

RBF ネットワークを用いた非線形 がけ崩れ発生限界雨量線の設定に関する研究

倉本 和正¹・鉄賀 博己²・東 寛和³・荒川 雅生⁴・中山 弘隆⁵・古川 浩平⁶

¹正会員 工修 山口大学助手 工学部社会建設工学科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

²山口県土木建築部砂防課傾斜地保全係長 (〒753-8501 山口県山口市滝町 1-1)

³正会員 山口大学地域共同開発センター研究補佐員 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

⁴正会員 工博 香川大学助教授 工学部信頼性情報システム工学科 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20)

⁵工博 甲南大学教授 理学部応用数学科 (〒658-8501 兵庫県神戸市東灘区岡本 8-9-1)

⁶正会員 工博 山口大学教授 工学部社会建設工学科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1)

がけ崩れの発生予測において、発生降雨、非発生降雨の境界線である発生限界雨量線は、警戒避難の基準として広く用いられている。しかしながら、それらのほとんどは線形で設定されており、複雑な現象であるがけ崩れの発生予測においては比較的誤判別の頻度が高くなっている。本論文では、これらの問題点を軽減するため、RBF ネットワークを用いて非線形の発生限界雨量線の設定を試みた。また、非線形発生限界雨量線の有効性を検証するために従来の線形発生限界雨量線との精度比較を行った。さらに、非線形発生限界雨量線を用いた効率的な避難勧告の発令時期についても検討を行った。最後に設定した非線形発生限界雨量線の汎化能力を検証するために、未学習データを用いて発生予測を行った。

Key Words: RBF network, slope failure, critical line, heavy rainfall

1.はじめに

宅地造成や急激な都市化に伴い崩壊や土石流の発生危険度の高い危険箇所や危険渓流は年々増加する傾向にある。それらに対しては、従来ハード面での整備が積極的に行われてきたが、近年では危険地予測、危険降雨予測等、警戒避難を視野に入れたソフト面からの防災対策についても重要な課題となっている。このような背景から、土砂災害のソフト対策に関しては様々な方面から研究が行われており、幾つかの有用な知見が得られている^{1),2),3)}。中でも、災害時における発生降雨と非発生降雨の境界として表される発生限界雨量線 (Critical Line : 以下、CL) は最も一般的な予測手法として実務レベルでも広く用いられている。

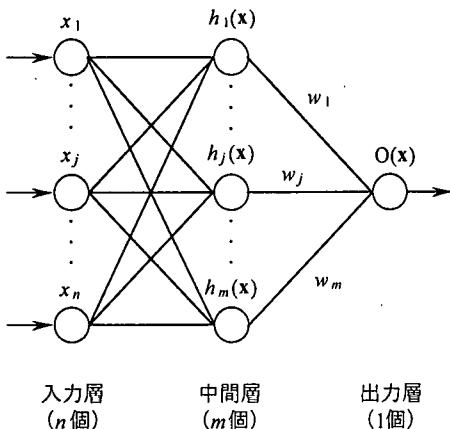
著者らは、これまでに素因(地形)と誘因(降雨)を考慮した斜面毎の CL を提案し、それにより従来の誘因のみによる CL よりも高い的中率になることを示した⁴⁾。しかしながら、実際に避難勧告を発令する場合、現状では住民個々に対して連絡する手段がほとんどないため、行政では時々刻々と変化する降雨の状況に着目し、危険降雨に到達すればその地域全域に避難勧告を発令するという場合がほとんどである。そのような

現状から考えると、降雨要因のみでいかに高精度の CL を確立するかが重要であると言える。

また、降雨要因のみによる従来の CL⁵⁾は、その多くが線形で設定されており、非常に複雑な現象である土砂災害の発生予測において、必ずしも精度の高い予測とならない可能性が考えられる。

それに加えて、従来手法⁶⁾では発生データと非発生データの境界で CL を設定するため、設定に際しては比較的多くの発生データが必要不可欠である。しかしながら、発生データは非発生データに比べ圧倒的にデータが少なく、しかも発生時刻などの不確定要素も多く含んでいることから信頼性に欠ける面も少なくない。したがって、従来手法では、発生数の少ない地域での設定が困難であることに限らず、設定された CL の信頼度も比較的低いものと考えられる。

また、がけ崩れに関する CL では、建設省方式⁶⁾に代表されるように、予測可能ながけ崩れと不可能ながけ崩れにそれぞれ分類し、予測可能ながけ崩れのみを対象に CL の設定を行っているものも少なくない。実際、がけ崩れは土石流とは異なり小規模な降雨において発生することが比較的多いため、すべてを予測することは非常に困難である。したがって、予測可能ながけ崩



れに対して基準を設けることは当然必要になると考えられるが、そうした場合その基準の設定が恣意的になりやすく、それに伴い普遍的なCLの設定が困難となる危険性が懸念される。

これらの問題点を軽減し、従来よりも客観的でより精度の高い予測を行うためには、まず線形にとらわれることなく、過去の降雨の分布特性を考慮し、非線形でCLを表現することが有効であると考えられる。また、その設定に際しては、発生データに依存して危険領域と安全領域を分離するという従来の基本姿勢から脱却し、過去に蓄積された大量の非発生データから安全領域を特定するといった方法を選択することも重要であると考えられる。また、対象とする発生データは予測可能・不可能なだけ崩れに分類せず、すべての発生データを用いて普遍的な非線形CLを設定することが重要である。

以上のこと踏まえて、本論文では下関気象台で観測された過去24年間(1975年～1998年)のアメダスデータを基に、非線形判別に優れたRBFネットワーク(Radial Basis Function Network:以下、RBFN)⁷⁾を用いて、非線形CLの設定を試みた。また、非線形CLの有効性を検証するために従来の線形CLとの精度比較を行った。さらに、非線形CLを用いた効率的な避難勧告の発令時期についても検討を行った。最後に、未学習データである1999年降雨を用いて非線形CLの汎化能力の検証を行った。なお、汎化とは未学習の入力に対しても妥当な値を出力できること⁸⁾と定義する。

2. RBF ネットワークの概要

(1) RBF ネットワークの構成

RBFNは、脳や神経回路網をモデルとした階層構造で、

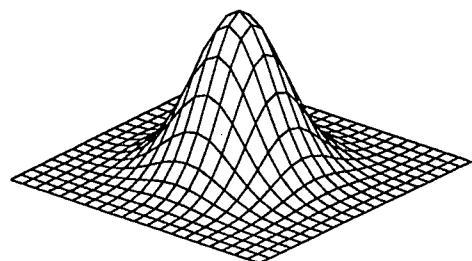


図-2 ガウス関数の形状

図-1に示す通り入力層(素子数n個)、中間層(素子数m個)、出力層(素子数1個)の3層からなっている。各層は入出力を行う素子から構成されており、各層間の素子は結線によって結ばれているが、同じ層内の素子同士は結合されていない。

中間層におけるj番目の素子の出力は主として基底関数の一つである釣鐘状のガウス関数(図-2)を用いる。ガウス関数は式(1)に示す通りであり、基底関数の中心から同心円状にその影響を考慮していくものである。

$$h_j(x) = \exp(-\|x - c_j\|^2 / r^2) \quad (1)$$

ここで、
 $h_j(x)$: 中間層素子からの出力値
 $x(x_1, \dots, x_n)$: 入力層素子からの入力データ
 c_j : 基底関数の中心点
 r : 基底関数の半径

式(1)に示す基底関数は、 r が大きくなるほど広がり、また、その出力値は入力データが基底関数の中心に近い程大きな値となる。なお、 $c_j = c_{j1}, \dots, c_{jn}$ とするとき、式(2)によって楕円形の基底関数とすることもできる。

$$h_j(x) = \exp\left(-\sum_{k=1}^n (x_k - c_{jk})^2 / r_k^2\right) \quad (2)$$

RBFNにおけるデータの流れは入力層から出力層への一方通行であり、入力層からのデータは中間層の出力関数によって処理され、出力層に向けて出力される。その際、中間-出力層間は荷重係数と呼ばれる重み付きの結線により両層間の素子が結合されているため、出力層素子への出力は式(3)に示す通りそれぞれの中間層素子の出力と結合係数(重み)の積の総和として表される。

$$O(x) = \sum_{j=1}^m w_j h_j(x) \quad (3)$$

ここで、
 $O(x)$: 出力層素子の出力値
 w_j : 結合係数

(2) 学習

ニューラルネットワーク (Neural Network : 以下, NN) による関数近似の場合、与えられた入出力のデータセットをいかに正確に再現させ、さらにその近傍で汎化性を持たせるかが問題となる。RBFNにおいても同様に、与えられたデータセットを正確に再現させることが重要であるが、そのためには最適な結合係数を決定する必要がある。RBFNにおいては、その結合係数を決定するプロセスを学習と称することとする。

RBFN の学習においては、 p 個の学習データ $\mathbf{x}_i (i=1, \dots, p)$ と教師データ $y_i (i=1, \dots, p)$ 、ならびに m 個の基底関数を用いて教師値と出力値の差の 2 乗和を考え、それに結合係数 $w_j (j=1, \dots, m)$ (以下、 \mathbf{w}) の抑制項を加えた式(4)が最小となるような \mathbf{w} を求める。

$$E = \sum_{i=1}^p (y_i - O(\mathbf{x}_i))^2 + \sum_{j=1}^m \lambda_j w_j^2 \rightarrow \text{Min} \quad (4)$$

ここで、 λ_j : 結合係数の抑制パラメータ (決定方法は 5. で述べる)

