= \max\{y_i(p) : 1 \leq p \leq L\}, \\ y_{i,min} &= \min\{y_i(p) : 1 \leq p \leq L\}. \end{aligned}$$

(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。

$$\begin{aligned} \hat{y}_i(p) &= \exp\{\hat{y}'_i(p) \ln(y_{i,max} - y_{i,min} + 1)\} \\ &\quad + y_{i,min} - 1 \end{aligned} \quad (5)$$

以下簡単のため、本報告を通じ式 (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 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_i, β_k 、及びニューラルネットワークの中間層のユニット数 N_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、

$$\begin{aligned} L &: \text{学習パターン数、} \\ y_j^p &: \text{パターン } p \text{ における } j \text{ 番目の出力データ、} \\ \hat{y}_j^p &: \text{パターン } p \text{ における } j \text{ 番目の予測出力。} \end{aligned}$$

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 $N_j, M_j, h_i, \beta_k, N_k$ 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、

$$\begin{aligned} p &: \text{データ数で台風の個数 } (1 \leq p \leq L), \\ y_i &: \text{出力データで台風による設備被害値} \end{aligned}$$

($1 \leq i \leq I$),

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。

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

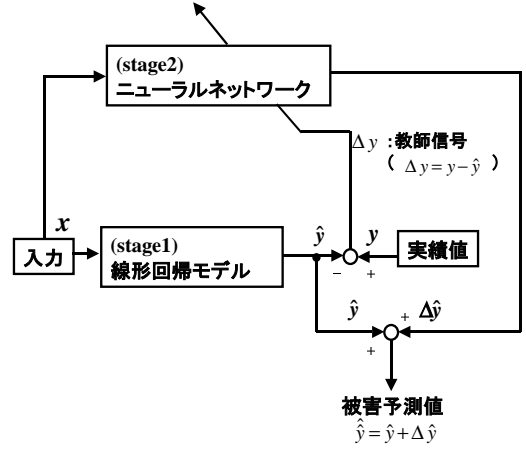


図 - 2 予測器の概略図

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、

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

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

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

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、

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

となる。

3. GPS による被害位置確定システム

GPS とは、1970 年代に米国国防総省により開発が着手された人工衛星による位置決定のシステムである。人工衛星を使用したこのような位置測定手段は衛星航法システムと呼ばれ、夜空を見上げることからはじまった航法のための技術のもっとも発展した姿といえる。航法とは、元来、移動体の時々刻々の現在位置を知ることのほかに目的地までの針路を定める作業やその方法論を含む意味をもつが、このうち位置を測定する部分が特に測位 (surveying 又は positioning) と呼ばれ、狭義の航法はこれを意味することも多い。この GPS システムは 24 個の衛星、これらの衛星を管理する地上の制御局から構成され、全世界、全天候下において 24 時間測位可能なシステムである。GPS の利用形態としては単独測位と相対測位がある。相対測位では人工衛星からの電波を 2 地点以上の点において受信し、その位相差を求めて基線 (距離) を算出する。搬送波を用いる相対測位は、干渉測位 (Carrier Phase Differential) である。干渉測位にはスタティック測位

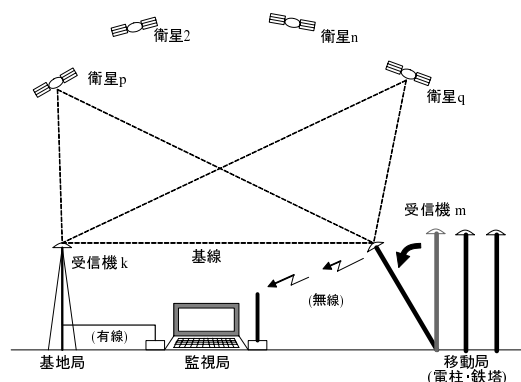


図 - 3 サーバ型 RTK-GPS 概念図

(静的干渉測位) とキネマティック測位の方式がある。スタティック測位はオフラインで基線解析を行うのに対し、キネマティック測位ではオンラインによる基線解析を行う RTK-GPS (Real Time Kinematic-GPS) が近年一般的となってきた。RTK-GPS では基地局と移動局において同時に GPS 衛星からの電波を受信して測位するが基地局は地球上の位置の判明している既知点である。一方移動局は受信機を移動しながら未知点において数秒から数分の観測で効率よく測位する。基地局では観測したデータを移動局に送り、移動局ではこれを利用して未知点の測位計算を行うものである。本研究では、この RTK-GPS の変形であるサーバ型 RTK-GPS により、監視局設計への適用を試みる (図 - 3 参照)。通常移動局はパソコンを搭載しており、オンラインでリアルタイムに測位する。これに対しサーバ型 RTK-GPS では、基地局側のパソコンに移動局からの観測データを送り、測位計算を行う方式を取っており、基地局側においてリアルタイムに移動量が把握可能である。

