

規格化ガウシアン関数ネットワークを用いた 奄美大島の電力系統台風被害予測

高田 等* 郡山 大祐** 八野 知博*

Prediction of Typhoon Damage to Electric Power Systems
by Normalized Gaussian Function Network in Amami Oshima

Hitoshi TAKATA*, Daisuke KORIYAMA** and Tomohiro HACHINO*

Kagoshima Prefecture is located in a typhoon path, so its electric power systems have been destroyed by typhoons. 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 Amami Oshima, and a measurement system of facilities damage by using a server-type RTK-GPS. The predictor consists of Normalized Gaussian Function Network and GA, so it enables us to predict the number of damaged distribution poles and lines from weather forecasts of a coming typhoon. By the facilities damage measurement system, we can observe the movements of electric power equipments such as poles with high accuracy in real-time.

Keywords: Typhoon damage, Power system, Prediction, Normalized gaussian function network, GA, GPS, Server-type RTK-GPS

1. はじめに

我々の社会生活は安定的な電力供給を前提として成り立っているといっても過言ではない。しかし、時として台風などの自然災害の影響で電力系統設備に被害が発生し、電力が供給されない事態に陥ることがある。特に鹿児島県は、南方海上で発達した台風が勢力を保ったまま通過することが多く被害を受けやすい地理的環境にある。とりわけ、離島が多いため県本土に比べ復旧作業において困難な問題を数多く抱えている。電力系統設備が被害を受けると停電を引き起こし、社会生活に甚大な影響を与えるとともに、

電力会社も大きな損害を被ることになる。それゆえ、被害を最小限にとどめ、迅速かつ効率的に復旧作業を行うには、台風の通過前に設備被害予測^{1)–6)}を行い、それに応じた的確な復旧人員の被害予測地域への派遣が必要不可欠である。そのため、高精度な予測器の開発が強く望まれている。更には、台風の襲来中に、電柱や鉄塔などの電力設備の変動状況がリアルタイムに把握可能となれば、被害位置の特定による合理的な復旧作業が可能となる。

本報告では、台風による電力系統被害予測器構築と、GPS(Global Positioning System)による設備被害計測システムに関する研究を扱う。予測器構築では、台風の気象情報を入力とし、規格化ガウシアン関数ネットワーク(Normalized Gaussian Network)を用いて電力系統各被害量の予測値を出力する手法について考察する。

過去に奄美大島に接近した台風データを用いてシミュ

2008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

レーション実験を行い、その有効性を確認する。また、2007年7月に襲来した台風4号について事前予測シミュレーションを行い、予測結果により本手法の有効性を確かめる。

設備被害計測システムでは、GPS測量法的一种であるRTK-GPS(Real Time Kinematic-GPS)の改良形であるサーバ型RTK-GPSを用いた支持物変動監視局設計⁷⁾⁻¹¹⁾のための実用実験として、九州電力薩摩中継所内にある通信無線鉄塔の揺れを把握する測位実験を行った。光波測距儀による測位との比較により、その有効性を確認する。

2. 電力系統台風被害予測器

2.1 予測器の概要

本予測器は、台風気象情報を入力し、規格化ガウシアン関数ネットワークを用いて電力系統各被害量を予測する。規格化ガウシアン関数ネットワークとは入力空間を分割することにより、非線形関数を複数の線形関数に分割して近似する手法である。その際、規格化ガウシアン関数ネットワークに含まれるパラメータは、複雑な最適化問題となるため大域的探索能力に優れている遺伝的アルゴリズム(GA:Genetic Algorithm)¹²⁾を用いて準最適に決定する。

なお、予測器の入力は、気象庁より入手可能な台風気象情報である、進行経路、最大瞬間風速、最低気圧の3つを選んだ。出力は、予測対象として支持物(折損、転倒、傾斜)被害本数と電線(断線、混線)被害箇所数の2つを取り上げた。

2.2 データ処理

2.2.1 進行経路の数値化

進行経路は、台風中心位置の緯度、経度で表されるため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と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、奄美大島に対し図-1に示すような正規分布を展開する。(1)式により、台風が通過するときの正規分布の標高値を決定する。(2)式により、その総和を算出することで進行経路の数値化とする。

数値化を行うにあたって、継続時間と台風の強さを考慮する必要がある。低緯度で発生した台風は、奄美大島近海で進路を変えることが頻繁にある。これを台風の転向といい、転向点付近では停滞することが多く、