式(4)の右辺を w_j で偏微分し、それぞれの式を =0 として \mathbf{w} について解くと求める \mathbf{w} が得られる。中間層の出力行列 \mathbf{H} と教師データのベクトル \mathbf{y} をそれぞれ式(5)とすると、 \mathbf{w} は式(6)で表せる。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_1(\mathbf{x}_1) & h_2(\mathbf{x}_1) & \cdots & h_m(\mathbf{x}_1) \\ h_1(\mathbf{x}_2) & h_2(\mathbf{x}_2) & \cdots & h_m(\mathbf{x}_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_1(\mathbf{x}_p) & h_2(\mathbf{x}_p) & \cdots & h_m(\mathbf{x}_p) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_p \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{w} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \Lambda)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{y} \quad (6)$$

ただし、 Λ は $\lambda_1, \dots, \lambda_m$ を対角成分とする対角行列である。以上のことから、RBFN における学習は、逆行列 $\mathbf{A}^{-1} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \Lambda)^{-1}$ を求めることと同等であり、さらに出力に対して Λ が一定値であるとすると、出力に無関係に学習でき、式(6)によってそれぞれ出力値に応じて結合係数を決定していくことになる。すなわち、このことは入力関係のみで学習が終了することを意味している。

3. 対象地域および対象データの抽出

(1) 対象地域の設定

本州の最西端に位置し、中国山脈の末端にあたる山口県は、県土の約 9 割が山地と丘陵地で占められていることに加え、風化土が広く分布していることから、地形的にがけ崩れが発生しやすい条件が整っている。

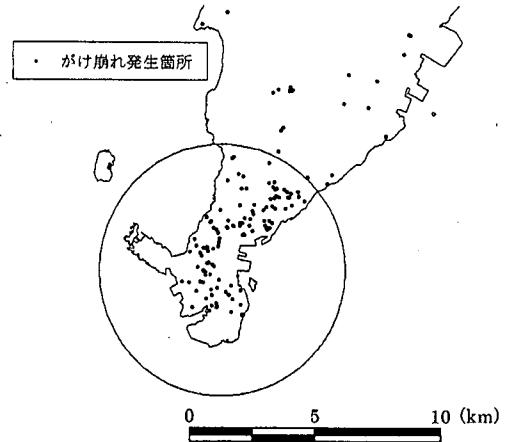


図-3 対象地域および観測エリア

実際、平成 8 年度調査において急傾斜地崩壊危険箇所 (以下、危険箇所) には自然、人工がけあわせて 3,436 箇所が指定されており、その箇所数は全国第 5 位となっている。中でも、下関市は山口県全体の危険箇所の 27% を占めており、全国的に見ても非常にがけ崩れの危険性の高い地域であると言える。特に、古くから海上交通の要所として栄え、現在も市の中心となっていいる下関市南部 (図-3 参照) では急傾斜地が集中しており、常にがけ崩れと背中合わせの生活を営んでいる。

このような背景から、下関市においては斜面の安全確保や斜面環境の保全・創造等に対して積極的な取り組みが行われている。しかしながら、年々増加しつづける危険箇所に対してハード対策の整備状況は十分であるとは言いがたく、豪雨時には各地でがけ崩れ災害が頻発している。したがって、現状ではハード対策の遅れを補う役割として警戒・避難等のソフト対策の充実が必要であり、特に信頼性の高い発生予測技術を開発していくことが重要な課題であると考えられる。そこで、本論文においては、下関市南部を対象に非線形 CL の設定を試みた。

(2) 対象降雨データの抽出

解析に用いる降雨データは、下関市南部のほぼ中心に位置する下関気象台において 1975 年から 1998 年までに観測されたアメダスデータすべて (無降雨も含む) とする。降雨一定とみなす観測エリアについては、図-3 に示す通り、下関気象台を中心とする半径 5km の円内とした。ここで、観測エリアの半径は、これまでに比較的大規模な土石流災害を引き起こした豪雨域の範囲の短い部分 (短径) が 10km 程度以上である⁹ ことや雨量観測所と災害発生地点の距離を検討した結果、概ね数 km から 10km 以上離れると降雨状況がかなり異なる

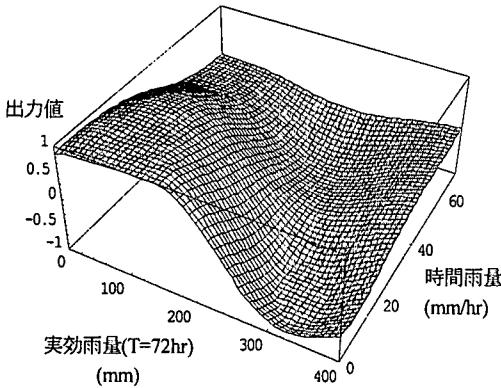


図-4 判別境界面の概念図

るとする報告⁹⁾から5kmが設定の目安とされているため、この数値を用いた。

解析に用いる降雨指標は、通常短期指標、長期指標としているが、ここでは時間雨量、実効雨量（半減期72hr）をそれぞれ短期指標、長期指標として使用した。これらの指標を採用した根拠は、これまで著者らが幾つかの短期、長期指標の組合せを用いて発生・非発生に関する判別分析を行った結果、時間雨量、実効雨量（半減期72hr）が最高の正判別率を示したためである⁴⁾。なお、半減期についても幾つかの半減期を用いて検討した結果、72hrが最適であった。

対象とするがけ崩れは下関市の代表的な地質である火山性岩石（安山岩）に属する斜面で発生したものとした。設定する非線形CLの予測精度については、線形CLとの比較をする必要があるが、これまで著者らが設定した線形CLは火山性岩石（安山岩）のみを対象としている⁴⁾。したがって、それらの点も考慮して火山性岩石（安山岩）のみのデータで非線形CLの設定を試みた。なお、他の地質のデータを入れることに問題はない。

解析に用いるデータのうち、発生データは過去の研究^{4), 6)}を参考に、がけ崩れの発生推定時刻から3時間以内の最大時間雨量およびその時刻における実効雨量（半減期72hr）とした。ただし、発生推定時刻から3時間以内の時間雨量がすべて0mm/hrの場合は発生推定時刻の時間雨量と実効雨量を用いた。この時間雨量および実効雨量は、以後発生降雨要因と呼ぶ。

がけ崩れの発生は発生推定時刻付近の発生降雨要因の影響だけではなく、それ以前の降雨が大きく影響していると考えられるため、ここでは発生推定時刻が含まれている一連降雨（降雨の前後に24hr以上の無降雨があるもの）¹⁰⁾を崩壊誘因と考えた。したがって、非発生データは、その一連降雨以外のすべての降雨要因（時間雨量およびその時刻の実効雨量（半減期72hr））

とした。この時間雨量および実効雨量を非発生降雨要因と呼ぶこととした。なお、欠測により実効雨量の算出が不可能なものについては非発生降雨要因から除外した。

4. RBF ネットワークの非線形 CL への応用

従来の研究¹¹⁾では、長期指標、短期指標をそれぞれXおよびY軸とするグラフ上に過去の発生・非発生降雨要因をプロットし、それらの境界線を設定することでCLとしている。このCLについては技術者の経験的な判断により主観的に設定されたもの¹¹⁾や重判別分析を用いて客観的に設定されたもの¹²⁾など様々であるが、各手法に共通するのは設定されたCLが線形という点やその設定に多くの発生データを必要としている点である。また、がけ崩れについて言及すれば、予め予測可能、不可能ながけ崩れの分類を行った上で、CLを設定していることである。しかしながら、これらの共通項目は必ずしも予測精度の向上などに寄与しているとは言いがたく、むしろ改善すべき点であると考えられる。したがって、上記の問題点を解消し、これまで以上に予測精度の高い非線形CLを容易に、しかも客観的に設定できる手法を検討した結果、RBFNが最適であると判断した。非線形CLの設定に対して、RBFNが有効であるとした主な理由は以下の通りである。

1. RBFNは判別境界面の構築に優れた手法である。したがって、RBFNを用いて崩壊現象に対する再現性が高い判別境界面を構築できれば、非線形CLはその等高線を利用するだけで比較的容易に設定できる（図-4参照：本論文では発生データ、非発生データの教師値をそれぞれ-1, 1として学習させている）。
2. 中間層の出力関数にガウス関数を用いているため、データが存在しない範囲では出力値は0となる。すなわち、非発生データが大臣にある領域では出力値が1付近となるが、非発生データが少ない領域では出力値が低下する。したがって、出力値が1付近以外を危険領域とみなせば発生データを必ずしも必要とせず、非発生データのみでも非線形CLが設定できる。勿論、発生データがあれば精度向上に繋がる。
3. 大量に非発生データが存在する領域に少数の発生データが存在している場合の判別境界面は、式(4)に示すEを最小化するため、発生データの影響をほとんど受けず、大量にある非発生データの影響により構築される。したがって、RBFNを用いて解析を行う場合、予めがけ崩れを予測可能、不可能に分類する必要がなく、すべての発生データを用いた場合であつ

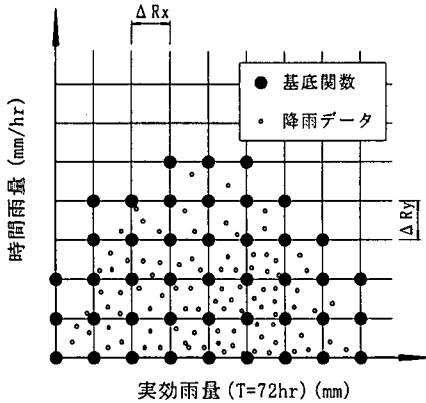


図-5 格子及び基底関数の設定

ても再現性の高い普遍的な判別境界面の設定が可能である。

なお、非線形分類においては NN が代表的な手法として用いられているが、本論文において RBFN を採用した理由は以下に示す通りである。

1. RBFNにおいては結合係数の決定を逆行列の計算のみで行えるため計算時間が非常に短縮できる。
2. NNにおいては入出力関係がブラックボックスであるのに対し、RBFNでは各データセットに対して基底関数を設定するため入出力関係が比較的わかりやすい。
3. 判別境界面の設定では、NNにおいても発生・非発生データが必要不可欠であるが、RBFNでは非発生データのみでも設定が可能である（発生データがあればさらに精度向上が期待できる）。

