

# 落雷位置標定システムのデータを用いた ニューラルネットワークによる九州地域の落雷危険度の推定

Estimation of the Lightning Dangerous Degree of a Kyushu Area

by Using Neural Network with Lightning Positioning And Tracking System Data

金子 正光      竹之内 修      辻 利則      岸田 広

雷対策は、高度情報化の今日、電力会社にとって最重要課題である。これを効果的に進める1つとして、送電鉄塔の設置場所を検討する必要がある。本研究では、ニューラルネットワークの適用例の1つとして、九州地域の落雷の危険度を地形因子から推定することを試みた。ニューラルネットワークはバックプロパゲーション学習アルゴリズムである。本論文では、ニューラルネットワークによる特徴および得られた落雷の危険度について考察した。その結果、電力会社が過去蓄積した落雷の頻度のデータを適用することで危険度マップを作成することができ、標高や緯度などが落雷の危険度に大きく寄与していることがわかった。

キーワード：落雷位置標定装置、危険度マップ、地形因子、ニューラルネットワーク、  
バックプロパゲーション

## 目次

- I まえがき
- II ニューラルネットワーク
- III 落雷位置標定の原理
- IV 落雷頻度マップ
- V 地形因子
- VI 危険度の算定方法
- VII 算定結果
  - 1 ニューラルネットワークの学習回数の影響
  - 2 ニューラルネットワークの中間層の影響
  - 3 危険度マップ
- VIII まとめ
- 謝辞
- 参考文献

## I まえがき

ニューラルネットワークを利用した研究はさまざまな分野におよんでいる<sup>1)</sup>。また、インターネットを利用したWWW検索サーバで、キーワードにニューラルネットワークを指定するとさまざまな応用例を探し出すことができる。また、応用例ばかりではなく、ニューラルネットワーク自身も研究が進められている。

本研究では、ニューラルネットワークの適用例の1つとして九州地域の落雷の危険度を地形因子から推定することを試みた。用いたニューラルネットワークはバックプロパゲーション学習アルゴリズムを用いた1入力層、1中間層、1出力層の3階層モデルである。本論文では、このとき得られたニューラルネットワークに見られた特徴および得られた落雷の危険度について考察した。

## II ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークには、さまざまな種類のネットワークが存在する<sup>2)</sup>が、ここでは判別分析について良好な結果を示すといわれているバックプロパゲーション学習アルゴリズム（以下、バックプロパゲーション法と記す）を用いた。バックプロパゲーション法の詳細については、前報<sup>1)</sup>紹介したとおりであるので、ここでは省略する。学習方法にはデルタルールを、また判別関数にはシグモイド関数を使用した。また、その構成は、入力層、中間層、出力層それぞれ1層で、完全結合型に固定した。

プログラム自体は、ニューラルネットワーク自身について研究をおこなっている研究者により作成されたフリーソフトと呼ばれる無償のソフトウェアから有償の製品まで、様々なものがインターネットや書籍<sup>3)</sup>、ソフトウェア会社を通して入手可能である。本研究では、前報<sup>1)</sup>で利用し、使用実績のある Neural Ware 社の Neural Works Professional II/PLUS For Windows を利用した。

## III 落雷位置標定の原理

今回、ニューラルネットワークを利用して地形因子から九州地域の落雷の危険度を作成した。落雷の危険度は、平成5年度から平成9年度までの過去5年間における落雷地点の位置情報をもとに作成した。

落雷地点の位置情報は、九州電力(株)が所有する落雷位置標定装置（LPATS：Lightning Positioning And Tracking System）の測定データを利用した。LPATSは図1に示すように、落雷点から出る電磁波を3つの地点で観測することで、その到達時間差を利用して位置標定を行う