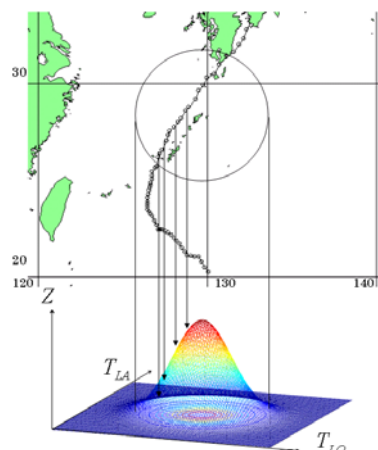


図 - 1 進行経路の数値化

周辺地域では長くとどまる台風のために甚大な被害が出ることもある。これを考慮するため、台風中心位置が緯度20度から32度の区間に存在するとき1時間毎に観測したデータを用いる。したがって、進行速度の遅い停滞するような場合には必然的にデータプロット数が多くなる、すなわち(1)式の p の値が大きくなり、その総和を算出することで数値化に反映させる。また、台風の強さを考慮するため、正規分布の幅を1時間毎に観測したデータの暴風半径と対応した値を用いる。台風は主に海からの水蒸気をエネルギー源として発達するため、一般に本州付近よりも南方海上にあるときのほうが勢力が強いことが多い。正規分布の幅は、被害の及ぶ範囲を表すので、勢力の強い台風ほど被害の発生する可能性が高いとして数値化に反映させる。

$$x_1 = \sum_{j=1}^p z_j \quad (1)$$

$$z_j = \exp \left[-\frac{(T_{LAj} - C_{LA})^2}{l_j^2} - \frac{(T_{LOj} - C_{LO})^2}{l_j^2} \right] \quad (2)$$

ただし、

T_{LAj} : 台風中心の緯度, T_{LOj} : 台風中心の経度,
 C_{LA} : 奄美大島の緯度, C_{LO} : 奄美大島の経度,
 l_j : 正規分布の幅, p : 台風進行経路のプロット数.

2.2.2 データ規格化

入力に使用するデータは台風の気象情報であり、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、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実験を行う。

$$x_k(p) = \frac{X_k(p) - X_{k,\min}}{X_{k,\max} - X_{k,\min}} \quad (3)$$

ただし、

- $X_k(p)$: 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.

$$y_k(p) = \frac{Y_k(p) - Y_{k,\min}}{Y_{k,\max} - Y_{k,\min}} \quad (4)$$

ただし、

- $Y_k(p)$: 観測データ (出力),
- $Y_{k,\max}$: 出力データの最大値,
- $Y_{k,\min}$: 出力データの最小値.

それ故、被害予測モデルの出力 \hat{y} は次式より被害予測実績値 \hat{Y} に変換される。

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

2.3 GA による未知パラメータの決定

本手法で用いた規格化ガウシアン関数ネットワーク最適化アルゴリズムを GA の手順に沿って説明する。

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 $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i : 1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq m\}$ ($s = 1, \dots, Q$) 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体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候補 $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s\}$ より正規化後データを計算し、これらのデータを用いて、 Q 個の規格化ガウシアン関数ネットワークの候補を構築する。

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

$$J_s = \frac{\sum_{p=1}^L |Y(p) - \tilde{Y}(p)|}{\sum_{p=1}^L Y(p)} \quad (6)$$

ただし、

- $Y(p)$: パターン p における出力データ,
 - $\tilde{Y}(p)$: パターン p において、 $\{c_{ik}^s, h_{ik}^s, o_{ki}^s, r_i^s\}$ による規格化ガウシアン関数ネットワーク近似出力.
- を求め、適応度 $F_s = 1/(J_s + 1)$ を計算する。

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。

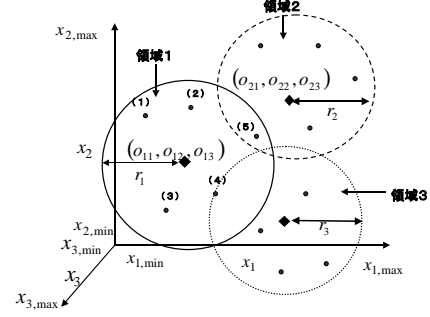


図 - 2 観測データの分割

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 ~ step8 を予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、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 $\{c_{ik}, b_{ik}, o_{ki}, r_i\}$ が決定される。