また、本論文で構築する判別境界面は、学習に用いるすべてのデータを完全に再現する必要はなく、崩壊現象に対して高い汎化能力を有することが重要である。この点においても最適な r や λ を与えることで、一般的に汎化能力が低下するとされる過学習¹³⁾を避け、汎化能力の高い判別境界面を構築することが可能である。このようなことから、非線形 CL の設定に際しては RBFN が有効な手法であると判断し、解析に用いることとした。

5. 非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定

(1) システムの構築

RBFNにおいては、基本的に各データセットに対して基底関数を設定し、それらの重ね合せによって判別境界面を構築する。しかしながら、本論文のように膨大なデータ量を取り扱う場合、すべてのデータセットに基底関数を割り当てる完全学習が望める反面、行列

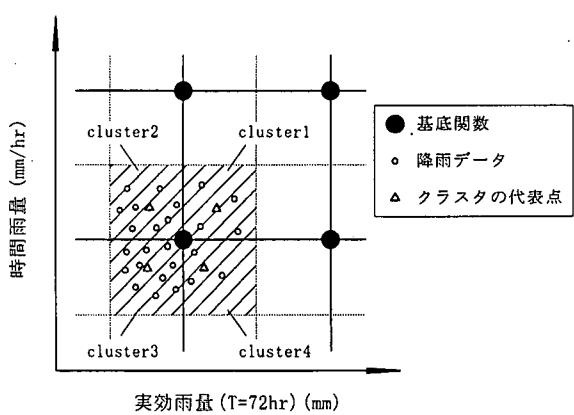


図-6 クラスタリングの概念図

サイズが大きくなり計算が困難になる。しかも、データの分布に偏りが生じることで、汎化能力の低い判別境界面が構築される危険性も考えられる。したがって、RBFNにおいて効率的で、かつ汎化能力の高い判別境界面を構築するためには、できる限り基底関数の軽減を図ることやデータの頻度を均等にすることが重要であると考えられる。そこで、本論文においては、図-5に示す通り、降雨データの存在する範囲内に X 軸、Y 軸それぞれ一定間隔 (ΔR_x , ΔR_y) の格子を設定し、設定した格子の中にデータが存在する場合に限り、その格子点上 (4箇所) に基底関数を設定することとした。また、図-6の斜線で示す 4 領域 (cluster1～cluster4) のデータについてはそれぞれ重心法を用いたクラスタリングを行い、各クラスタの代表点を設定した。さらに、基底関数は、その周辺に含まれるデータ数の違いによって信頼度が異なるが、それについては基底関数を中心とする 4 個のクラスタに含まれる全データ数に応じて λ を変化させ、信頼度をシステムに反映させる。データ数に伴う λ は式(7)によって与えることとした。

$$\lambda = \lambda_{\min} + \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{1 + count} \quad (7)$$

ここで、 λ_{\max} : λ の最大値

λ_{\min} : λ の最小値

count : cluster1～cluster4 に含まれるデータ数

式(7)の λ_{\max} , λ_{\min} の値は $\lambda_{\max} \geq \lambda_{\min}$ の関係を満足する範囲内であれば任意に設定することができる。その最適値については 5. (2) b) で詳しく述べる。

以上のことを取り入れることにより、本論文で用いる RBFN は、基底関数の数を効率的に減少させ、データの頻度も均等にすることが可能である。これにより、過去 24 年間にわたって観測された約 20 万個にも及ぶ

表-1 検討ケース一覧表

		b									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
a	10	10-1	10-2	10-3	10-4	10-5	10-6	10-7	10-8	10-9	10-10
	20	20-1	20-2	20-3	20-4	20-5	20-6	20-7	20-8	20-9	20-10
	30	30-1	30-2	30-3	30-4	30-5	30-6	30-7	30-8	30-9	30-10
	40	40-1	40-2	40-3	40-4	40-5	40-6	40-7	40-8	40-9	40-10
	50	50-1	50-2	50-3	50-4	50-5	50-6	50-7	50-8	50-9	50-10
	60	60-1	60-2	60-3	60-4	60-5	60-6	60-7	60-8	60-9	60-10

$$a = (R_{x,y} \max / \Delta R_{x,y}), b = (r_{x,y} / \Delta R_{x,y})$$

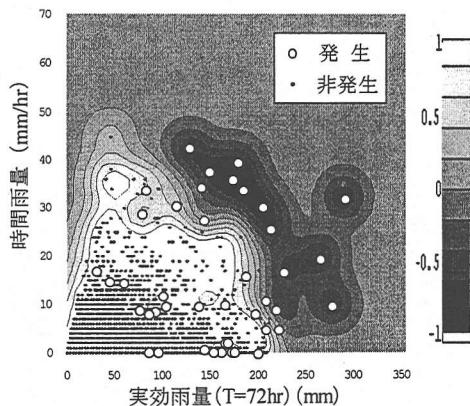


図-7(a) 判別境界面 (caseR-60-4)

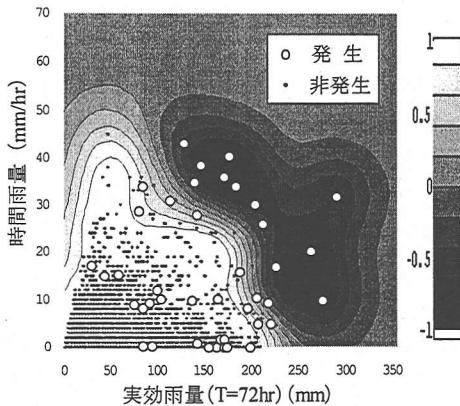


図-7(b) 判別境界面 (caseR-60-7)

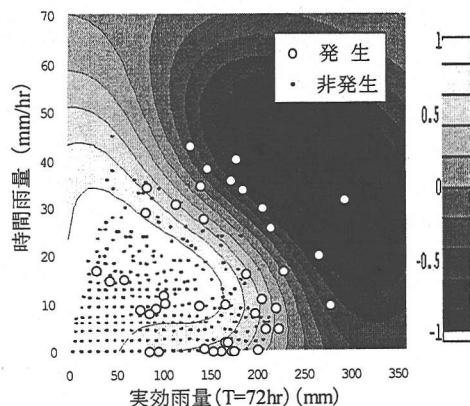


図-8(a) 判別境界面 (caseR-20-7)

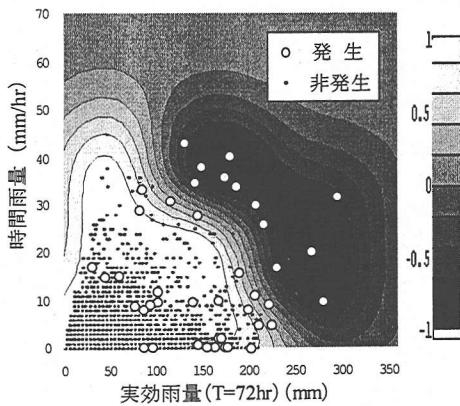


図-8(b) 判別境界面 (caseR-40-7)

大量の降雨データを一度に、しかも非常に短時間で解析することができる。また、基底関数の信頼度をシステムに反映させることで、より客観的に降雨による危険度を表現することも可能である。したがって、本論文では構築したシステムを用いて再現性の高い判別境界面の構築を試みる。

(2) 各種パラメータの設定

a) 格子間隔 ΔR_x , ΔR_y および半径 r の検討

RBFNにおいて、より再現性の高い判別境界面の構築を試みる場合、決定しなければならない幾つかの重要なパラメータが存在する。しかしながら、これらのパラメータについては論理的な決定方法がなく、試行錯誤で行うことが必要となるため、それらの設定について検討を行うこととする。まず、本節では基底関数の

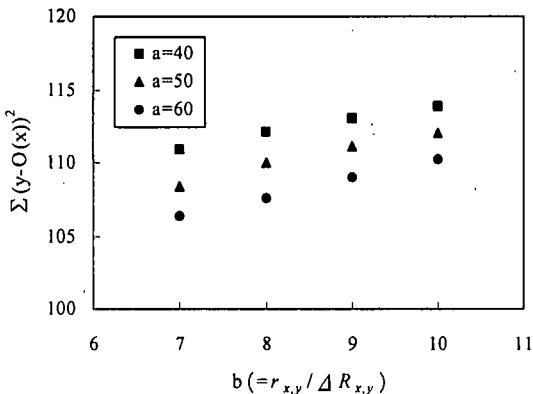


図-9 2乗誤差による検討結果

設定の際、必要となる格子間隔 ΔR_x , ΔR_y と半径 r について検討を行った。ここで、 ΔR_x , ΔR_y は各降雨指標のオーダーが異なることから同等とせず、それに伴い基底関数も同心円状ではなく半径を r_x , r_y とする楕円形状を用いることとした。

