

鹿児島県本土における二次多項式とNNによる 電力系統の台風被害予測

高田 等* 下園 仁** 八野 知博*

Prediction of Typhoon Damage to Electric Power Systems by the Second-order Polynomial Formula and NN in the Kagoshima Mainland

Hitoshi TAKATA*, Hitoshi SHIMOZONO** and Tomohiro HACHINO*

Kagoshima suffers from damage in electric power systems by typhoons every year. If accurate damage is forecasted, its prompt restoration would be possible, and harmful effects may be suppressed to minimum. Moreover, if damage places are specified by using a server-type RTK-GPS, efficient of restoration would be more improved. Damage forecast of electric power systems in the Kagoshima mainland is considered in this paper. Practical experiment is also carried out to observe the movement of a communication wireless iron tower by the server-type RTK-GPS.

Keywords: Prediction, Second-order polynomial formula, NN, GA, Typhoon damage, Electric power system, Server-type RTK-GPS

1. はじめに

日本には毎年数個の台風が接近上陸し大きな被害をもたらす。特に鹿児島県は日本列島の中でも南方に位置し台風が強い勢力を保ったまま北上してくるためにこれまで甚大な被害を受けてきた。その中でも、電柱や電線などの電力系統への被害により停電が発生し、その復旧作業が長引けば社会生活に大きな被害を与えてしまう。そこで事前に正確な被害予測¹⁾⁻³⁾を行うことで、迅速かつ効率の良い復旧作業が可能となり被害を最小限に抑える事が出来る。また、サーバ型 RTK-GPS を用いて支持物の監視^{4),5)}を行うことで被害場所を特

定し、更なる復旧の効率化を図る。しかし、台風情報と電力系統の被害には非線形の複雑な関係があり予測することは容易でない。そこで、台風による電力系統設備被害予測に対し、二次多項式モデルとニューラルネットワーク (NN) を用いた 2 段階台風被害予測システムを構築した。

本手法では、1 段階目で二次多項式モデルを用いて被害予測を行い、2 段階目でニューラルネットワーク⁶⁾を用いて 1 段階目予測による近似誤差を補正する。その際、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と、進行経路の数値化を行う際に用いる正規分布の幅と中心バイアス、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)^{7),8)}を用いて準最適に決定する。本手法の有効性を確認するために 1990 年から 2006 年までに鹿児島県本土に接近、または上陸した 22 個の台風による被害データを用いて計算機シミュレーション実験を行った。また、2007 年 7 月に鹿児島県本土に上

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

陸した台風4号について1日前事前予測を行った。

サーバ型RTK-GPSを用いた支持物の監視に関しては幾つかの基礎実験の後、実際に通信無線鉄塔にGPS受信機を設置し測定実験を行い有効性を確認した。

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、電力系統の台風被害予測システムを構築するにあたって、予測の対象として折損、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は台風の気象情報であるが、台風は時間的に変化するので的確な入力データを得ることは難しい。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が大きくなり計算時間が遅くなる。そこで本手法では台風の気象情報の中から台風の進行経路、最大瞬間風速、最大風速、暴風半径の4つを取り上げ入力データとして用いた。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により準最適に求めた。さらに鹿児島県各地区ごとに正規分布を展開しその形状を決める正規分布の幅と中心バイアス、2段階目予測で用いられる3階層型ニューラルネットワークの中間層のユニット数をGAにより求めた。

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。進行経路を数値化するために、図-1に示すように鹿児島県各地区ごとに正規分布を展開した。その際、台風の東側の風速が強くなるという北半球の台風の特徴を考慮し、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を付加した。

$$x_{1i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n z_{ji} \quad (1)$$

$$z_{ji} = \exp \left[- \frac{(T_{LAj} - C_{LAk} - \beta_{1i})^2}{h_{1k}^2} - \frac{(T_{LOj} - C_{LOk} - \beta_{2i})^2}{h_{2k}^2} \right] \quad (2)$$