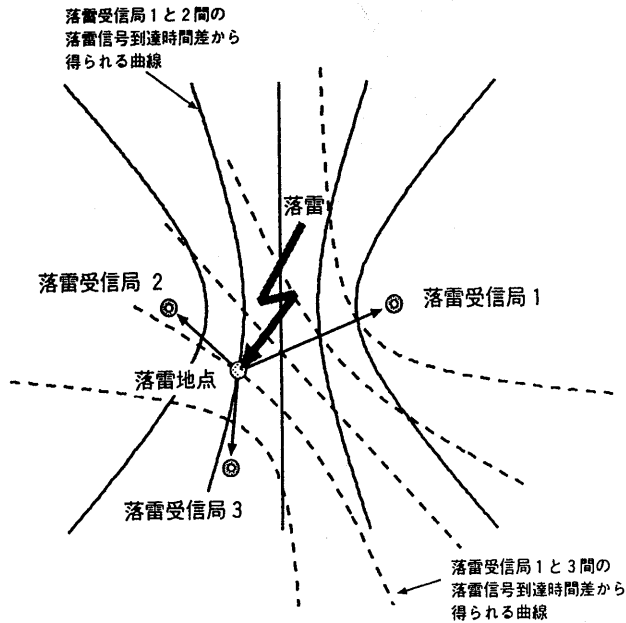


図1 落雷位置標定装置 (LPATS) の原理図

ことができる<sup>4)</sup>。例えば、落雷が図中に示す個所に発生した場合、落雷受信局1と落雷受信局2への落雷から発せられる電磁波の到達時間差が同じ点を調べると、その分布は実線で示される双曲線となる。同様に、落雷受信局1と落雷受信局3の場合、点線で示される双曲線が選れる。落雷点は、これら二つの双曲線の交わった地点と標定することができる。

このシステムでは標定するために、各局が同じ時計を持っていなければならないが、本システムでは放送衛星からの信号を使用している。図2に示すように、落雷受信局は九州地域内に6局設置してあり、福岡県北九州市、大分県佐伯市、宮崎県西都市、鹿児島県種子島、熊本県牛深市、長崎県松浦市に設置されている。これらのデータを処理するため、中央解析装置が福岡県福岡市に置かれている。九州電力(株)ではこの落雷位置標定装置を昭和63年度より導入し、落雷による事故監視に利用している。またこれと似たシステムは他の電力会社でも導入されており、国内ではほぼ全域にて落雷観測が行われている。

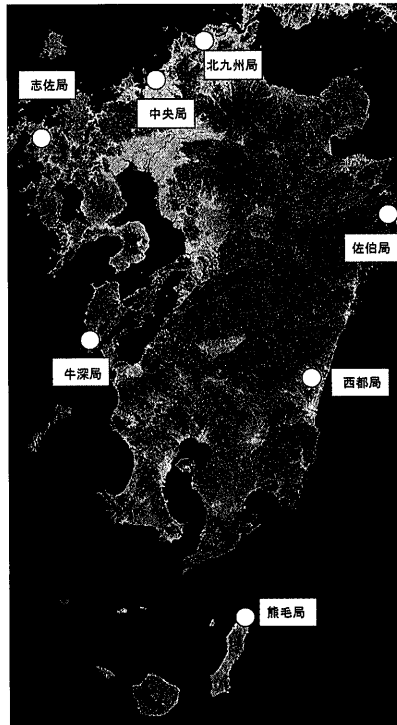


図2 九州地方のLPATS受信局

#### IV 落雷頻度マップ

LPATSの測定データには、落雷発生時刻時間、落雷地点の緯度と経度、落雷の電流値、極性が記録される。具体的な測定データを図3に示す。緯度経度の位置標定の最小値は、それぞれ1万分の1度(約8m~12m)である。また、時刻標定の場合は千分の1秒で、位置標定の精度は1kmである。

このLPATSの測定データをもとに、北緯31.0度から34.0度、東経130.5度から132.0度の範囲を九州地域として、その範囲内における落雷数を調べた落雷頻度マップを作成した。落雷頻度マップとは、任意の大きさに分けた各領域にいくつの落雷があったかをカウントし、これを数に応じて色分けして示した図である。本研究では、位置標定誤差が1kmであるので、これよりも大きい領域に分けることとした。このため、上述した九州地域を緯度24分の1度、経度16分の1度のメッシュ(約5km×5km)に分割した。したがって総メッシュ数は2,880個となる。