4. 台風被害予測シミュレーション

4.1 予測シミュレーション 1

台風被害予測シミュレーション 1 として、1990 年から 2005 年までに鹿児島県奄美群島に接近した 23 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、奄美群島を奄美全土と各離島毎 (奄美大島、喜界島、徳之島、沖永良部島、与論島) の計 6 地区とした。また、参考にした被害実績値資料のデータ欠落のため、5 つの各離島は 23 個あるデータの内、17 個を使用した。全 23(17) 個の台風の内、予測する 1 つをテスト用データ、残りの 22(16) 個を学習用データとし、計

23(17) 通りの場合において各離島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) による実験も同時に行った。

本手法の入力として 3 次元の $x = [x_1, x_2, x_3]^T$ を、出力としては、2 次元の $y = [y_1, y_2]^T$ を選んだ。ただし、 x_1 : 進行経路、 $x_2[m/s]$: 最大瞬間風速、 $x_3[hpa]$: 中心気圧、 y_1 [回線]: 停電回線数、 y_2 [千戸]: 最大停電戸数とした。

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: 3 ユニット

出力層ユニット数: 2 ユニット

学習係数 $\eta = 0.18$

慣性項の係数 $\alpha = 0.8$

学習回数: 100 回

とした。また、GA の各パラメータ値を

個体数 $M = 100$

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 $G = 10$

N_j の探索範囲 $0.1 \leq N_j \leq 10$

M_j の探索範囲 $0.0 \leq M_j \leq 0.8$

h_i の探索範囲 $5 \leq h_i \leq 10$

β_k の探索範囲 $-1.0 \leq \beta_k \leq 0.0$

N_k の探索範囲 $2.0 \leq N_k \leq 9.0$

とした。これらの各パラメータ値は過去のデータと、工学的観点から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) においても、各パラメータは本手法と同じ値を用いた。代表として、奄美全土の台風による被害予測結果をそれぞれ図 - 4 と図 - 5 に示す。

4.2 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。

$$J_i = \frac{\sum_{q=1}^{23} |y_i(q) - \hat{y}_i(q)|}{\sum_{q=1}^{23} |y_i(q)|} \quad (29)$$

ただし、

$y_i(q)$: 被害実績値、

$\hat{y}_i(q)$: 予測値、

q : 台風番号、

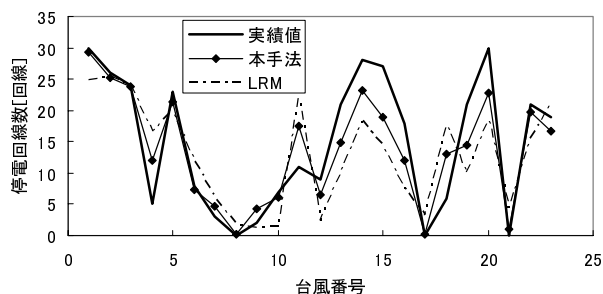


図 - 4 停電回線数被害予測結果 (奄美全土)

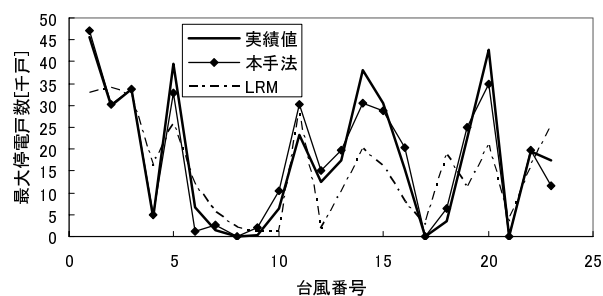


図 - 5 最大停電戸数被害予測結果 (奄美全土)