ΔR_x , ΔR_y および r_x , r_y の設定についてはいずれかのパラメータを固定し、もう一方を変化させながら、理想的な判別境界面が構築できる条件を探索する。検討ケースを表-1に示す。ここで、 ΔR_x , ΔR_y は各降雨指標の原点から上限値 ($R_{x,y \max}$, $R_{y \max}$) までがそれぞれ a 等分となるように、また、 r_x , r_y は ΔR_x , ΔR_y に対してそれぞれ b 倍となるように設定した ($a = R_{x,y \max} / \Delta R_{x,y}$, $b = r_{x,y} / \Delta R_{x,y}$)。また、検討ケースは表中の a , b の数値を用いて caseR- a - b で表すこととした。なお、各雨量指標における上限値は対象期間における既往最大値に基底関数の広がりを考慮し、時間雨量 70mm/hr, 実効雨量 350mmとした。

式(7)に示す λ_{\max} , λ_{\min} については次節で詳細に検討を行うが、ここでは非発生降雨における λ_{\max} , λ_{\min} をそれぞれ 10.0, 1.0 として検討を行う。また、発生降雨の λ_{\max} , λ_{\min} については非発生降雨に比べデータ数が極端に少ないとデータの重要度等を考慮して λ_{\max} , λ_{\min} ともに非発生降雨の λ_{\min} ($=1.0$) とした。なお、RBFNにおける教師値は発生データを -1, 非発生データを 1 として学習を行うこととした。

図-7, 図-8 に解析結果の代表例を示す。図中の○, ● は各クラスタにおける発生降雨、非発生降雨の代表点をそれぞれ示している。図中の白い領域は安全領域を、黒い領域は危険領域を示しており、そのときの出力値はそれぞれ 1, -1 である。また、白から黒い領域に近づくにつれ、出力値が低下しており、危険度が増すことを示している。なお、灰色の領域は対象期間内に降雨を経験していない未学習の領域であり、その出力値は 0 である。

表-2 検討ケース一覧表

		λ_{\min}				
		0.01	0.1	1	10	100
λ_{\max}	1	1-0.01	1-0.1	1-1	—	—
	10	10-0.01	10-0.1	10-1	10-10	—
		100-0.01	100-0.1	100-1	100-10	100-100

図-7 は caseR-60-4, caseR-60-7 における判別境界面をそれぞれ表している。ここでは、 a を固定し、 b を変化させた場合の判別境界面の特徴について検討する。図-7(a)においては安全領域内である時間雨量 10mm/hr, 実効雨量 100mm 付近および時間雨量 10mm/hr, 実効雨量 150mm 付近で発生データの影響により、局的に出力値が低下する傾向が確認できる。また、時間雨量 30mm/hr, 実効雨量 80mm 付近においても発生データの影響を強く受けており、時間雨量 35mm/hr, 実効雨量 50mm 付近の安全領域が危険領域に取り囲まれるような形状となっている。したがって、このケースの判別境界面は再現性の面から問題があると考えられる。これらの傾向は $b=1 \sim 5$ までは顕著に見られたが、 $b=6$ では若干軽減され、さらに図-7(b)に示す $b=7$ 以上では特にそのような傾向は認められなくなっている。以上のことから、 b を大きくするにしたがい基底関数同士の干渉が強くなり、その結果として比較的滑らかでかつ再現性の高い判別境界面を構築することが可能であると考えられる。

一方、図-8 は caseR-20-7, caseR-40-7 の判別境界面をそれぞれ示している。ここでは、 b を固定し、 a を変化させた場合の判別境界面の特徴を検討する。なお、このケースにおける b は上述した結果を考慮し $b=7$ とした。図-8(a)においては、実効雨量が 50mm 以上になると、5mm/hr 程度以下の時間雨量で出力値の低下が見られ、安全領域を危険領域で取り巻くような形状になっている。このように、 a が小さくなりすぎると基底関数の数が減少するため、計算速度等の面からは有効であるものの、判別境界面は必要以上に滑らかな形状となり、データの分布を再現しにくいことがわかる。これらの傾向は $a=30$ においても若干見られるが、図-8(b)に示す $a=40$ 以上ではあまり確認できず、データの分布を比較的忠実に再現する傾向が強くなっている。これらの結果から、 a は 40 以上とすることで再現性の高い判別境界面を構築することが可能であると考えられる。

以上の解析結果を総合すると、 $a=40$ 以上、 $b=7$ 以上とすることで比較的再現性の高い判別境界面の構築が可能であると考えられるが、それぞれのパラメータを必要以上に大きくすることは基底関数の増加や汎化能

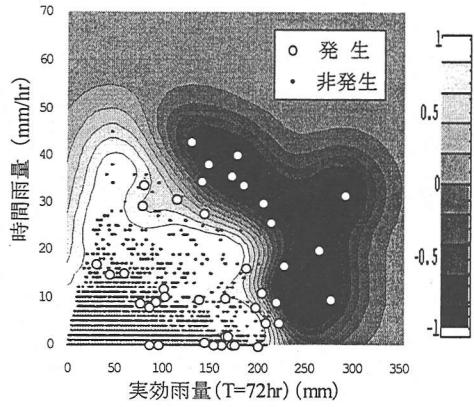


図-10(a) 判別境界面 (case $\lambda=10-0.01$)

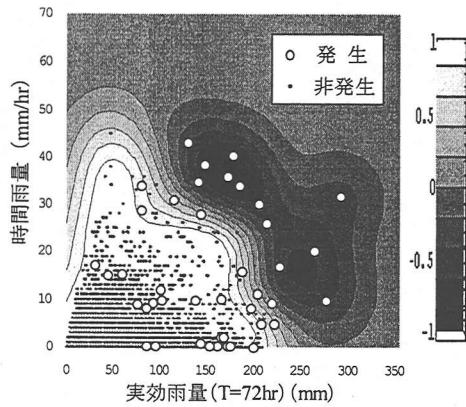


図-10(b) 判別境界面 (case $\lambda=10-10$)

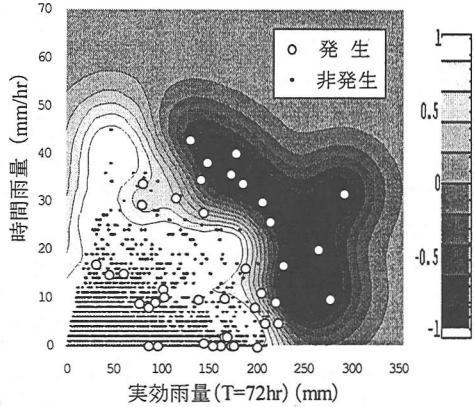


図-11(a) 判別境界面 (case $\lambda=1-0.1$)

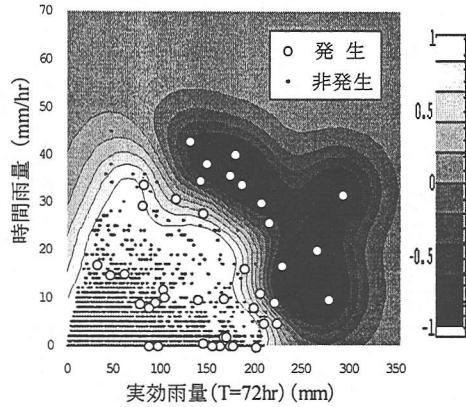


図-11(b) 判別境界面 (case $\lambda=100-0.1$)

力の低下に繋がることが懸念される。したがって、a, b の最適値をそれぞれ決定することが必要であると考え、上述の基準を満足するケースについて 2 乗誤差の検討を行った。図-9 に検討結果を示す。図より、a が大きく、b が小さいほど、2 乗誤差は小さくなる傾向が強いことがわかる。この結果からすると、2 乗誤差が最小となっているのは図-7(b)に示す caseR-60-7 である。したがって、ここでは a=60, b=7 が再現性の高い判別境界面の構築と 2 乗誤差最小の条件を同時に満足し得るパラメータとして以後の解析に用いることとする。

b) λ の検討

前節においては非発生降雨の λ_{\max} , λ_{\min} を 10.0, 1.0 として検討を行ったが、ここでは非発生降雨における λ_{\max} , λ_{\min} を変化させた場合の判別境界面の特徴について詳細な検討を行う。なお、発生降雨の λ_{\max} , λ_{\min} についてはデータの重要度等を考慮していくつれも非発生降雨の λ_{\min} として検討を行う。

λ_{\max} , λ_{\min} においても ΔR_{xy} , r_{xy} と同様に理論的な決定方法がないため、試行錯誤的に行う必要がある。したがって、ここでも幾つかの検討ケースを設定し、

その中から最適な λ_{\max} , λ_{\min} を決定することとした。表-2 に検討ケースの一覧表を示す。なお、検討ケースは表中の λ_{\max} , λ_{\min} の値を用いて case $\lambda=\lambda_{\max}-\lambda_{\min}$ で表した。

本論文で得られた解析結果の一例を図-10, 図-11 に示す。図-10 では λ_{\max} を固定し、 λ_{\min} を変化させた場合の判別境界面の特徴を、また図-11 では λ_{\min} を固定し、 λ_{\max} を変化させた場合の判別境界面の特徴についてそれぞれ検討を行った。

図-10(a) は case $\lambda=10-0.01$ における判別境界面を示すが、このケースにおいては時間雨量 10mm/hr, 実効雨量 150mm~180mm 付近で出力値が低下し、安全領域まで入り込むような形状を示している。また、時間雨量 30mm/hr, 実効雨量 80mm 付近においても出力値の低下が大きく、実際の崩壊現象から考えると再現性において問題があると考えられる。一方、図-10(b) に示す case $\lambda=10-10$ の判別境界面をみると、図-10(a) で見られた傾向がほとんど現れておらず、比較的再現性の高い形状を示している。これらは case $\lambda=10-1$ でも同様であったが、case $\lambda=10-0.1$ では逆に図-10(a) で見られた傾向が若干確認された。したがって、 $\lambda_{\max}=10.0$