このようにして作成した落雷頻度マップを図4に示す。同図に、対比のため九州地域の地図を示す。同図から、九州地域では、熊本市の北部、鹿児島市の北部、都城市の3地域が最も落雷が多く発生していることがわかる。

補捉局	落雷点の緯度	落雷点の経度	落雷発生時刻
*1G123/+29.8140LAT	129.1311LON/25200	AMP/00:19:10.828	07/01
*1G135/+29.4642LAT	129.2770LON/38900	AMP/01:52:47.218	07/01
*1G135/-29.5523LAT	129.8985LON/27600	AMP/04:05:43.125	07/01
*1G135/-29.6161LAT	129.9600LON/64100	AMP/04:19:53.156	07/01
*1G135/-30.0036LAT	130.0915LON/86200	AMP/05:48:51.593	07/01
*1G135/-30.0233LAT	130.0950LON/43700	AMP/05:48:51.636	07/01
*1G135/-30.0570LAT	130.1054LON/31900	AMP/05:48:51.679	07/01
*1G135/-29.6417LAT	130.0554LON/18300	AMP/05:58:03.492	07/01
*1G135/-29.8164LAT	130.0981LON/55800	AMP/05:58:03.570	07/01
*1G135/-29.9451LAT	130.1360LON/36100	AMP/05:59:06.734	07/01
*1G135/-29.9038LAT	130.125LON/18700	AMP/05:59:06.796	07/01
*1G135/-29.9422LAT	130.1572LON/23200	AMP/05:59:54.835	07/01
*1G135/-29.8808LAT	130.1423LON/33900	AMP/06:00:33.574	07/01
*1G135/-29.9883LAT	130.1473LON/21300	AMP/06:01:03.406	07/01
*1G135/-29.9409LAT	130.1422LON/32900	AMP/06:01:03.644	07/01

極性
電流値
日付

図3 LPATSのデータ例

## V 地形因子

本研究では、地形因子をもとに落雷の危険度を調べた。地形因子としては表1に示すような全26個の因子を定義した。この因子を、九州地域を緯度24分の1度、経度16分の1度(約5km×5km)の大きさに分けた各メッシュごとに求めた。地形因子については国土地理院発行の250m数値地図を利用して作成を行った。因子は陸地のメッシュ1,773個について作成し、海洋のメッシュは除いた。

## VI 危険度の算定方法

危険度マップとは、青山ら<sup>5)</sup>が提案した落雷の危険性のある場所を10段階のレベルであらわしたマップである。これは、落雷の有無を線形2群判別法を用いて判別し、判別得点の高い順に危険度を割り当てていくもので、具体的には、次のような手順で危険度マップを作成した。

まず、2,880個のメッシュのうち、陸地のメッシュ1,773個のメッシュのみ使用して各メッシュを落雷の多いメッシュと落雷の少ないメッシュの2つに分ける。落雷頻度マップから落雷数のヒストグラムを作成すると図5に示すような結果となった。そこで、最大の度数の約半分の値になる