表 - 1 停電回線数被害予測誤差評価

地区名	NEW	LRM
奄美全土	0.22	0.44
奄美大島	0.24	0.45
喜界島	0.35	1.02
徳之島	0.20	0.64
沖永良部島	0.20	0.37
与論島	0.27	0.82
平均	0.25	0.62

表 - 2 最大停電戸数被害予測誤差評価

地区名	NEW	LRM
奄美全土	0.16	0.46
奄美大島	0.32	0.73
喜界島	0.29	1.07
徳之島	0.22	0.81
沖永良部島	0.20	0.56
与論島	0.29	0.98
平均	0.25	0.77

である。(29) 式により、各手法による停電回線数被害予測誤差評価 J_1 を表 - 1 に、最大停電戸数被害予測誤差評価 J_2 を表 - 2 に示す。

4.3 予測シミュレーション 2

2006 年 9 月に日本列島に襲来した台風 13 号に関して、奄美全土を対象として停電回線数被害、最大停

電户数被害の事前予測を行った。奄美大島に台風対策本部が設置された9月17日午前3時から48時間前、24時間前の気象情報を元に入力として、前節で有効性を確認した進行経路、中心気圧、最大瞬間風速を用いた。また、台風の勢力は時間的に変化するものである。それを考慮し、入力の一つである台風の進行経路はその時間毎に気象庁から発表された予想進路図から作成し、最大瞬間風速は、図-6に示すようなグラフの2次近似曲線から求めた。これは、過去の台風の資料より、鹿児島県各営業所で観測された最大瞬間風速と、観測された時間の台風の中心位置と営業所の距離との関係を集計したものである。これにより、予想進行経路が予測対象地に最も接近したときの距離から予想最大瞬間風速を求めた。ただし、図-6では台風の東側を正、および西側を負と記している。中心気圧に関しては、48時間前、および24時間前における観測値を使用した。

表-3に予想進行経路から求められた予想最大瞬間風速と予想最接近距離を示した。また、台風通過後実際のデータから得られた最大瞬間風速と最接近距離も同時に示した。表-4に最大瞬間風速以外のシミュレーションに用いた入力値を示し、表-5と表-6に各時間毎の予測シミュレーション結果、及び実績値との誤差を示した。

4.4 考察

予測シミュレーション1において二段階予測器の有効性を確認し、予測シミュレーション2において事前予測を行いその有効性を検討した。表-1、表-2の予測誤差評価から本手法は線形回帰モデルのみの予測法と比べ優れていることが分かった。その結果を踏まえた上でシミュレーション2において2006年9月に九州地方に襲来した台風13号について事前予測を実施した。表-5と表-6からわかるように停電回線数被害予測、最大停電户数被害予測ともに48時間前の気象データに比べ、24時間前の気象データを用いた予測結果では実績値よりも大きな値が得られた。これは、今回対象とした台風が強い勢力で奄美群島に接近したにもかかわらず、学習で用いた過去のデータに比べ被害が少なかったからではないかと推測される。被害が少なかった要因としては、台風の進行速度が速かったため停滞時間が短く、被害が発生する前に通過してしまっただけの可能性や、単純に予測対象地域と台風の中心との距離が遠かったからではないかと思われる。

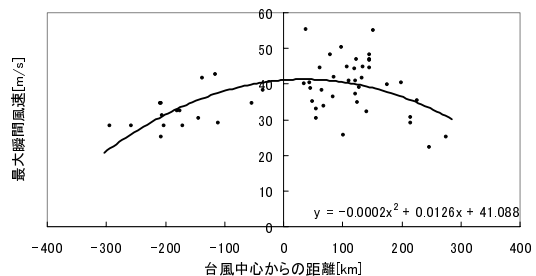


図-6 台風の中心からの距離と最大瞬間風速の関係

表-3 予想最大瞬間風速

時間	最大瞬間風速 [m/s]	距離 [km]
24時間前	34.25	219.01
48時間前	25.66	311.07
通過後	31.0	229.37

表-4 入力値

時間	進行経路	中心気圧 [hPa]
24時間前	0.36	925
48時間前	0.19	945

表-5 停電回線数被害予測結果 [回線]

時間	予測値	実績値	誤差
24時間前	16.61	10.0	6.61
48時間前	10.48	10.0	0.48

表-6 最大停電户数被害予測結果 [千戸]