2.4 規格化ガウシアン関数ネットワーク

前節で準最適に決定されたパラメータを用いて規格化ガウシアン関数ネットワークによる予測を行う。図 - 2 に示すように、規格化された観測データ $(x(p), y(p))$ ($p = 1, 2, \dots, L$) は n 個の領域に分割され、領域ごとに同定モデル $f_i(x)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) が構築される。

いま、中心 (o_{11}, o_{12}, o_{13}) 、半径 r_1 の領域 1 内に観測データ $(x(p), y(p))$ が $p = 1$ から $p = a$ まであるものとする。この領域に与えられる入力データ x_{f_1} と出力データ y_{f_1} は、

$$y_{f_1}(q) = \sum_{j=0}^3 \theta_{1j} x_{f_1j}(q) + e_{f_1}(q) \quad (1 \leq q \leq a) \quad (7)$$

ただし、

$e_{f_1}(q)$: 近似誤差,

θ_{1j} : 相関係数.

これをベクトル表示すると、

$$y_{f_1} = x_{f_1} \theta_1 + e_{f_1} \quad (8)$$

ただし、

$$\theta_1 = [\theta_{10} \quad \theta_{11} \quad \theta_{12} \quad \theta_{13}]^T,$$

$$x_{f_1} = \begin{bmatrix} 1 & x_{f_11}(1) & x_{f_12}(1) & x_{f_13}(1) \\ & & \vdots & \\ 1 & x_{f_11}(a) & x_{f_12}(a) & x_{f_13}(a) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{y}_{f_1} = [y_{f_1}(1) \ \dots \ y_{f_1}(a)]^T,$$

$$\mathbf{e}_{f_1} = [e_{f_1}(1) \ \dots \ e_{f_1}(a)]^T$$

となる。ここで、

$$\mathbf{J} = (\mathbf{y}_{f_1} - \mathbf{x}_{f_1}\boldsymbol{\theta}_1)^T(\mathbf{y}_{f_1} - \mathbf{x}_{f_1}\boldsymbol{\theta}_1) \quad (9)$$

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

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \boldsymbol{\theta}_1} = \mathbf{x}_{f_1}^T(\mathbf{y}_{f_1} - \mathbf{x}_{f_1}\boldsymbol{\theta}_1) = \mathbf{0} \quad (10)$$

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

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_1 = (\mathbf{x}_{f_1}^T \mathbf{x}_{f_1})^{-1} (\mathbf{x}_{f_1}^T \mathbf{y}_{f_1}) \quad (11)$$

上で求めた相関行列 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_1 = [\hat{\theta}_{10} \ \hat{\theta}_{11} \ \hat{\theta}_{12} \ \hat{\theta}_{13}]^T$ を用いた次式を、同定モデル $f_1(\mathbf{x})$ の出力とする

$$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{j=0}^3 \hat{\theta}_{1j} x_j \quad (12)$$

同様にして、他の領域も、領域内に含まれる観測データから同定モデルを構築する。以上のように各領域内の同定モデル $f_i(\mathbf{x})$ を決定し、グループ間は規格化されたガウシアン関数 $\mu_i(\mathbf{x})$ で結合して出力を得る。

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^n f_i(\mathbf{x}) \mu_i(\mathbf{x}) \quad (13)$$

ただし、 $\mu_i(\mathbf{x})$ は、次式で与えられる規格化ガウシアン関数である。

$$\mu_i(\mathbf{x}) = \frac{G_i(\mathbf{x})}{\sum_{j=1}^n G_j(\mathbf{x})} \quad (14)$$

$$G_i(\mathbf{x}) = \prod_{k=1}^m \exp \left\{ - \left(\frac{x_k - c_{ik}}{h_{ik}} \right)^2 \right\} \quad (15)$$

3. シミュレーション実験

3.1 シミュレーション実験 1

使用したデータは、1993年から2006年までの14年間に奄美大島に接近した計25個の台風である。過去のデータから順に通しの台風番号を付与した。全データ25個の内、予測する1個をテスト用データ、残り24個を学習用データとして用い、それぞれ全ての台風において予測シミュレーションを行った。

予測シミュレーションの結果を図-3、図-4に示す。なお比較対象として線形回帰モデル(LRM:Linear Regression Model)のみの予測結果も示す。