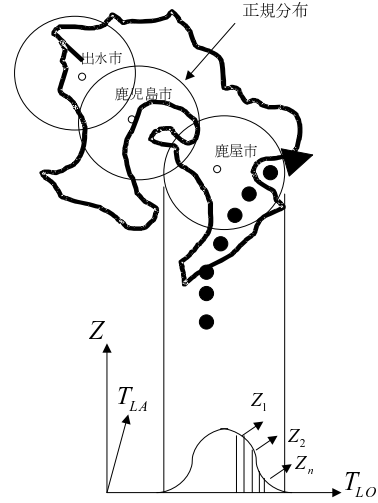


図 - 1 正規分布の展開図

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_{1i}, h_{2i} : 正規分布の幅

β_{1i}, β_{2i} : 中心バイアス

n : 進行経路のプロット数

i : 予測対象 (1:折損-転倒, 2:傾斜, 3:断混線)

2.3 入出力データの規格化

観測データはそれぞれ単位、最大値、最小値が異なる。このため、入力データは各要素 $x_j(p)$ ($1 \leq j \leq 2, 1 \leq p \leq L$) 毎に次のように $-1 \sim 1$ までの値に非線形規格化を施してシミュレーションを行う。

$$x'_{ji}(p) = \frac{1 - \exp(-\bar{x}_{ji}(p))}{1 + \exp(-\bar{x}_{ji}(p))} \quad (3)$$

$$\bar{x}_{ji} = N_{ji} \left(\frac{x_{ji}(p) - \alpha_{ji}}{x_{(j,max)i} - \alpha_{ji}} + M_{ji} \right) \quad (4)$$

ただし、

$x_{(j,max)i} = \max\{x_{ji}(p) : 1 \leq p \leq L\}$

$x_{(j,min)i} = \min\{x_{ji}(p) : 1 \leq p \leq L\}$

$\alpha_{ji} = \frac{x_{(j,max)i} + x_{(j,min)i}}{2}$

N_{ji}, M_{ji} : 規格化パラメータ

L : 台風数

関数の傾きを N_{ji} で、中心位置を M_{ji} によって変化

させる。 N_{ji}, M_{ji} 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 $y_i(p)$ ($i = 1, 2, 3$) 毎に、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。

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

ただし、

$$y_{i,\max} = \max\{y_i(p) : 1 \leq p \leq L\}$$

$$y_{i,\min} = \min\{y_i(p) : 1 \leq p \leq L\}$$

(3)、(5) 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。その際出力値 \hat{y}'_i は次式で逆変換される。

$$\hat{y}_i(p) = \exp\{\hat{y}'_i(p) \ln(y_{i,\max} - y_{i,\min} + 1)\} + y_{i,\min} - 1 \quad (6)$$

2.4 提案法

本予測器の概略図を図 - 2 に示す。

まず、全入力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、次式を用いて一段目の予測を行う。

$$\hat{y}_i = \hat{a}_{i0}^{kr} + \hat{a}_{i1}^{kr} x_k + \hat{a}_{i2}^{kr} x_r + \hat{a}_{i3}^{kr} x_k x_r + \hat{a}_{i4}^{kr} x_k^2 + \hat{a}_{i5}^{kr} x_r^2 \quad (7)$$

ただし \hat{a}_{in}^{kr} ($n=0,1,\dots,5$) は非線形パラメータである。一段目の出力値を \hat{y}_i とすると二次多項式モデルの近似誤差は、

$$\Delta y_i = y_i - \hat{y}_i \quad (8)$$

となる。二段階目ニューラルネットワークは Δy_i を教師信号として学習させることにより、出力値に近似誤差修正量 $\Delta \hat{y}_i$ を得る。最終的な出力値 \hat{y}'_i は、