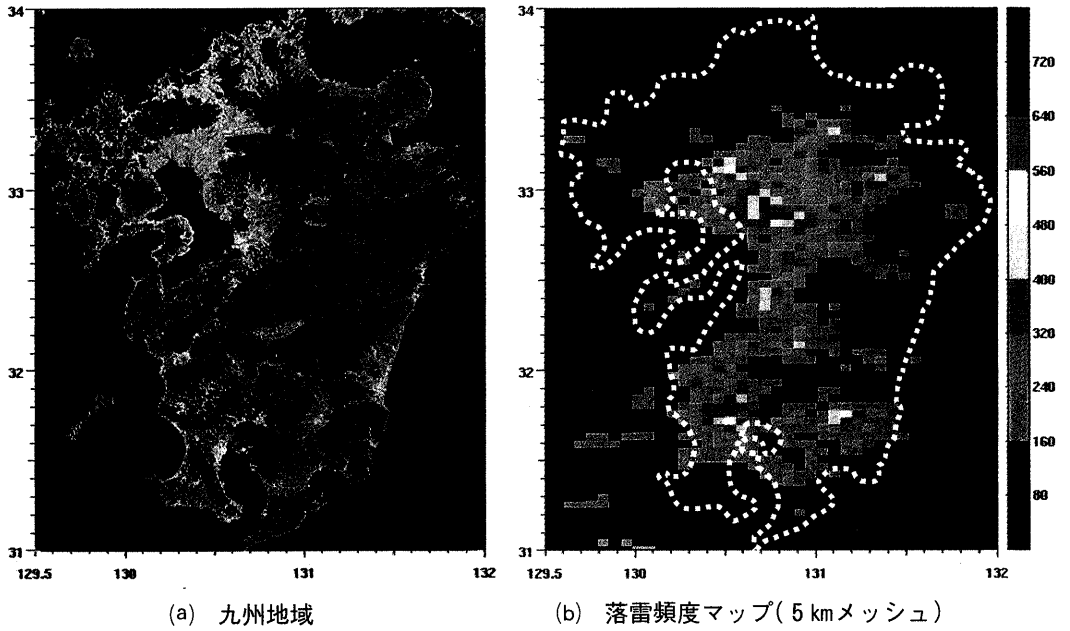
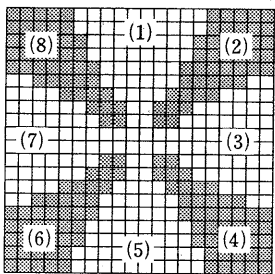


図4 九州地域の地図と落雷頻度マップ

表1 地形因子の定義

地形因子	地形因子の取り方
平均標高 (m)	5 kmメッシュの平均標高。
中央標高 (m)	5 kmメッシュ内に含まれる標高データのうち、中央の4つの標高データの平均。
開放度 (%)	東西南北に2.5kmに拡大した正方形の中に含まれる250 m平均標高データのうち、平均標高が中央標高200 m以上高いメッシュの総数とすべてのメッシュの総数との割合。
遮蔽度 (%)	東西南北に2.5kmに拡大した正方形の中に含まれる250 m平均標高データのうち、平均標高が中央標高200 m低いメッシュの総数とすべてのメッシュの総数との割合。
方位別開放度 (%)	<p>図に示すような(1)~(8)の方向別の開放度。</p>  <ul style="list-style-type: none"> <li>(1)N (北)</li> <li>(2)NE (北東)</li> <li>(3)E (東)</li> <li>(4)SE (南東)</li> <li>(5)S (南)</li> <li>(6)SW (南西)</li> <li>(7)W (西)</li> <li>(8)NW (北西)</li> </ul>
方位別勾配量 (m/km)	方位別開放度の場合と同様に、メッシュを8つの方位に分け、それぞれのメッシュ内において、最も標高の高い点とメッシュ中心との間の勾配量。
起伏度 (m)	5 kmメッシュ内を最高標高と中央標高との差。
傾斜量 (m)	5 kmメッシュ内を平面で近似したときの面の傾き。
傾斜方向 (度)	5 kmメッシュ内を平面で近似したときの面の傾きの方向。北を0度として時計回りで表示。
経度方向メッシュ位置	5 kmメッシュの経度方向の位置を示す値。
緯度方向メッシュ位置	5 kmメッシュの緯度方向の位置を示す値。