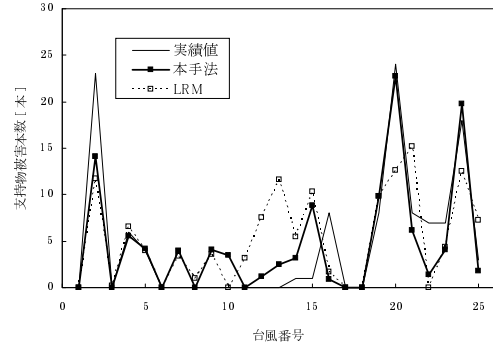


図 - 3 支持物被害本数予測結果

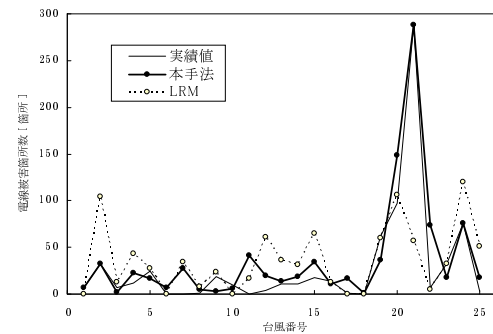


図 - 4 電線被害箇所数予測結果

表 - 1 支持物被害本数の被害予測誤差評価

本手法	LRM
0.48	1.12

表 - 2 電線被害箇所数の被害予測誤差評価

本手法	LRM
0.49	1.23

3.1.1 評価

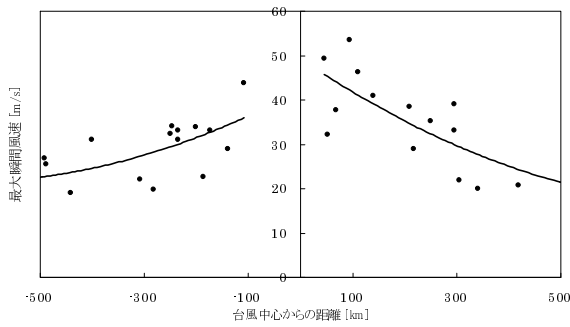
各手法を評価するために絶対平均誤差を導入する。

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

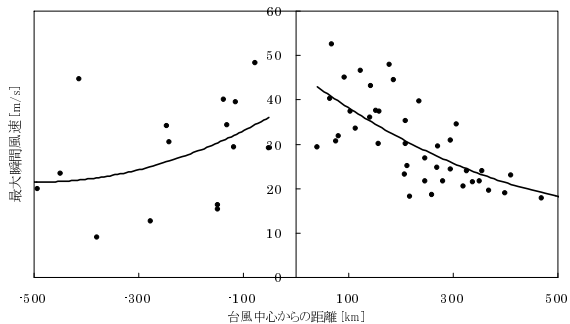
ただし、

$y_i(q)$: 被害実績値, $\hat{y}_i(q)$: 予測値,
 q : 台風番号, p : 全データ数 ($p=25$)

である。式(16)より、本手法と線形回帰モデルのみでの各被害予測評価を表-1、表-2に示す。



(a) 台風の勢力：非常に強い



(b) 台風の勢力：強い

図 - 5 台風の中からの距離と最大瞬間風速の関係

3.2 シミュレーション実験 2

2007年7月に日本列島に襲来した台風4号に対して、奄美大島での電力系統各被害量の事前予測シミュレーションを行った。

3.2.1 予測時点

離島へ事前派遣を実施するとき、海が荒れ、船や飛行機が欠航するぎりぎりのタイミングで、被害予測に基づき、迅速に人員・資材を配置しなければならない。このことを考慮し、本論文では、予測時点を台風中心位置が北緯20度に達した時点とした。この時点は、気象庁より発表された全般台風情報での奄美予想到達時刻の33時間前である。台風通過後に実際に観測された予測時点から奄美大島最接近までが34時間後であることを考えると、被害予測に応じて本土からの人員派遣が十分に可能である。

3.2.2 事前予測の入力台風気象データ

進行経路は予測時点において、気象庁より発表された全般台風情報の進路予報円の中心を通過すると仮定し作成した。その際、被害の及び範囲を表す正規分布の幅については、現時点で適切な推定法がないため予測時点での暴風半径を用いることとする。中心気圧は、予測時点で気象庁より発表された全般台風情報の