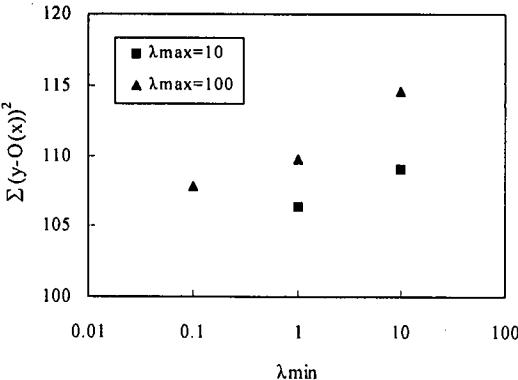


図-12 2乗誤差による検討結果

においては $\lambda_{\min} = 1.0$ 以上が再現性の高い判別境界面を構築するための条件であると考えられる。

図-11(a)はcase $\lambda = 10-0.1$ の判別境界面を示す。このケースにおいては、図-10(a)に示すcase $\lambda = 10-0.01$ と非常に類似した傾向を示しており、再現性の問題があると考えられる。しかし、図-11(b)に示すcase $\lambda = 100-0.1$ においては比較的滑らかで図-10(b)に類似した形状を示す結果となっており、 $\lambda_{\min} = 0.1$ の場合、 λ_{\max} は100.0以上が有効であると考えられる。

以上の結果から、 λ_{\max} 、 λ_{\min} ともに大きくすることで再現性の高い判別境界面を構築することが可能であると考えられる。しかしながら、必要以上にそれらの値を増加させた場合、式(4)に示すEの増大を抑制するためwが小さくなり、結果的に未経験領域が増加する傾向が強まるところから必ずしも有効な結果とならない。また、 λ_{\max} または λ_{\min} のいずれかが小さく設定された場合であっても、もう一方の値がある程度大きく設定されれば比較的再現性の高い判別境界面の構築が可能である。したがって、本論文では解析結果を踏まえて、再現性の高い判別境界面の構築が可能であると考えられる case $\lambda = 10-10$ 、case $\lambda = 10-1$ 、case $\lambda = 100-10$ 、case $\lambda = 100-1$ 、case $\lambda = 100-0.1$ の5ケースについて2乗誤差の検討を行った。図-12に検討結果を示す。図より、2乗誤差は λ_{\max} 、 λ_{\min} がともに小さくなるにつれて減少する傾向があり、対象とした5ケースの中ではcase $\lambda = 10-1$ が最小となっていることがわかる。したがって、ここでは $\lambda_{\max} = 10$ 、 $\lambda_{\min} = 1$ が再現性の高い判別境界面の構築と2乗誤差最小の条件を満足し得るパラメータであると判断した。なお、これまでに得られたパラメータの組合せを本論文における最適なパラメータとし、そのパラメータによって構築される判別境界面を最良の判別境界面とする。

以上、RBFNの最適なパラメータを決定し、最良の判別境界面の設定を試みた。その結果、設定された各パ

表-3 設定したパラメーター一覧表

$a (= R_{x,y} \max / \Delta R_{x,y})$	60
$b (= r_{x,y} / \Delta R_{x,y})$	7
λ_{\max}	10.0
λ_{\min}	1.0

表-4 閾値毎の的中率

△	閾値				
	0	0.2	0.4	0.6	0.8
発生(1) (%)	42/81	44/81	47/81	48/81	56/81
	51.9	54.3	58.0	59.3	69.1
発生(2) (%)	51/81	51/81	60/81	61/81	65/81
	63.0	63.0	74.1	75.3	80.2
非発生 (%)	110/111	108/111	107/111	105/111	95/111
	99.1	97.3	96.4	94.6	85.6

ラメータは表-3に示す通りである。

(3) 非線形CLの設定

前節までにRBFNの最適なパラメータを決定し、最良の判別境界面を構築した。本論文ではその判別境界面を利用して非線形CLの設定を試みる。非線形CLを設定するためには、まず判別境界面に対して出力値の閾値を幾つか与え、その閾値毎に発生、非発生の的中率を検討する。ここで、的中率とは発生データまたは非発生データを正しく判別する割合であり、発生データにおいてはデータの出力値が閾値よりも小さい場合を正判別(的中)、大きい場合を誤判別(見逃し)とする。また、非発生データにおいてはデータの出力値が閾値よりも大きい場合を正判別(的中)、小さい場合を誤判別(空振り)とする。

的中率を検討する際、発生および非発生双方の的中率が高くなるような閾値を選定し、この閾値における判別境界面の等高線を非線形CLとして採用する。本論文においては非発生データから安全領域を特定することを前提としているため、非発生の的中率は高く、発生データの的中率は低くなると考えられる。したがって、閾値の設定については非発生データの的中率をある程度高く保ちながら、発生データの的中率をいかにして向上させるかが重要である。

閾値毎の的中率についての検討結果を表-4に示す。ここで、発生の的中率に関しては対象とした発生降雨要因(42発生降雨要因)において発生したがけ崩れの件数(81件)で評価した。また、発生データについては、発生推定時刻にCLを越えている場合を発生(1)、発生推定時刻以前にCLを越えた場合を発生(2)とした。一方、非発生に対しては非発生の一連降雨¹⁰⁾(時間雨

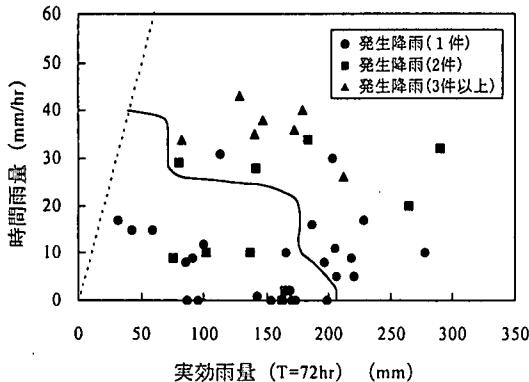


図-13 発生降雨要因の散布図

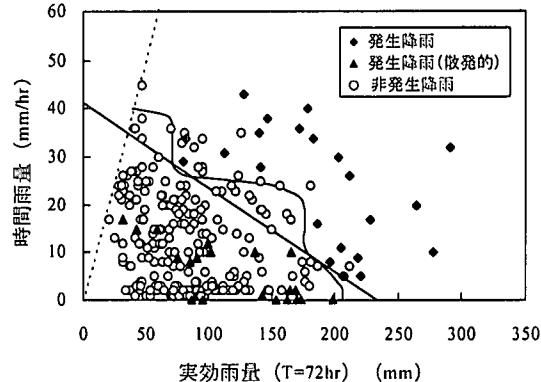


図-14 線形及び非線形 CL の比較

量20mm/hr以上、または累積雨量80mm以上のいづれか、あるいは両方を満たす一連降雨で、発生が報告されていないもの：111降雨）で評価する。これについてはすべての非発生降雨要因を用いると、的中精度を評価するデータ数が非常に多くなり過ぎて、閾値毎の差異が明確に表現できないためである。したがって、ここでは、ある程度大きな降雨を経験した場合の誤判別（空振り）の割合を検討した。また、一連降雨中に複数回CLを越えた場合であっても1度の誤判別（空振り）とみなすこととした。なお、ここで用いていない他の非発生降雨要因はすべて的中している。

解析に用いる閾値は0～0.8までを0.2間隔（5ケース）で設定した。表より、閾値0における発生(1)、発生(2)、非発生データの的中率はそれぞれ51.9%，63.0%，99.1%となっており、発生においては低く、非発生においては非常に高い的中率となっている。発生の的中率については、従来手法で対象外とされるデータを多く含むことが的中率低下の原因であると考えられるが、過去の発生データに対して52%程度、発生(2)であっても63.0%と非常に低い。発生予測において、発生データの的中率があまりに低い場合は予測システムの有効性が認められないことから、本論文では閾値を引き上げることにより発生の的中率を増加させることが必要であると判断した。

次に閾値0.2～0.6を見ると、非発生の的中率は94～97%程度となり、また発生も54%～59%程度（発生(1)）、63%～75%程度（発生(2)）となっている。これらの結果からすると、閾値を0から0.6まで引き上げることによる発生の的中率の増加および非発生の的中率の減少はあまり見られないことがわかる。しかしながら、閾値を0.8とした場合は発生(1)、発生(2)、非発生の的中率がそれぞれ69.1%，80.2%，85.6%となり、閾値0.6に比べ発生、非発生ともに10%程度の変化が見られた。特に、発生(2)では80%以上の的中率

となり、CLに到達した時点で避難を行えば人的被害を免れるケースがかなり増加するものと考えられる。すなわち、0.6～0.8付近においては発生・非発生データが混在する領域であり、閾値はこの範囲内に設定することが望ましいと考えられる。本論文においては、発生、非発生それぞれの的中率をある程度確保するため、若干安全側に非線形CLを設定することとし、閾値は0.8とした。この結果、発生、非発生ともに80%以上の高い的中精度を示す結果となり、設定した非線形CLは警戒・避難基準雨量としては非常に有効であると考えられる。

なお、出力値が0.8を上回る発生データについては設定した非線形CLでの予測は不可能であったが、これらのデータについては非発生データが大量に存在する領域で発生しているため、RBFNを用いた解析により客観的に排除されたものである。

図-13には解析に用いた発生降雨要因の散布図を示す。発生降雨要因はそれぞれの要因が引き起こしがけ崩れの件数毎にプロットしている。図中の曲線は0.8の等高線（本論文で設定した非線形CL）である。なお、図中の破線は時間雨量と実効雨量が等しい場合を示しており、この破線より左側は降雨が存在し得ない領域である。