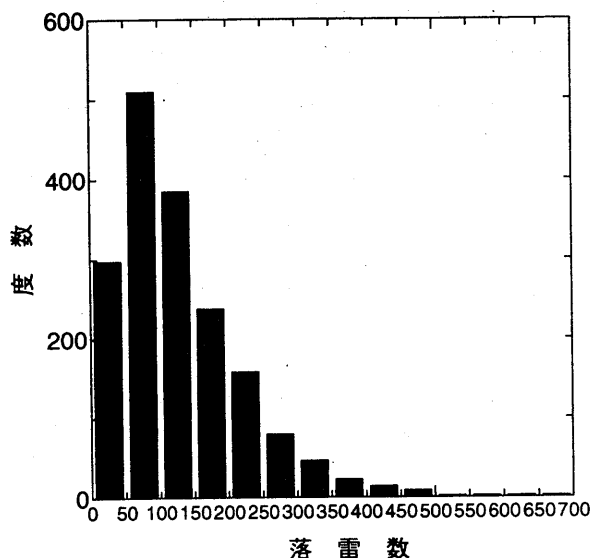


図5 落雷数のヒストグラム

落雷数150個を境に落雷の多い数と少ない数とに分けることとした。この場合、落雷の多いとしたメッシュと少ないとしたメッシュの比は約1:2となった。

このうち、落雷が多いとしたメッシュの中から任意の40個、落雷が少ないとしたメッシュの中から任意の40個のメッシュ、合計80個を選択する。そして、これを線形2群判別にかき、分類関数を求める。この分類関数を用いて1,773個のメッシュ全ての判別得点を計算する。計算されて出てきた判別得点を高い順にならべ、10段階に等分割し、危険度を1から10まで割り当てていく。そして海洋のメッシュについては危険度0を割り当てる。このようにして、危険度が割り当てられたメッシュを色分けして作成されたものが危険度マップである。図6に、落雷危険度マップの作成フローチャートを示す。本研究では線形2群判別法のかわりに、ニューラルネットワークを適用した。つまり、80個の因子の選択までは同じであるが、このデータを学習用データとしてニューラルネットワークで学習させ、学習結果をもとに1,773個の全メッシュの判別を行わせる。最後に判別結果を大きい順に並べ、上述したように10段階に等分割し、危険度を1から10まで割り当て危険度マップの作成を行った。作成において、判別率を調べ、これがもっとも高くなるようにした。判別率とは、上述した80個のサンプルから求められたネットワークを全メッシュ1,773個に対して落雷の多いメッシュと少ないメッシュに判別された結果が、落雷数150個を境として分けた結果に合っている割合を求めたものである。



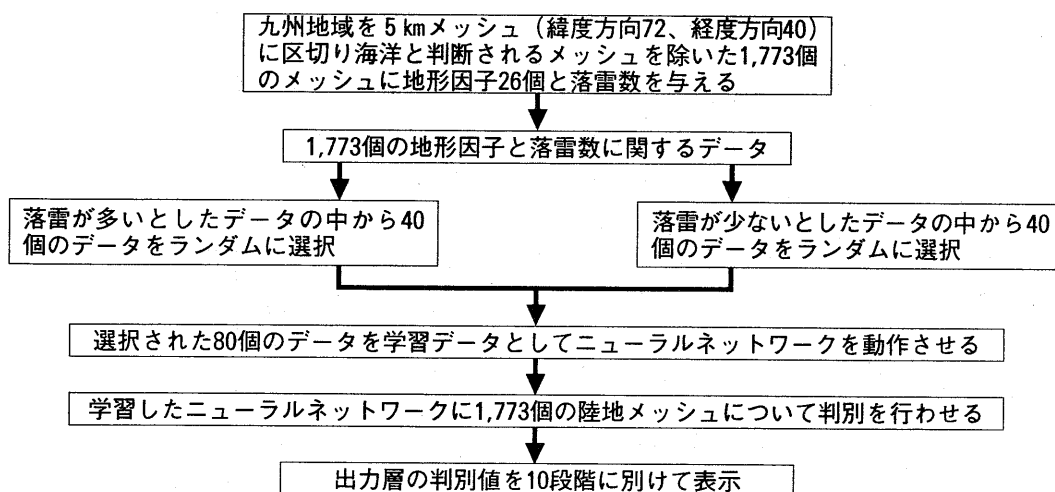


図6 本研究で作成した落雷危険度マップの作成フローチャート

## Ⅶ 算定結果

### 1 ニューラルネットワークの学習回数の影響

ニューラルネットワークを用いた危険度マップの作成のまえに、学習を行うのに最良と考えられるネットワークを構築する必要がある。ここでは、学習回数の影響を調べてみた。対象としたニューラルネットワークは、入力層のプロセッシングエレメント(以下PEと記す)数26中間層のPE数26、出力層のPE数1とした。