時間	予測値	実績値	誤差
24時間前	18.71	14.3	4.41
48時間前	10.24	14.3	-4.06

5. サーバ型 RTK-GPS による基礎実験

5.1 基礎実験 1

2006年2月4日、鹿児島大学電気電子棟屋上に基地局を、基地局からの距離が約22km(22627.6m)である鹿児島県始良郡加治木町の四等三角点に移動局を設置し、GPS受信機を三脚で固定させた状態で測位実験を行った。図-7に測位結果と実際の距離との誤差を算出したものを示した。

同様に、2006年2月18日、鹿児島大学電気電子棟屋上に基地局を、基地局からの距離が約10km(9136.3m)である鹿児島県鹿児島市犬迫の1級基準点に移動局を設置し、GPS受信機を三脚で固定させた状態で測位実

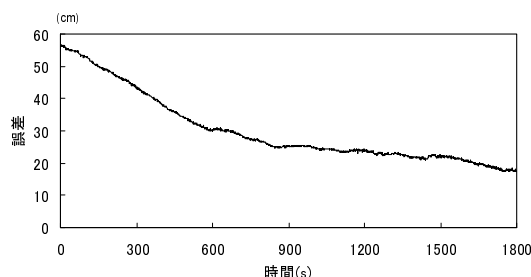


図 - 7 加治木町における実値と測位値の誤差

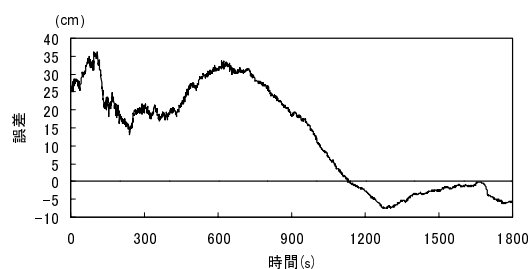


図 - 8 犬迫における実値と測位値の誤差

表 - 7 平均絶対誤差 (cm)

加治木町 (22627.6m)	犬迫 (9136.3m)
30.3	14.42

験を行った。図 - 8 に測位結果と実際の距離との誤差を算出したものを示した。また、表 - 7 に各箇所における測位結果の平均絶対誤差を示した。

5.2 基礎実験 2

2006年9月23日、鹿児島大学電気電子棟屋上に基地局を、基地局からの距離が約2kmである鹿児島県鹿児島市紫原の高圧鉄塔下に移動局を設置した。移動局を20cmずつ移動させ、その変動量をリアルタイムに測位する支持物変動把握基礎実験を行った。受信機の位置の変動に伴いそれぞれ状態 a、状態 b、状態 c、状態 d とし、図 - 9 に移動局の変動状況を示した。また、表 - 8 に実際の変動量と観測値との平均絶対誤差を示した。

5.3 実験結果検証

5.3.1 基礎実験 1

表 - 7 より、基線長が約10kmの犬迫では平均絶対誤差が14.42cm、基線長が約22kmの加治木町では、平均絶対誤差が30.3cmという測位結果が得られた。前

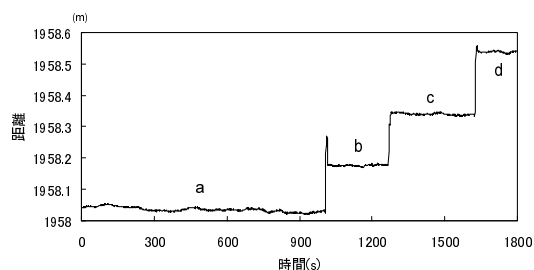


図 - 9 紫原における移動局の変動推移

表 - 8 変位量 (cm)