$$\hat{y}'_i = \hat{y}_i + \Delta \hat{y}_i \quad (i = 1, 2) \quad (9)$$

となる。

2.5 GA

進行経路の数値化に用いた正規分布の幅と中心バイアス、入力データの規格化パラメータ、ニューラルネットワークの中間層のユニット数を GA によって求める。

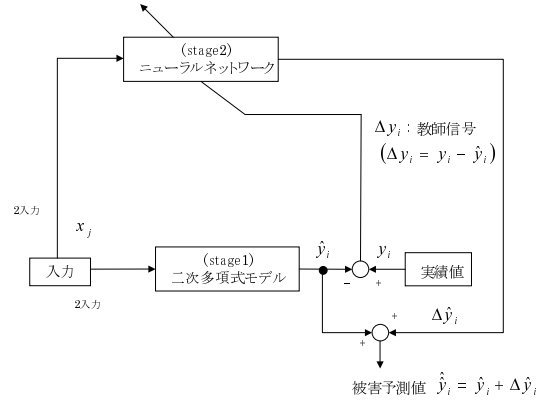


図 - 2 予測器の概略図

3. 台風被害予測シミュレーション

3.1 シミュレーション 1

台風による被害予測シミュレーション実験として、1990 年から 2006 年までに鹿児島県本土に接近、上陸した 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。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 個に分けた。なお本手法と他の手法との比較のため、二次多項式モデルのみの予測法 (PM) による実験も同時に行う。入力として用いた台風の気象情報は、台風の進行経路、最大瞬間風速、最大風速、暴風半径の 4 つで、予測の対象は折損 転倒、傾斜、断混線の 3 つとした。なお代表として川内地区の予測結果をグラフとして図 - 3~図 - 5 に示した。

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：2 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：300 回

とし、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 $-0.8 \leq M_j \leq 0.8$

h_{1k}, h_{2k} の探索範囲 $0.5 \leq h_{1k}, h_{2k} \leq 10$

T_k の探索範囲 $2 \leq T_k \leq 5$

β_k の探索範囲 $0.0 \leq \beta_k \leq 0.3$

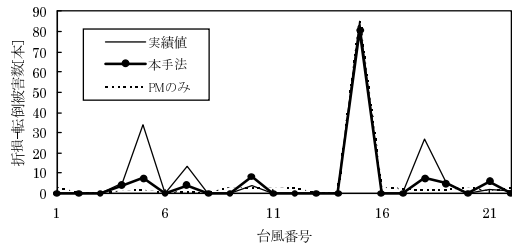


図 - 3 折損-転倒被害予測 (川内)

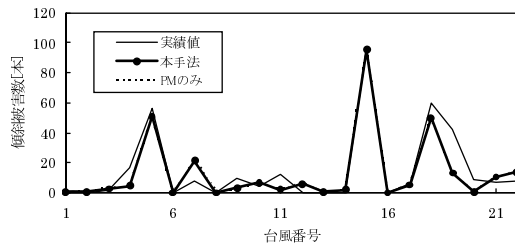


図 - 4 傾斜被害予測 (川内)

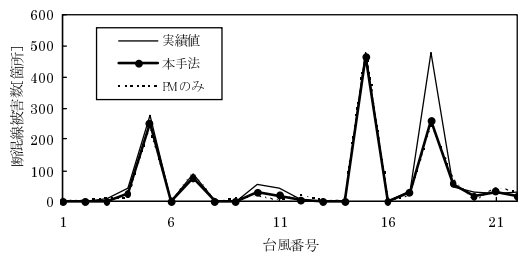


図 - 5 断混線被害予測 (川内)

とした。これらの各種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。

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。

$$J_i = \frac{\sum_{q=1}^{22} |y_i(q) - \hat{y}_i(q)|}{\sum_{q=1}^{22} |y_i(q)|} \quad (10)$$