図7に、二乗平均誤差に対する学習回数の影響を示す。図では適当なサンプルを3組選び、それぞれについて調べた。その結果学習回数が大きくなるにつれて二乗平均誤差は小さくなり、その減少は学習回数の0.15乗に反比例する結果となった。

図8に、判別率に対する学習回数の影響を示す。サンプルによって判別率の値に違いが見られるが、いずれのサンプルでも学習回数が15,000~20,000回で大きく判別率が上昇することがわかる。その後は、判別率の大きな上昇は見られなかった。このことから、学習回数を15,000~20,000回程度に設定すれば効率的な学習ができることがわかる。

### 2 ニューラルネットワークの中間層の影響

ニューラルネットワークの入力層は、地形因子が26個あるので、これと同じ数のPE数であり、出力層は落雷危険の程度をあらわすためにPE数は1である。しかし、中間層のPE数について

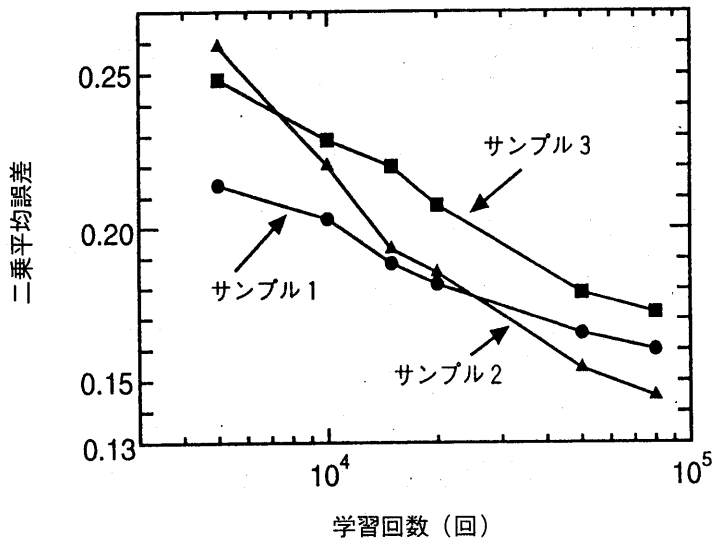


図7 ニューラルネットワークの二乗平均誤差に及ぼす学習回数の影響

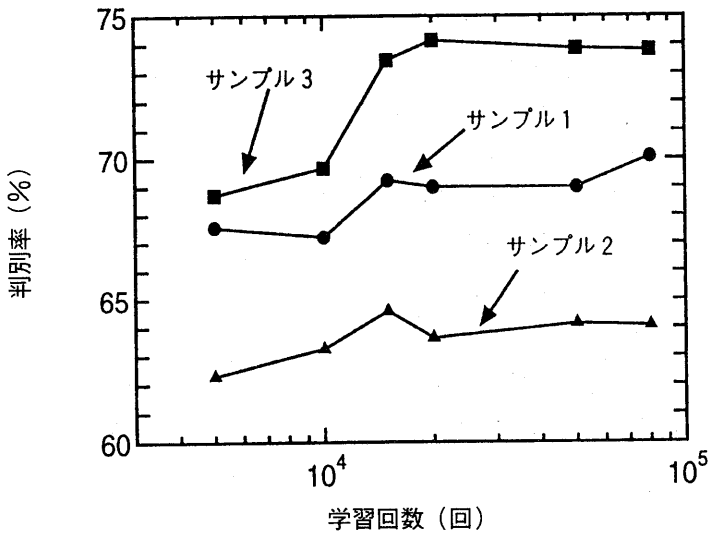


図8 ニューラルネットワークの判別率に及ぼす学習回数の影響

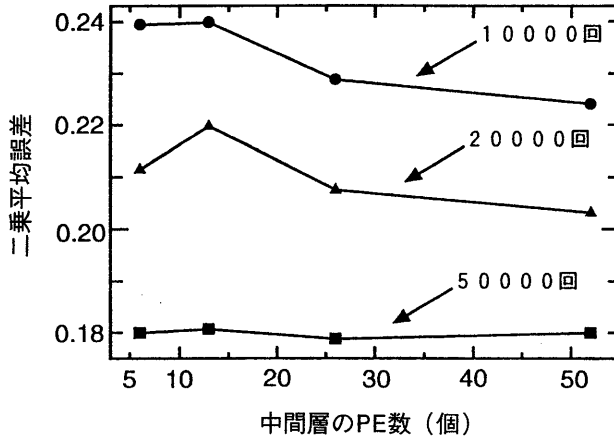


図9 ニューラルネットワークの二乗平均誤差に及ぼす中間層のPE数の影響

は、自由に設定することができる。ここでは、中間層のPE数を変化させた場合の影響について調べた。