表 - 3 最接近距離と最大瞬間風速

時間	最接近距離 [km]	最大瞬間風速 [m/s]
予測時点	66.819	44.2
通過後	160.138	40.9

表 - 4 入力値

時間	進行経路	中心気圧 [hPa]
予測時点	17.77	930
通過後	19.84	930

表 - 5 支持物被害本数予測結果

時間	予測値 [本]	実績値 [本]	誤差 [本]
予測時点	13.89	17	3.11

表 - 6 電線被害箇所数予測結果

時間	予測値 [箇所]	実績値 [箇所]	誤差 [箇所]
予測時点	131.02	166	34.98

奄美最接近時における予想最低気圧とした。最大瞬間風速は、図 - 5 に示すようなグラフの2次近似曲線から求めた。これは、過去に奄美大島に接近した台風で観測された最大瞬間風速と、観測された時間での台風中心位置と奄美大島との距離関係を台風の勢力毎に集計し、2次式で近似したものである。その際、台風中心位置が奄美大島の西側を通過するときを正、東側を通過するときを負としている。なお、台風の風速分布は一般的に台風の進行方向に向かって東側の方が西側よりも強い風が吹いているため、正負別々に近似した。近似式より、予想進行経路が奄美大島に最も接近したときの位置・距離から予想最大瞬間風速を求めた。

表 - 3 に予想進行経路から求めた予想最接近距離と予想最大瞬間風速を示した。また、台風通過後実際に観測された最大瞬間風速、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、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. 設備被害計測システム

4.1 概要

設備被害計測システムは、サーバ型 RTK-GPS を用いて台風等による電力系統設備の変動状況をリアル

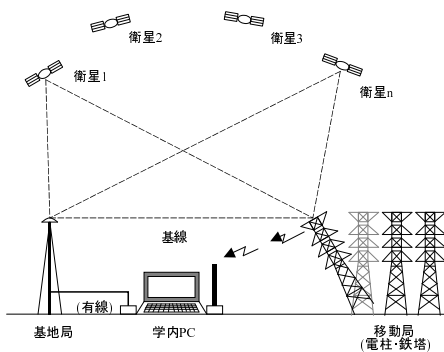


図 - 6 サーバ型 RTK-GPS 概念図

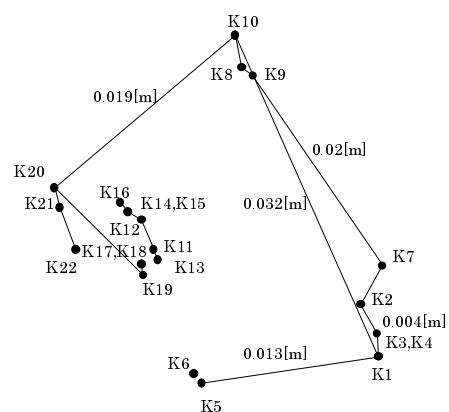


図 - 7 : 光波測距儀による測位結果

タイムに高精度で把握する監視局である。この実現により、災害復旧への迅速化・効率化に資することが、本章研究の目的である。

これまで、我々は基礎実験として、サーバ型 RTK-GPS を用いた、短距離 (6m)、中距離 (10km)、長距離 (22km) における測位精度検証や高压鉄塔下における測位精度検証⁷⁾⁻¹¹⁾を行ってきた。今回は、実際の監視対象の一つである通信無線鉄塔にアンテナを設置し、鉄塔自体の揺れがどのくらい発生しているか測位実験を行った。

4.2 実験と結果

測定点は通信無線鉄塔とし、受信用 GPS アンテナを通信無線鉄塔の最上部に取り付ける。基準局は薩摩中継所敷地内とし、監視局は薩摩中継所局舎内とした。

光波測距儀は、位相の異なる 2 つの光波を周期的に連続発射し、光が反射鏡までの距離を往復する時間から距離を計測する。この性能は、公称精度 $\pm 3 \sim 5$ mm 程度と非常に高い精度を持つ測量機器として知られている。平成 19 年 2 月 28 日地上無風時において、15 分間隔での測位を行った。図 - 7 に光波測距儀による測位結果を示す。また、同日同時帯にサーバ型 RTK-GPS を用い計測した変動測位結果を図 - 8 に示す。ここで、サーバ型 RTK-GPS は 1 秒間隔で測位を行っているが図 - 8 では 30 秒間隔でデータ抽出し表示している。なお、図 - 7、図 - 8 は鉄塔の真上から見た時の鉄塔の変動を表している。

図 - 7 より鉄塔に設置した GPS アンテナは変動している事が判明し、変動量は最大で 3.2cm であった。また、図 - 8 における変動量の最大は 4.0cm であり両者の差は 0.8cm であった。