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。

式 (10) により、各手法による折損 転倒予測誤差評価 J_1 とその一段目の入力種類を表 - 1 に、傾斜予測誤差評価 J_2 とその一段目の入力種類を表 - 2 に、断混線予測誤差評価 J_3 とその一段目の入力種類を表 - 3 にそれぞれ示す。ただし、一段目の入力において x_k は進行経路であった。

表 - 1 折損-転倒被害の評価値と入力

地区	本手法	PMのみ
出水	0.4	0.4
川内	0.39	0.58
霧島	0.66	0.79
鹿児島	0.81	1.02
加世田	0.37	0.7
鹿屋	0.59	0.61
平均	0.54	0.68

地区	x_i
出水	最大瞬間風速
川内	暴風半径
霧島	暴風半径
鹿児島	最大瞬間風速
加世田	最大瞬間風速
鹿屋	最大風速

表 - 2 傾斜被害の評価値と入力

地区	本手法	PMのみ
出水	0.29	0.34
川内	0.35	0.37
霧島	0.48	0.55
鹿児島	0.73	0.87
加世田	0.4	0.45
鹿屋	0.74	0.84
平均	0.50	0.57

地区	x_i
出水	最大瞬間風速
川内	最大瞬間風速
霧島	最大瞬間風速
鹿児島	最大瞬間風速
加世田	最大風速
鹿屋	最大風速

表 - 3 断混線被害の評価値と入力

地区	本手法	PMのみ
出水	0.28	0.34
川内	0.24	0.32
霧島	0.52	0.53
鹿児島	0.5	0.72
加世田	0.29	0.34
鹿屋	0.44	0.51
平均	0.38	0.46

地区	x_i
出水	最大瞬間風速
川内	最大瞬間風速
霧島	最大瞬間風速
鹿児島	最大瞬間風速
加世田	最大風速
鹿屋	最大風速

3.2 シミュレーション 2

2007年7月に鹿児島県本土に上陸した台風4号について折損 転倒、傾斜、断混線を対象とした事前予測を各地区ごとに行った。学習に用いた台風の気象情報はシミュレーション1の1990年から2006年までに鹿児島県に接近、上陸した22個の台風を用いた。

事前予測用の入力データとして、進行経路は台風が北緯28度に達した時点で気象庁より発表された進路予想円の中心を通過すると仮定して作成している。北緯28度に達した時点での鹿児島県上陸予想時間は約24時間後すなわち1日前事前予測である。よって人員派遣、資材準備の為に十分な時間といえる。また、最大瞬間風速と最大風速は図-6、図-7より求める。この図は台風の中心と目的地との距離が最小になった時に最大値が観測されると仮定して過去のデータより求めたものである。事前予測を行う際には気象庁より発表される台風の予想進行経路から、台風の中心と各地区との最短距離を求め、図-6、図-7中の二次近似式にそれぞれの最短距離を代入し予測値を求める。なお台風の中心から東と西で異なる関数を用いているのは、台風の東側の風速が強くなるという北半球の台風の特徴を考慮しているためである。なお暴風

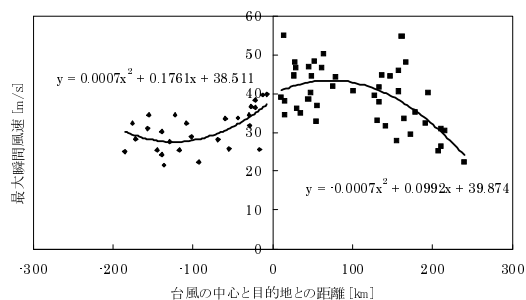


図 - 6 台風を中心と目的地との距離（最大瞬間風速）

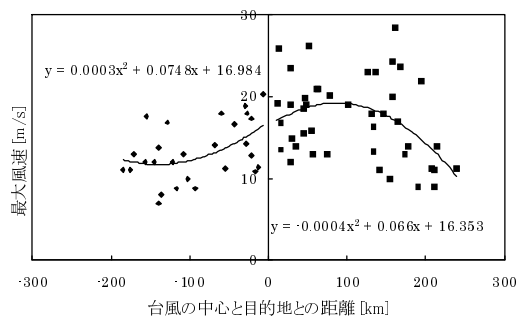


図 - 7 台風を中心と目的地との距離（最大風速）

表 - 4 予測最大瞬間風速と実績値

地区	予測最大瞬間風速	実績値
出水	27.5	25.5
川内	28.2	22.4
霧島	29.7	28.1
鹿児島	30.5	33.5
加世田	30.9	25.9
鹿屋	34.3	36.7

