

斜面要因を考慮した斜面毎の非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定方法とその崩壊予測精度

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

¹正会員 工博 中電技術コンサルタント株式会社 河川部 (〒734-8510 広島県南区出汐 2 丁目 3-30)

²工修 国土交通省 中国地方整備局福山工事事務所 (研究当時 山口大学大学院理工学研究科)
(〒720-0031 広島県福山市三吉町 4-4-13)

³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)

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 理工学部情報システム工学科 (〒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手法として提案されている発生限界雨量線は、従来から降雨要因のみで設定されており、斜面毎に異なる崩壊危険度は考慮されていない。しかも、そのほとんどは非常に複雑な自然現象を線形で表現していることから、精度の高い予測を行うことは困難である。そこで、本論文ではこれらの問題を同時に解消するために、RBF ネットワークを用いて個別斜面毎の非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定を試みた。また、提案した個別斜面毎の非線形がけ崩れ発生限界雨量線の予測精度を検証するために、著者らがこれまでに提案した 2 つの発生限界雨量線との精度比較を行い、提案した発生限界雨量線の有効性を確認した。

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

1. はじめに

梅雨や台風時期などの集中豪雨によって発生するがけ崩れに対しては、従来からハード、ソフト両面からの整備が必要とされており、これまでに幾つもの施策が行われてきた¹⁾。しかしながら、ハード対策による整備率はわずか 24%程度²⁾と低く、がけ崩れの発生を抑制する防止施設の整備が十分であるとは言いがたい。一方、ソフト対策については、従来からポスターの掲示や土砂災害防止に関する講演会の開催などの広報活動により危険箇所や避難場所・避難経路などの周知徹底が行われているが、人命が失われる甚大な被害は毎年のように発生しており、現状ではそれらが有効に機能しているとは言いがたい。そのような状況の中で、平成 11 年 6 月 29 日には、広島市西部や呉市を中心とした集中豪雨によって各地でがけ崩れや土石流などの土砂災害が頻発し、32 名もの尊い人命が失われるという未曾有の大惨事となった³⁾。

このような現状に鑑み、国土交通省ではハード対策とともに、ソフト対策をより強力に推進していくため

に、ソフト対策に関する新たな法制度である「土砂災害防止法（土砂災害警戒区域における土砂災害防止対策の推進に関する法律）」⁴⁾を制定し、平成 13 年度から施行している。

このように、ソフト対策の重要性が高まる中で、それらを充実させ、危険箇所周辺に居住する住民の生命や身体を保護するためには、日頃から災害時の避難に関する情報を周知徹底しておくことが重要であるが、それらを有効なものとするためには避難時期の目安となる警戒避難基準雨量を明確にしておくことが必要であると考えられる。

避難時期の目安となる警戒避難基準雨量には、従来から発生限界雨量線 (Critical Line : 以下、CL) が実務レベルでも広く用いられており、これまでに幾つかの設定手法が提案されている^{5), 6)}。しかしながら、従来手法では、CL を降雨要因のみで設定しており、斜面毎に異なる崩壊危険度を考慮していないため、崩壊危険度の異なる斜面であっても、降雨に対してはすべて同一の危険性を有することとなっている。

また、従来の CL のほとんどは簡易な線形で設定され

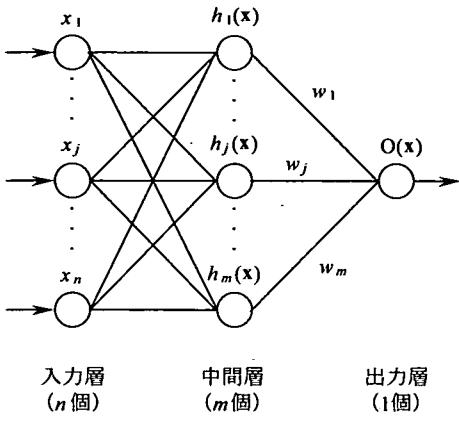


図-1 RBF ネットワークの構造

ているが、様々な要因が複雑に絡み合って発生するがけ崩れに対しては、必ずしも高い予測精度となっていない。しかも、その設定に際しては、発生データに基づいて危険領域を特定することが前提になっているため、発生時刻など不確定要素が多く含まれる発生データに依存した CL となる可能性が高い。

そのような背景から、著者らはこれまでに従来手法の問題点を軽減するために、2つのCLの設定手法を提案してきた^{7,8)}。しかしながら、これらの提案手法は、従来手法の問題点をそれぞれの手法で個別に対応したに過ぎず、それらの問題点に対して同時に対応できるようなものではない。