図より、非線形CLを越えた発生降雨要因、すなわち予測可能なデータは3件以上のがけ崩れを引き起こす場合が多いことがわかる。それに対して、非線形CLに到達していない発生降雨要因、すなわち予測不可能なデータは3件以上のがけ崩れを引き起こす場合がなく、しかも、1件の場合が全体の2/3を占めている。このことから、予測不可能なデータと同程度の降雨が各地で数多くののがけ崩れを引き起こす危険性は低いと推察される。したがって、これらの予測不可能なデータは「散発的に発生するがけ崩れ」として定義しても差し支えないと考えられる。

表-5 線形・非線形CLの非発生の的中率

	非線形CL	線形CL
非発生 (%)	95/111	80/111
	85.6	72.1

以上のことから、本論文ではRBFNにより再現性の高い判別境界面を構築し、その等高線（出力値0.8）を用いることで簡易に、しかも客観的に予測精度の高い非線形CLを設定できることが明らかとなった。しかも、従来手法において恣意的に設定される可能性の高い予測可能、不可能ながけ崩れを客観的に分類することも可能となった。

6. 非線形CLの有効性の検討

(1) 線形CLとの精度比較

本論文では、設定された非線形CLの有効性を検証するために非線形CLと線形CLとの精度比較を行った。線形CLについては重判別分析を用いた著者らの提案手法⁴⁾により設定することとした。ここで、線形CLの設定に用いる発生降雨要因は非線形CLにおいて予測可能な発生降雨要因（22発生降雨要因）とした。なお、設定する線形CLは発生の的中率を100%とした場合、非発生の的中率が最大となるように設定している。得られた線形CLの判別閾値式は式(8)に示す通りである。

$$y = -0.177x + 41.4 \quad (8)$$

ここで、y：短期降雨指標（時間雨量）

x：長期降雨指標（実効雨量（半減期72hr））

式(8)に示す線形CLを用いて、非線形CLとの比較を行うため、設定された非線形および線形CLを図-14に示す。図中の◆は非線形CLにおいて予測可能な発生降雨要因を、○は対象期間内の非発生降雨要因のうち、非発生の一連降雨における時間雨量最大時および実効雨量最大時の非発生降雨要因のみを示している。これについては、非常に多くの非発生降雨要因すべてを図中に表すことが困難なため、時間雨量や実効雨量が大きい非発生降雨要因のみをプロットした。また、▲は前述した「予測ができなかった散発的に発生するがけ崩れ」の発生降雨要因を示している。

図より、発生降雨に着目すると、線形CLでは非線形CLで捕捉可能な発生降雨はすべて捕捉しているものの、「散発的に発生するがけ崩れ」に対してはすべて誤判別（見逃し）となっている。したがって、すべての発

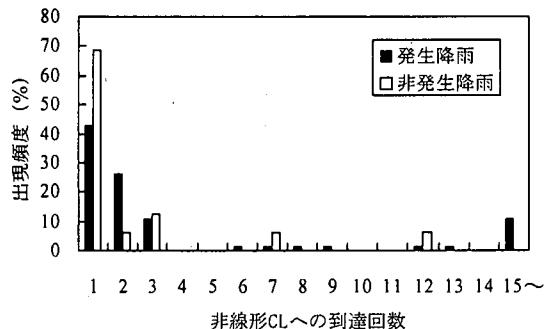


図-15 非線形CLへの到達回数と出現頻度の関係

表-6 到達回数毎の出現頻度

	1回	複数回
発生 (%)	28/65	37/65
	43.1	56.9
非発生 (%)	11/16	5/16
	68.8	31.2

生データに対する的中率は非線形CLと同等となり、非線形CLの有効性については非線形CL、線形CL双方の非発生データの的中率を比較することで検証することができる。図より、非発生降雨に着目すると、線形CLにおいては、非線形CLで捕捉可能な時間雨量20mm/hr、実効雨量150mm付近や時間雨量35mm/hr、実効雨量50mm付近の非発生データが幾つか捕捉できておらず、的中率が低下する傾向にあることがわかる。非線形CLと線形CLの的中率一覧表を表-5に示す。ここで、発生における的中率は非線形、線形CLともに同等であることから非発生のみの結果を示す。なお、非発生のデータ数については非発生の一連降雨（111・降雨）を用いたが、これについてはすべての非発生降雨要因を用いること、非線形、線形CLの精度を評価するデータ数が非常に多くなり過ぎて、非線形、線形CLの差異が明確に表現できないためである。つまり、ここでは、ある程度大きな降雨を経験した場合に、どの程度誤判別（空振り）を軽減できるかを比較した。また、一連降雨中に複数回CLを越えた場合であっても1度の誤判別（空振り）とみなすこととした。なお、ここで用いていない他の非発生降雨要因はすべて的中している。

表より、非線形CL、線形CLの的中率はそれぞれ85.6%、72.1%となっており、非線形CLの的中率は線形CLのそれに比べ、13%以上向上していることがわかる。したがって、発生データの的中率を同等として非線形CLおよび線形CLを比較した場合、非線形CLは線形CLよりも誤判別（空振り）を軽減させることが可能

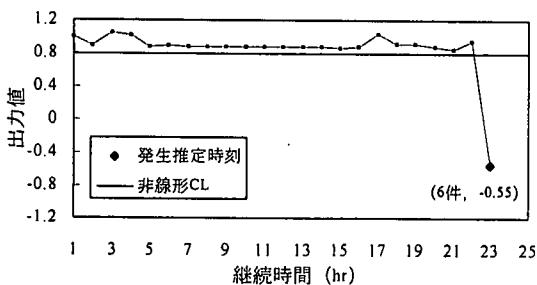


図-16 出力値の推移図（発生降雨：一回到達）

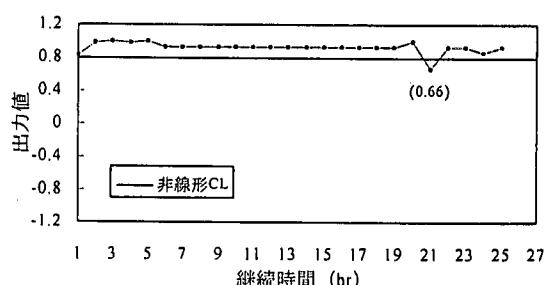


図-17 出力値の推移図（非発生降雨：一回到達）

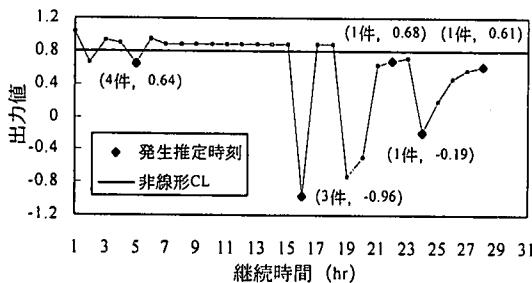


図-18 出力値の推移図（発生降雨：複数回到達）

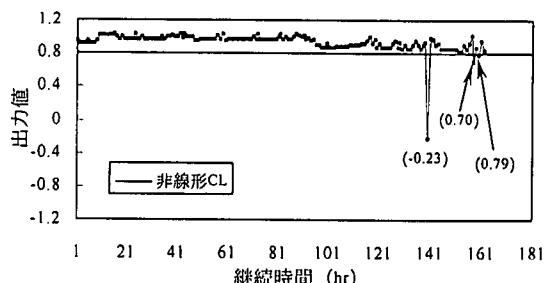


図-19 出力値の推移図（非発生降雨：複数回到達）

であり、本論文で設定した非線形 CL の有効性が確認できた。

なお、図に示す非線形 CL は今後の降雨データの追加・更新より多少の形状変化が考えられる。したがって、ここで示した線形 CL との的中率の差はこれまでの降雨分布に依存した結果であり、将来的に保持されるものではない。ただし、本論文で設定した非線形 CL は過去 24 年間に及ぶ非常に長期間の降雨データ（発生・非発生降雨）すべてを用いて構築された判別境界面であるため、比較的再現性の高い形状を示しているものと推察される。

(2) 警戒避難基準への適用性検討

CL を用いた予測においては、スネーク曲線（1 時間に短期・長期降雨指標を図中にプロットし、それらを結んだ曲線）が一度でも CL に到達したものについてはすべて危険であると判断される。しかしながら、実際には CL に到達した場合であっても非発生であるケースは数多く存在しているため、避難勧告の発令時期については、防災担当者の主観的な判断に委ねられる可能性が高い。したがって、これらの問題点を解消し、誤判別（空振り）を減少させるためには、CL への到達頻度や到達時点での危険度などを詳細に検討し、効果的な避難勧告の発令時期を客観的な方法で明確に示す必要があると考えられる。しかしながら、従来の CL においては発生・非発生の境界線を設定するだけに留まっているため、CL に到達した場合であっても降雨の危

険度を定量的に評価することは困難であった。したがって、危険度の判定についてはスネーク曲線がどの程度 CL を越えるかによって主観的な判断を行う以外の方法はないと考えられる。しかしながら、本論文で設定した非線形 CL は、判別境界面を基本としているため、降雨データにはそれぞれ危険度を表す出力値を与えることが可能である。したがって、その出力値を用いれば上記の問題点を軽減でき、効果的な避難勧告の発令時期を示すことが可能であると考えられる。そこで、本論文では発生降雨・非発生降雨について、それぞれ非線形 CL への到達頻度を検討した上で、降雨の危険度から効果的な避難勧告の発令時期について検討を行う。