表 - 5 予測最大風速と実績値

地区	予測最大風速	実績値
出水	12.3	8.7
川内	12.6	8.7
霧島	13.3	14.1
鹿児島	13.6	18
加世田	13.8	11.2
鹿屋	15.2	18

半径は予測することが非常に困難であったために今回の事前予測では用いなかった。

表 - 4、表 - 5 に図 - 6、図 - 7 を用いて求めた予測最大瞬間風速と予測最大風速の値を、それぞれ各地区ごとに示した。また、事前予測結果を表 - 6 に示し

表 - 6 事前予測結果

地区	折損-転倒 [本]	傾斜 [本]	断混線 [箇所]
出水(予測)	1	1	2
出水(実績)	5	27	9
川内(予測)	0	0	7
川内(実績)	0	1	1
霧島(予測)	0	0	3
霧島(実績)	0	3	16
鹿児島(予測)	0	0	7
鹿児島(実績)	0	0	13
加世田(予測)	0	0	17
加世田(実績)	0	0	10
鹿屋(予測)	3	30	57
鹿屋(実績)	6	59	78

た。なお、事前予測を行う際の入力種別はシミュレーション 1 で選定された入力を用いた。

4. サーバ型 RTK-GPS を用いた監視実験

4.1 概要

風や災害による通信無線鉄塔などの電力系統設備の変動把握のためにはサーバ局において、センチメートルオーダの高精度でリアルタイムに測位が可能で、サーバ型 RTK-GPS を利用することが最適選択の一つであると考えられる。我々はこれまで短距離、中距離、長距離、高圧鉄塔下といった様々な状況下において実験を行いサーバ型 RTK-GPS の測位精度検証を行ってきた。本実験はサーバ型 RTK-GPS を用いて支持物の監視局設計を行うことを目的としたものである。今回はそのために行った九州電力薩摩中継所での実験結果について示す。

4.2 実験内容と結果

今回実験に用いたサーバ型 RTK-GPS は従来の RTK-GPS、すなわち移動局受信機にパソコンを装備しリアルタイムに基線解析を行う、を改良したものである。監視局のコンピュータサーバに基地局と移動局で観測したデータを送り、測位計算を行う方式をとっている。これにより基地局近くの監視局において、遠く離れたところの支持物の変動をリアルタイムに監視することが可能である。