図9に中間層のPE数を6から52まで変化させた場合の二乗平均誤差の変化を学習回数を変えて調べたものを示す。この図では、図8でもっとも良好な判別率を示したサンプル3について処理を行った。図から中間層のPE数を変化させた場合、学習回数が少なければ誤差は徐々に小さくなる傾向にあるが、しかし学習回数が50,000回と大きい場合は中間層のPE数の影響はほとんどないことがわかった。

図10にPE数を変化させた場合の判別率の変化を、学習回数を変えて調べたものを示す。この図から、判別率はPE数が多くても少なくても高くはならず、最適なPE数が存在することがわかる。この結果、PE数として入力層と同じ数のPE数を選択した場合がもっとも判別率が高いことがわかった。

### 3 危険度マップ

一連の計算結果をもとに、中間層のPE数26、学習回数15,000回で数組の学習用データを作成し、これをもとに危険度マップの作成を行った。図11に判別率が74%と最も高い値となった落雷の危険度マップを示す。この図から、落雷の危険度は山間部で高くなり、また南九州の危険度が大きくなる傾向があることがわかる。さらに、標高が高くなると、落雷数も大きくなることが分かっており、これはこの結果に一致する。また、南九州の危険度が非常に高く北部九州の危険度が高くなった理由として、九州地域における落雷の多い箇所が、落雷頻度マップより鹿児島市の北部や都城市にあることから、南九州の危険度が高くなったものと考えられる。