本論文においては、まず設定した発生降雨・非発生降雨の非線形 CL への到達頻度について検討を行った。ここで、対象とする発生降雨は、設定した非線形 CL において事前の予測が可能であった 65 件を含む一連降雨（13 降雨）とし、また非発生降雨は非線形 CL において誤判別（空振り）となった一連降雨（16 降雨）とした。図-15 に非線形 CL への到達回数とその到達回数毎の出現頻度の関係を示す。また、表-6 には発生降雨・非発生降雨について、一回および複数回の到達頻度の割合を示している。図および表より、非発生降雨に着目すると、一連降雨において一度だけ非線形 CL に到達しているものが全体の 68.8% を占めており、非発生降雨の多くは非線形 CL に複数回到達していないことがわかる。一方、発生降雨をみると、一回の到達が 43.1% で最頻値を示しているが、非発生降雨とは異なり、複

表-7 出力値の平均値及び範囲

		1回	複数回
発生	平均値	-0.44	0.09
	範囲	-0.85~0.73	-1.09~0.79
非発生	平均値	0.69	0.52
	範囲	0.45~0.77	-0.23~0.79

数回到達している場合の方が多く、全体の 56.9%となっている。したがって、複数回到達している場合には、一回の到達よりもさらに危険度が高くなっていると言える。これについてさらに詳細な検討を行うために、発生降雨、非発生降雨について、それぞれ非線形 CL への到達時点における出力値の比較を行った。

図-16～図-19 には発生降雨、非発生降雨における一連降雨中の出力値の推移図(代表例)をそれぞれ示す。図中の縦軸、横軸にはそれぞれ出力値、降り初めからの継続時間を示している。また、図中に示す 0.8 の直線は非線形 CL に相当している。なお、表-7 には発生降雨、非発生降雨について、一回および複数回到達する場合の到達時点における出力値(平均値および範囲)を示している。

図-16 には発生推定時刻までに一度の到達で発生を引き起こした場合の一例を示す。図中の括弧内は発生推定時刻における発生件数と出力値をそれぞれ表している。図より、出力値は降り初めから 0.8 以上を保ちながら推移しているが、23 時間目になると急激に-0.55 まで低下し、大幅に非線形 CL を越えている。また、その時刻における発生数は観測エリア内で 6 件と多いことから、この降雨は非常に危険性が高いものと考えられる。このケースに代表されるように、一回の到達で発生に至るような場合は、急激な出力低下を生じるもののが非常に多いため、表-7 に示す通り、これらのデータ(28 件)の発生推定時刻における出力値の平均値は -0.44 と非常に低い値となっている。また、これらのデータにおける出力値の範囲は -0.85~0.73 であるが、全体の 82.1% (23 件) は 0 以下となっており、このことからも一回の到達で発生する場合は、かなり危険性の高い降雨を経験しているものと考えられる。したがって、一回の到達であっても、その出力値が 0 以下であれば発生する危険性は非常に高く、避難勧告の発令を行う必要性は高いものと考えられる。

一方、図-17 は、一連降雨中に一度非線形 CL に到達するが非発生であった場合の一例を示している。図中の括弧内は到達時点での出力値を示している。図より、降り初めから 0.8 以上の出力値を示しているが、21 時間目に 0.66 となり、非線形 CL へ到達している。その

後は再び 0.8 以上となり、そのまま降雨停止まで推移している。このケースについては確かに一度非線形 CL へ到達しているが、その出力値は 0.66 であり、前述した平均値 (-0.44) と比較しても非常に高く、出力値が急激に低下するような傾向はみられない。このケースに代表されるように、一回の到達で非発生となる場合は、到達時点での出力値が比較的高く、危険度があまり高くならないものが多くみられた。このことは、表-7 に示す通り、これらのデータ(11 降雨)の到達時点における出力値の平均値が 0.69 と比較的高いことや出力値の範囲が 0.45~0.77 とあまり低い値を記録していないことからも明らかである。したがって、非線形 CL へ一度だけ到達する場合、到達時点での出力値が 0.45 以上であれば発生する危険性は非常に低く、避難勧告を発令する必要性は低いものと考えられる。

図-18 は発生推定時刻までに複数回到達して発生を引き起こした場合の一例を示している。図中の括弧内は発生推定時刻における発生件数と出力値をそれぞれ表している。図より、2 時間目に出力値が 0.66 となり、非線形 CL へ到達しているが、比較的出力値が高いため非発生となっている。しかしながら、5 時間目で再び 0.8 を下回り、到達が 2 回目になると出力値が 0.64 と比較的高いにも拘わらず 4 件ものがけ崩れが発生している。その後は 0.8 以上の出力値で推移するが、16 時間目には急激な出力低下がみられ、ここでも 3 件のがけ崩れが発生している。以後、出力低下に伴い幾つかのがけ崩れが発生していることが確認できる。このケースにおいて特筆すべきは、比較的出力値の高い 5 時間目の到達時点で 4 件ものがけ崩れが発生している点である。非線形 CL に初めて到達した 2 時間目においては、その時点での出力値が 0.66 と比較的高いため、非発生であったことは上述した結果と一致している。しかし、2 時間目とほぼ同等な出力値である 5 時間目においてはがけ崩れが多発する結果となっている。これについては、非線形 CL への到達が二回目以降になると、その時点での出力値が高い場合であっても、一回目の到達時点より発生の危険度が高くなることを示している。このことは、図-15 に示した通り、複数回到達した場合に発生の可能性が高くなっていることからも推察できる。また、表-7 に示す通り、これらのデータ(37 件)が発生推定時刻までに非線形 CL を越えた場合の出力値の平均値を求めるとき、0.09 となっており、一度の到達で発生した場合の平均値 (-0.44) よりもかなり高くなっている。しかも、一度の到達で発生した場合にあまりみられなかった 0 以上の発生は 24 件 (64.9%) もあることが明らかとなった。以上のことから、複数回到達するようなケースにおいてはその出力値にあまり依存しておらず、発生の危険性が高くなると推察さ

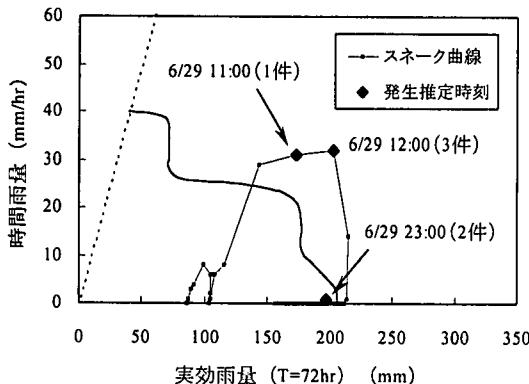


図-20 非線形 CL により発生を捕捉した例

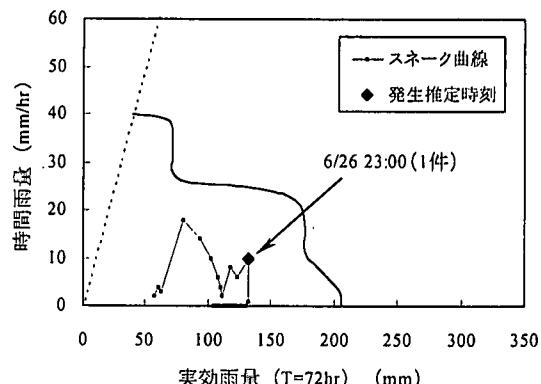


図-21 非線形 CL で発生を見逃した例

れる。したがって、このような場合においても避難勧告を発令する必要性が高いものと考えられる。

また、図-19 には一連降雨中に複数回到達するが非発生であった場合の一例を示している。図より、降り始めから 139 時間まではすべて 0.8 以上の出力値を示しており、140 時間目に -0.23 の非常に低い出力値となるが、発生は確認されていない。また、その 18 時間後、20 時間後においても二回目、三回目の到達が認められるが、いずれも非発生である。したがって、上述した結果からは説明できない現象となっており、現段階では予測が不可能である。しかしながら、このようなケースは誤判別（空振り）であった 16 降雨のうち 5 降雨に過ぎないことを考慮すれば、誤判別（空振り）に対して特に大きな影響を及ぼすものではないと考えられる。したがって、本論文で設定した非線形 CL と判別境界面を組合せ、上述した基準を参考に避難勧告の発令を行えば、誤判別（空振り）をかなり減少させることができると考えられる。

以上のことまとめると、下記に示す知見が得られる。

1. スネーク曲線が発生推定時刻までに一度しか非線形 CL に到達しない場合であっても出力値が 0 以下であれば、発生する可能性は大きいと考えられる。
2. スネーク曲線が非線形 CL に到達した場合であっても、一連降雨中に一回限りで、しかもその時点での出力値が 0.45 以上であれば非発生の可能性が高い。
3. スネーク曲線が複数回非線形 CL に到達した場合は、出力値に拘わらず発生する可能性が高い。

以上の結果から、本論文で設定した非線形 CL は単に CL へ到達するか否かだけを評価する警戒避難基準ではなく、判別境界面とうまく組合せることで従来手法では不可能であった降雨の危険度を定量的に表現し、効

果的な避難勧告の発令時期を明確にすることに有効であると考えられる。

7. 1999 年降雨に対する予測

本論文で設定した非線形 CL については、上述した通り従来手法に比べ非常に有効であることが確認された。しかしながら、予測精度の検証に用いたデータは予め RBFN で学習したものであり、発生、非発生をそれぞれ的中させることは当然の結果と言える。したがって、本論文では、設定された非線形 CL の汎化能力を検証するために、未学習の 1999 年降雨を用いて発生、非発生の的中率を検討した。下関市南部においては 1999 年に 9 件（4 発生降雨）ものがけ崩れが発生しており、その内 6 件は広島災害¹⁴⁾が発生した 6 月 29 日に集中している。ここでは、その 9 件（4 発生降雨）を発生データとして用い、またその発生降雨を除くすべての非発生降雨要因（8,489 非発生降雨要因）を非発生データとして用いた。図-20、図-21 には非線形 CL によって捕捉可能であった場合、捕捉不可能であった場合の一例をそれぞれ示す。図中の細線は降雨の時間変化を表すスネーク曲線を、また線上の◆点は発生推定時刻をそれぞれ示している。なお、図中の破線は時間雨量と実効雨量が等しい場合を示しており、この破線より左側は降雨が存在し得ない領域である。