図 - 8 の概略図に基づき、基準局座標を鹿児島大学電気電子棟屋上に設定し、監視局は鹿児島大学電気電子棟 605A 教室内とした。測定点は受信 GPS アン

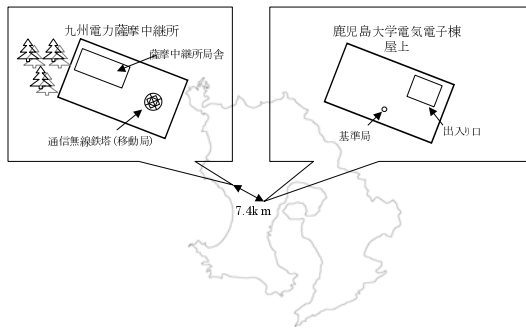


図 - 8 実験の概略図

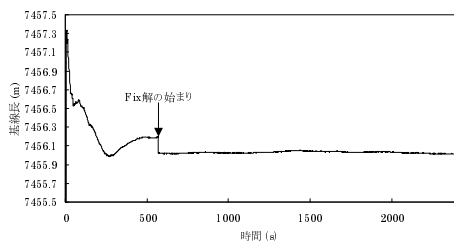


図 - 9 測位結果

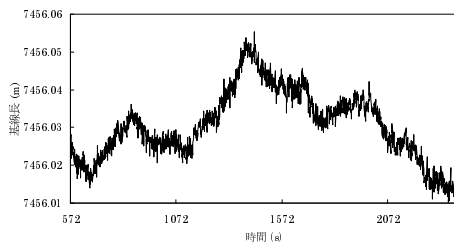


図 - 10 測位結果 (図 - 9 の拡大図)

テナを最上部に取り付けた九州電力薩摩中継所通信無線鉄塔とし、データの送受信には無線(携帯電話)を使用した。また、測位結果を図 - 9 に、図 - 9 の拡大図を図 - 10 に示した。

なお有線の場合は九州電力薩摩中継所内に基準局を設定するため、杉林や鉄塔などにより視空制限を受け GPS 衛星からの電波が遮られてしまう環境であったが、今回は基準局を視空制限の無い鹿児島大学電気電子棟屋上に設定したために、常に 9 個 ~ 10 個の GPS 衛星を捉えることが出来た。今後基準局を設定する場合は、出来るだけ視空制限を受けない場所を選ぶべきである。

5. 結論

本手法では、「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システムを、台風による電力系統の設備被害に適用した。本手法の特徴は、まず一段階目の二次多項式モデルでおおまかな被害予測を行い、二段階目のニューラルネットワークで補正するという点である。また、入力データの規格化に用いる変換関数の形を決めるパラメータ、被害予測を行う際に極めて重要な気象情報であると考えられる台風の進行経路の数値化に用いる正規分布の幅と中心バイアス、ニューラルネットワークの中間層のユニット数を、GA により準最適に求めることで予測精度が向上した。

シミュレーション 1 の結果、折損 転倒、傾斜、断混線の被害予測において本手法の有効性が確認できた。しかし地区によっては予測精度にばらつきが見られた。これは近年の支持物の強度が 1990 年代の支持物に比べて飛躍的に強化されたことが 1 つの原因として挙げられる。またこれ以外の原因としては、雨による地盤の緩みや倒木による被害といった予測に反映することが非常に困難な間接的被害が、予測精度を悪化させたのではないかとと思われる。

シミュレーション 2 では実際に接近中の台風に対して一日前事前被害予測を行ったが、各地区においてかなりの誤差が生じた。これは入力最大瞬間風速や最大風速の予測精度の誤差に起因している。よって決定関数の予測精度の向上や、他の相関の強い入力を適用させることで、さらなる改善をする必要がある。

サーバ型 RTK-GPS を用いた支持物監視実験では、約 7.5km 離れた鹿児島大学電気電子棟の室内において高精度の測定が行え、鉄塔の揺れを監視することが出来た。今後はより長距離での実験、複数の測位点に対する実験、様々な天候下での実験を行う必要がある。また、今回の実験では 1 周波の GPS を使用しているので今後は 2 周波の GPS を使った実験も必要と思われる。

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、八野 知博、二次多項式モデルと NN による鹿児島地区電力系統台風被害の予測法、システム制御情報学会論文誌、Vol.16 , No.10 , pp.513-519 (2003).
- 2) 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).
- 3) 高田 等、下園 仁、八野 知博、二次多項式と NN を用いた電力系統の台風被害予測、第 26 回 SICE 九州支部学術講演会、103B3 , pp.191-192 (2007).
- 4) 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).
- 5) 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 九州支部学術講演予稿集、102B1 , pp.107-108 (2007).
- 6) 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).
- 7) 北野 宏明、遺伝的アルゴリズム、産業図書 (1993).
- 8) 伊庭 斉志、遺伝的アルゴリズムの基礎、オーム社 (1994).