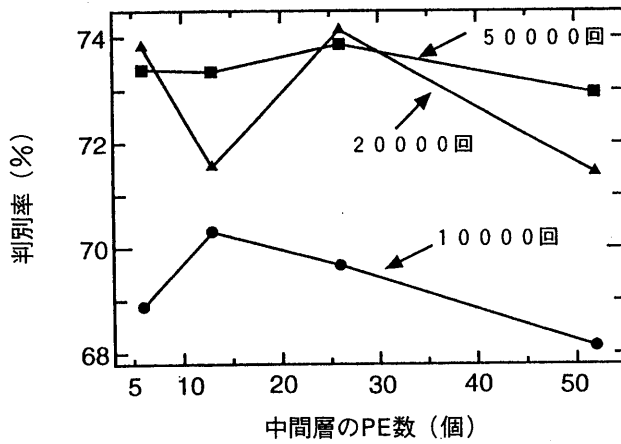


図10 ニューラルネットワークの判別率に及ぼす中間層のPE数の影響

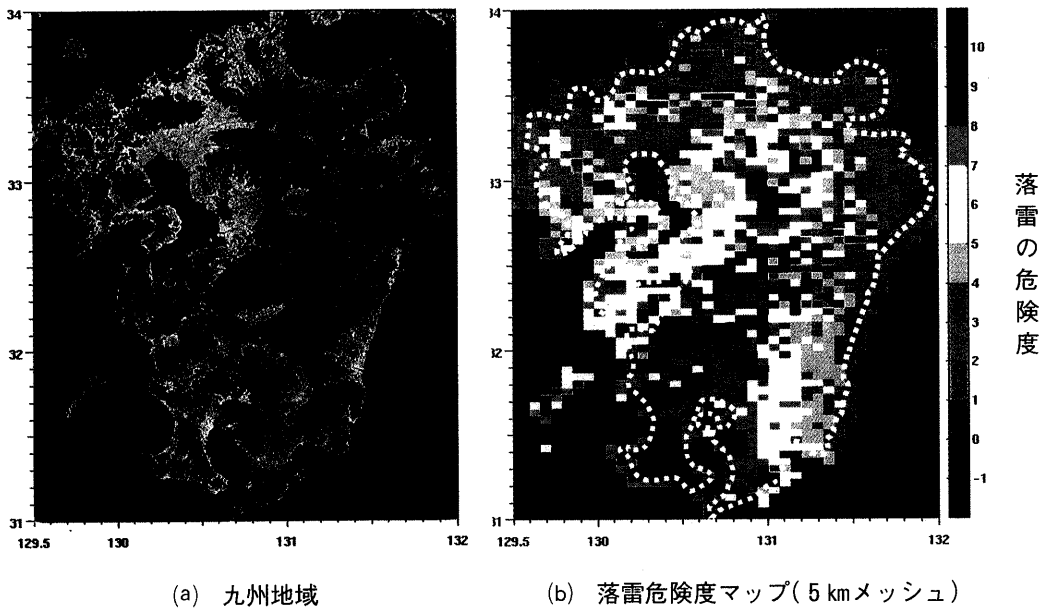


図11 九州地域の地図とニューラルネットワークを用いた落雷危険度マップのシュミレーション結果 (中間層のPE数: 26個、学習回数: 15,000回)

## Ⅷ まとめ

ニューラルネットワークの適用例の1つとして九州地域の落雷の危険度を地形因子から推定することを試みた。用いたニューラルネットワークはバックプロパゲーション学習アルゴリズムを用いた1入力層、1中間層、1出力層の3階層モデルとした。本論文では、このとき得られたニューラルネットワークに見られた特徴および得られた落雷の危険度について考察した。その結果、以下のことがわかった。

- (1) 学習回数を15,000~20,000回にすれば、高い判別率の落雷危険度マップが作成できる。
- (2) 電力会社が過去蓄積した落雷の頻度のデータを適用することで危険度マップを作成することができ、標高や緯度などが落雷の危険度に大きく寄与している。

本研究で使用した地形因子については、これで全てではなく、ほかの因子についても考える必要がある。また、判別率も7割程度を越えるようにネットワークの形態を変化させる必要がある。

## 謝 辞

本研究課題についてご鞭撻を頂いた宮崎大学工学部本田親久教授、大坪昌久助教授に謝意を表す。また、熱心にご協力して頂いた宮崎大学工学部大学院生の濱本貴寿君に深く謝意を表します。なお、本研究で用いた解析ソフト (Neural Ware社製のNeural Works Professional II/PLUS) とコンピュータは、本学の大学共同研究情報機器を利用したことを記す。

最後に、本研究の一部は、文部省科学研究費 (基盤研究 (C)、課題番号: 「10650289」) と宮崎学術振興財団助成金の援助を得たことを記す。

## 参考文献

- 1) 金子正光、辻 利則: ニューラルネットワークによる高調波負荷の構成比推定、宮崎公立大学人文学部紀要、第6巻、1号、pp.219-235(1998)
- 2) 今井兼範: ニューラルネットワークコレクション、共立出版 (株)、1991
- 3) 平野広美: Cでつくるニューラルネットワーク、パーソナルメディア、1997
- 4) 耐雷技術委員会 雷観測分科会: 落雷位置標定システムを用いた落雷頻度マップ作成手法の開発、電力中央研究所報告、T90053、1991
- 5) 青山孝広、黒沢公雄、滝谷克幸: LLPシステムデータを用いた耐雷設計データベースの検討、放電研究会資料、ED-94-102、pp.73-80(1994)

所属・職：

金子正光 (宮崎公立大学・教授)

竹之内 修 (航空大学校・助教授)

辻 利則 (宮崎公立大学・講師)

岸田 広 (株九州電力 宮崎支店 送電課・課長)