図-20 は上述した 6 月 29 日の降雨に対する予測結果を示している。図より、スネーク曲線は発生推定時刻以前に非線形 CL を越え、9 時間に渡って危険領域を推移した後、安全領域へと移っている。その間、がけ崩れは 11:00, 12:00（到達から 1~2 時間後）で発生しており、予測が有効であったことがわかる。また、安全領域に移った 23:00 においても 2 件の発生が確認されているが、これについても発生推定時刻以前に非線形

表-8 未学習データの的中率

発生(1) (%)	4/9 44.4
発生(2) (%)	6/9 66.7
非発生 (%)	8,489/8,489 100.00

形 CL を越えていることを考慮すれば予測は有効であると考えられる。

また、この降雨における予測結果から 6. (2) で示した避難勧告の発令時期の妥当性を検討する。スネーク曲線は発生推定時刻以前 (10:00) に非線形 CL に到達しているが、この時点では発生していない。この時点の出力値に着目すると、その出力値は 0.15 であり、一度の到達で発生に至るとした 0 よりも大きい値となっている。つまり、この時点では非線形 CL に到達しているものの発生を引き起こすほど危険な降雨ではなかったと考えられるが、次の時刻 (11:00) 以降においても危険領域でスネーク曲線が推移するような状態が続いたため、11:00 以降はかなり危険となり、がけ崩れが多発したものと推察される。以上のことから、このケースにおいては、6. (2) で述べた結果とほぼ同等の現象を示しており、前述した非線形 CL を用いた効率的な避難勧告の発令時期はほぼ妥当であったと考えられる。

一方、図-21 では非線形 CL に到達することなく発生しており、この程度の降雨で発生するがけ崩れに対しては予測が不可能であった。

以上、未学習データである 1999 年降雨を用いた予測結果をまとめると表-8 の通りとなる。表には、5. (3) で述べた発生(1)、発生(2)、非発生の的中率をそれぞれ示す。表より、発生(1)、発生(2)、非発生の的中率はそれぞれ 44.4%，66.7%，100.0% となっており、発生については高い的中率となっている。しかしながら、図-20 に示す通り一度に複数件発生するような降雨に対しては有効であることが確認された。また、非発生データに対しては完全に捕捉しており、設定した非線形 CL の汎化能力については比較的高いものと推察される。

8. おわりに

本論文では従来から発生予測技術として広く用いられている線形 CL について、その問題点を指摘し、その改善策として RBF ネットワークを用いた非線形 CL の設

定を試みた。また、非線形 CL の有効性を検証するため従来手法を用いた線形 CL との精度比較を行った。さらに、非線形 CL を用いて効率的な避難勧告の発令時期についても検討を行った。最後に、未学習である 1999 年降雨に対する予測を行い、非線形 CL の汎化能力の検討を行った。以下に本論文で得られた主要な結論を示す。

- 1) RBFN において最適なパラメータを設定することで再現性の高い判別境界面の構築が可能である。その際の最適なパラメータはそれぞれ $a (=R_{x,y \max} / \Delta R_{x,y}) = 60$, $b (=r_{x,y} / \Delta R_{x,y}) = 7$, $\lambda_{\max} = 10.0$, $\lambda_{\min} = 1.0$ であった。
- 2) 構築した判別境界面の出力値に閾値を与え、閾値毎に発生、非発生データの的中率を検討した結果、閾値 0.8 において発生(1)、発生(2)、非発生の的中率はそれぞれ 69.1%，80.2%，85.6% となった。
- 3) RBFN により構築した再現性の高い判別境界面の等高線（出力値 0.8）を利用して簡単に、しかも客観的に予測精度の高い非線形 CL を設定できた。
- 4) RBFN においては予測可能・不可能ながけ崩れを分類する必要がなく、すべての発生・非発生降雨データを用いて非線形 CL を設定できた。
- 5) 非線形 CL と線形 CL において的中率の比較を行った結果、非発生データの的中率について非線形 CL が線形 CL を 13% 以上上回り、誤判別（空振り）を軽減することができた。
- 6) 非線形 CL と判別境界面を組合せて用いることで、従来手法では不可能であった降雨の危険度を定量的に表現し、効果的な避難勧告の発令時期を明確にすることができた。
- 7) 非線形 CL を 1999 年降雨に適用し、その汎化能力について検討した結果、小規模な降雨での発生は捕捉できないものの、一つの降雨で複数発生するようなデータや非発生データはかなりの精度で捕捉できる結果となった。また、非線形 CL を用いた避難勧告の発令時期についてもその妥当性が確認された。

最後に、本論文ではこれまでに度重なるがけ崩れ災害に見舞われた下関市南部を対象として非線形 CL の設定を行ったが、RBFN では特に多くの発生データを必要とせず、発生データの少ない地域においても解析を行いうことが可能である。したがって、その他の地域においても非線形 CL の設定を試み、今後地域特性を考慮した警戒避難基準雨量を設定していくことが重要である。また、本論文は下関市南部の代表的な地質である火山性岩石（安山岩）に限定して検討を行っているため、異なる地質に対しても有効か否かは不明である。したがって、今後は異なる地質に対しても検討を行い、本手法の適用可能性を検討した上で、より汎化能力の

高い非線形 CL を構築することが重要である。また、設定した降雨要因による非線形 CL では個別の斜面に対して有効な予測とならない可能性も考えられるため、構築したシステムに斜面要因を取り入れた斜面毎の非線形 CL を設定することも必要である。さらに、RBFN の特徴である追加学習・忘却機能を利用し、システムの更新を行うことで対策工の整備状況など、最新情報を反映させた非線形 CL の設定が可能であると考えられる。

謝辞：本論文を行うにあたり、中電技術コンサルタント（株）荒木義則氏、八千代エンジニアリング（株）菊池英明氏から本論文の内容について多くの助言を頂いた。ここに記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 牧原康隆、平沢正信：斜面崩壊危険度予測におけるタンクモデルの精度、気象時報、45巻、pp. 35-70、1993.
- 2) 八木則男、矢田部龍一、榎 明潔：降雨時の斜面崩壊に対する限界降雨量、土木学会論文集、No. 418/III-13, pp. 65-73, 1990.
- 3) 荒木義則、古川浩平、松井範明、大木戸孝也、石川芳治、水山高久：ニューラルネットワークを用いた土石流危険渓流における土砂崩壊のリアルタイム発生予測に関する研究、土木学会論文集、No. 581/VI-37, pp. 107-121, 1997.
- 4) 倉本和正、鉄賀博己、菊池英明、守川 倫、門間敬一、古川浩平：急傾斜地における斜面要因を考慮したがけ崩れ発生限界雨量線の設定手法に関する研究、土木学会論文集、No. 658/VI-48, pp. 207-220, 2000.
- 5) 例えば、藤井恒一朗、久保田哲也、奥村武信：土石流發生警報及び避難指示の的確性向上に関する研究、新砂防, Vol. 47, No. 2, pp. 35-42, 1994.
- 6) 建設省河川局砂防部：総合土砂災害対策検討会における提言および検討結果、pp. 29-35, 1993.
- 7) Orr, M. J. L. : Introduction to radial basis function networks. Technical report, Institute for Adaptive and Neural Computation, Division of Informatics, Edinburgh University, 1996.
- 8) 矢川元基：ニューラルネットワーク、培風館、pp. 132-133, 1992.
- 9) 例えば、建設省土木研究所砂防部砂防研究室：土石流の警戒・避難基準雨量の設定に関する研究、土木研究所資料、pp. 9-11, 1985.
- 10) 三井宏人：がけ崩れに関する降雨指標、新砂防, Vol. 102, No. 1, pp. 1-12, 1977.
- 11) 総合土石流対策等技術検討会：土石流災害に関する警報の発令と避難の指示のための降雨量設定指針(案), 1984.
- 12) 荒木義則、古川浩平、松永悟、小笠原寅人、石川芳治、水山高久：土石流危険渓流における地形特性を考慮した土砂崩壊の発生限界線の設定に関する研究、土木学会論文集、No. 574/VI-36, pp. 33-47, 1997.
- 13) 市川 紘：階層型ニューラルネットワーク 非線形問題解析への応用、pp. 55-56, 1993.
- 14) 広島県土木建築事務所：平成 11 年 6 月末 梅雨前線豪雨災害 6.29 土砂災害（速報版）、1999.

(2000. 4. 19 受付)

A STUDY ON A METHOD FOR DETERMINING NON-LINEAR CRITICAL LINE OF SLOPE FAILURES DURING HEAVY RAINFALL BASED ON RBF NETWORK

Kazumasa KURAMOTO, Hiromi TETSUGA, Norikazu HIGASHI,
Masao ARAKAWA, Hirotaka NAKAYAMA and Kohei FURUKAWA

Research on forecasting of slope failures has been carried out in various fields. A critical line is the boundary that considers rainfall either as safe or dangerous and it is generally used as a criterion for populace evacuation. However, the conventional forecasting is not accurate because most forecasts are based on linear critical line. In this research, the methodology to determine non-linear critical line by using Radial Basis Function Network (RBF Network) is proposed. Forecasting results using linear and non-linear critical lines are compared. Furthermore, criteria to determine warnings for evacuation are discussed. Finally, the proposed forecasting that used unexamined data is carried out to reaffirm the forecasting by non-linear critical line.