この結果より、本サーバ型 RTK-GPS の測距精度は、光波測距儀精度と同程度であり、鉄塔自体の揺れを測

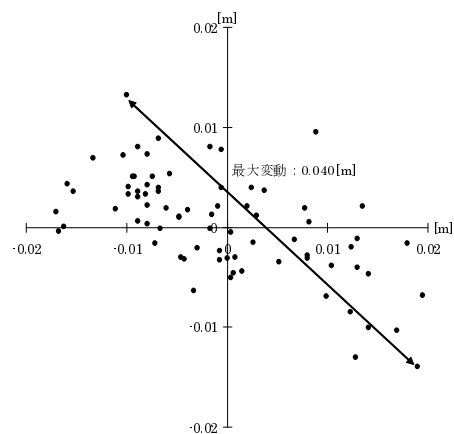


図 - 8 : サーバ型 RTK-GPS による測位結果

位できることが確認された。

5 . 結論

規格化ガウシアン関数ネットワークを用いた電力系統台風被害予測器構築とサーバ型 RTK-GPS を用いた設備被害計測システムを考察した。

シミュレーション実験 1 では、電力系統各被害とも線形回帰モデルのみにおける予測結果よりも、本手法の方が精度の高い予測結果を得ることができ、その有効性を確認できた。しかし、入力として降雨量を具体的に考慮していないため実際の被害に対しうまく予測できない場合もあった。今後の予測精度向上のため、更なるモデルの改良、地理的要因や被害に結びつく台風気象情報の入力への反映などがあげられる。

シミュレーション実験 2 では、奄美大島に接近中の台風に対し 33 時間前に被害予測シミュレーションを

行った。予測時点での結果は実際の被害量よりも小さな値となり、十分満足いくものではない結果を得た。これは、事前予測の入力が台風通過後に観測された実際の値に十分近い値ではないことに起因する。さらに、実用性を考える上では、人員、資材の準備に不足が生じてはならないため、台風の勢力、被害の予測値に応じた上乘せ分の準備を考慮する必要もあると思われる。

設備被害計測システムでは、鉄塔自体の揺れを観測する測位実験を行った。光波測距儀との比較により、本サーバ型 RTK-GPS の測距精度は、光波測距儀精度と同程度であり、鉄塔自体の揺れを測位できることが確認された。一定値以上の変動を観測した場合に異常発生と判定するシステムや、監視局に対し複数の測定点を導入することなどは今後の研究課題である。

謝辞

本研究を行うにあたり、各種データの提供と議論を賜った九州電力(株)鹿児島支店の各諸氏、および、鹿児島大学大学院修了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、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システムの台風被害予測、平成 11 年度電気関係学会九州支部連合大会論文集、pp.323 (1999).
- 2) 高田 等、柳瀬 三司、土田 比佐志、八野 知博、電力系統台風被害予測における台風進行経路評価の一考察、第 19 回 SICE 九州支部学術講演会、pp.169-170 (2000).
- 3) 高田 等、柳瀬 三司、八野 知博、坂元 均、電力系統台風被害予測に対しガウシアン関数ネットワークを用いた台風進行経路の改善、平成 13 年度電気関係学会九州支部連合大会論文集、pp.303 (2001).
- 4) 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、pp.300 (2002).
- 5) 高田 等、郡山 大祐、八野 知博、規格化ガウシアン関数による電力配電設備の台風被害予測器構築に関する研究、第 25 回 SICE 九州支部学術講演会、101D4 (2006).

- 6) 高田 等、郡山 大祐、八野 知博、奄美大島における電力配電設備の台風被害予測器、第 26 回 SICE 九州支部学術講演会、103B4 (2007).
- 7) 高田 等、坂本 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 19 回 SICE 九州支部学術講演会、104A2 (2005).
- 8) 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、産学共同研究、九州電力(株)H15 報告会資料 (2004).
- 9) 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予測と位置確定に関する研究、九州電力(株)平成 17 年度産学共同研究懇談会資 (2005).
- 10) 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、101D3 (2006).
- 11) 高田 等、坂元 均、郡山 大祐、下園 仁、松山 幹男、八野 知博、浜崎 和人、加島 辰哉、サーバ型 RTK-GPS を用いた電力系統支持物の変動測定、第 26 回 SICE 九州支部学術講演会、102B1 (2007).
- 12) 北野 宏明、遺伝的アルゴリズム、産業図書 (1993).