変移	平均値変動量	誤差
a→b	14.10	5.90
b→c	16.36	3.64
c→d	19.77	0.23
平均	16.74	3.26

者の中距離基線測位に比べ、後者の長距離基線測位では測位誤差が大きくなっていることがわかる。これは、今回の実験で用いた GPS 受信機が、GPS 衛星から発信されている周波数帯域の異なる L1 帯 (1575.42MHz)、L2 帯 (1227.6MHz) という 2 種類の電波のうち、L1 帯のみを受信する 1 周波受信機を用いたため電離層遅延の影響を受けたからだと考えられる。GPS 衛星からの電波が地上のアンテナに届くまでには電離層 → 対流圏 → 水蒸気層の順に大気各層を電波が通過する必要がある。このうち、電離層は地球上空 60km ~ 1000km 程度の範囲と言われ、この中を電波が通過するときにその速度 (伝搬速度) が変化してしまう。この結果、地上のアンテナから衛星までの距離が本来の値と異なるために生じる測位誤差が電離層遅延と呼ばれるものである。電離層の影響は 10km 以上の長距離基線と言われ、長距離基線で 1 周波受信機を用いるとその測位結果は電離層遅延による誤差を含んだものとなる。このことが、基礎実験 1 の結果で顕著に現れたのではないかと考えられる。なお、短距離基線においては電離層遅延の影響が少ないため、1 周波受信機でも十分な測位精度が得られる。また、長距離基線での電離層遅延の影響による誤差を補正するために 2 周波受信機がある。これは 1 周波受信機が L1 帯のみを受信するのに対し、L1 帯、L2 帯の両周波数帯の電波を受信するものである。電離層遅延は電離層を通過する電波の周波数に依存する。そのため、周波数の異なる 2 つの電波を用いれば遅延を相殺することができ、誤差を軽減させることが可能となる。

5.3.2 基礎実験 2

この実験は1周波受信機を使用し、基地局と移動局の距離が約2kmである短距離基線で行った。表-8は、図-9における状態a、状態b、状態c、状態dでの平均値の変動量を示している。区間毎に見ると多少のばらつきはあるものの、平均誤差が約3.3cmという高精度で支持物の変動を把握することができた。今回の実験は、基線が短かったので電離層遅延による誤差が現れず、しかも他の大きな誤差要因の影響がなかったため精度の良い測位結果が得られたと考えられる。

6. あとがき

本研究は、鹿児島県奄美群島の各離島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、並びに被害位置の確定に伴う支持物変動監視局設計を目的としたものである。本報告では、被害予測として、「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。また、被害位置確定として、GPS測量法の一種であるサーバ型RTK-GPSを用いて、支持物変動監視局設計のための基礎実験を行った。1990年～2005年に鹿児島県奄美群島に接近した23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後2006年9月に九州地方に襲来した台風13号に対して事前予測を行った。

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。一方、被害位置確定として、基線長約10kmと約20kmの位置において支持物測位実験を行った後、基線長約2kmの位置で支持物の変動把握実験を行い、サーバ型RTK-GPSの有効性を確認した。また、これらを具体的に実用化するためには、長時間実験を行った際の測位誤差の評価や、様々な環境化における実験を行い、提案法の有効性を立証する必要があると思われる。

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、および鹿児島大学大学院生の坂元均氏に深甚の謝意を表します。

参考文献

- 1) 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).
- 2) 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予稿集、104D4, pp.343-344 (2004).
- 3) 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年度産学共同研究懇談会資料、(2005)
- 4) 高田 等、山崎 知一、八野 知博、奄美大島における電線と支持物の台風被害予測器について、第24回SICE九州支部学術講演会予稿集、102C4, pp.91-92 (2005).
- 5) 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予稿集、104A1, pp.189-190 (2005).
- 6) 高田 等、坂元 均、山崎 知一、八野 知博、畠山 雅登、倉山 功治、サーバ型RTK-GPSによる支持物傾斜測位について、第50回システム制御情報学会研究発表講演論文集、pp.99-100 (2006).
- 7) 高田 等、坂元 均、GPS衛星を用いた鹿児島地区における位置推定について、第24回SICE九州支部学術講演予稿集、104A2, pp.191-192 (2005).
- 8) 高田 等、山崎 知一、坂元 均、八野 知博、RTK-GPSを用いた電力系統の測位精度向上に関する研究、第25回SICE九州支部学術講演会予稿集、101D3, pp.39-40 (2006).
- 9) H. Takata and M. Sakamoto, Design of Server Type RTK-GPS and Its Application to Electric Power Systems, Proc. of the RISP International Workshop on Nonlinear Circuits and Signal Processing, pp.473-476 (2006).
- 10) M. Sakamoto and H. Takata, Design of Surveillance Station of Pole Movement Using Server-Type RTK-GPS, Journal of Signal Processing, Vol.10, No.6, pp.473-480 (2006).