そこで、本論文ではそれらの問題点を同時に解消することを目的に、RBF ネットワーク (Radial Basis Function Network : 以下、RBFN)⁹⁾を用いた個別斜面毎の非線形がけ崩れ CL の設定を試みた。また、本論文で設定した個別斜面毎の非線形がけ崩れ CL (以下、個別非線形 CL) の有効性を検証するために、著者らがこれまでに設定した 2 つの CL と個別非線形 CL の予測精度について比較検討を行った。

2. 解析手法および対象データの概要

(1) RBF ネットワークの概要

個別非線形 CL は、著者らの研究⁸⁾を参考に、非線形判別に優れた RBFN を利用して設定する。ここでは、まず RBFN の概要について簡単に述べる。

RBFN の構造は、図-1 に示すように、入力層(素子数 *n* 個)、中間層(素子数 *m* 個)、出力層(素子数 1 個)からなる階層構造となっており、*j* 番目の中間素子の出力関数として式(1)に示すガウス関数を用いる。

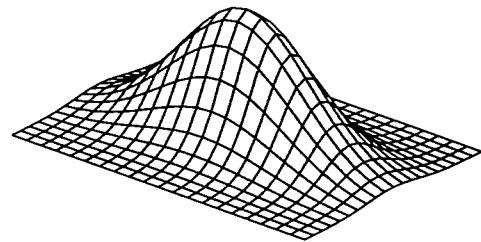


図-2 ガウス関数の形状

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

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

なお、この基底関数は $c_j = (c_{j1}, \dots, c_{jn})$ とするとき、式(2)によって橿円形状とすることもできる(図-2 参照)。

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

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(以下、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 ：重み

RBFN の学習は、*p* 個の学習データ $x_i (i=1, \dots, p)$ 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 2 乗和を考え、それに重みの抑制項を加えた式(4)が最小となるような w_j を求めることである。

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

ここで、 λ_j ：重みの抑制パラメータ

(2) 対象地域の設定

本州の最西端に位置する山口県は、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

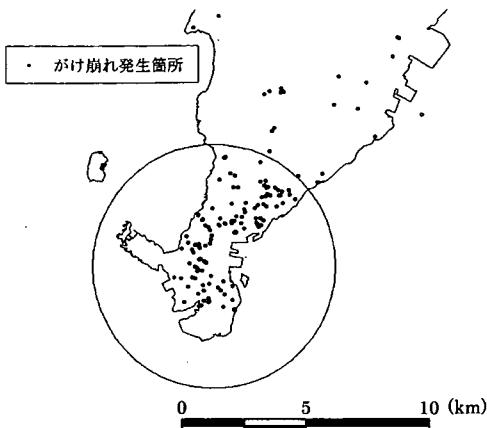


図-3 対象地域および観測エリア

広く分布していることから、豪雨時には各地でがけ崩れが頻発している。中でも、下関市は山口県全体の急傾斜地崩壊危険箇所の約3割となる922箇所を占めており、全国的に見ても極めて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る下関市南部（図-3参照）では急傾斜地が集中しており、多くの住民が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、下関市においては積極的にハード対策が施されているが、現在でも豪雨時には各地でがけ崩れが発生しており、いまだその整備状況が十分であるとは言いがたい。したがって、この地域ではハード対策とともに警戒避難体制の整備等のソフト対策を充実させることが緊急の課題であると考えられる。そこで、本論文では下関市南部を対象として個別非線形CLの設定を試みることとした。

(3) 対象データ

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（無降雨を含むすべての時間雨量）とする。降雨一定と見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、降雨一定と見なす観測エリアは、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（降雨一定とみなされる豪雨域を楕円とした場合の短径）が10km程度以上であること、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以上離れるとき降雨状況がかなり異なることなどの報告から、半径5kmが設定の目安¹⁰⁾とされている。したがって、本論文においても、降雨一定と見なすことができる降雨エリア半

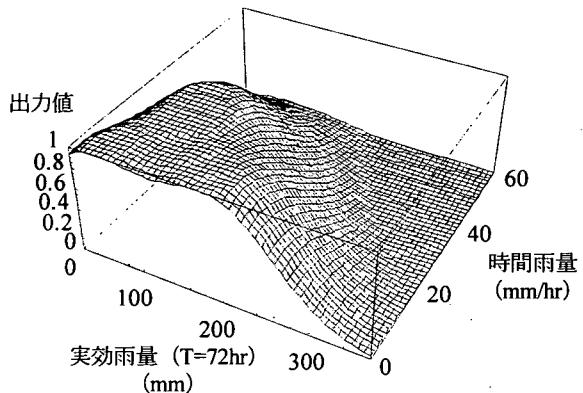


図-4 判別境界面の代表例

径は5kmとした。

CLで用いられる降雨指標は、通常短期指標、長期指標であるが、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、長期指標として採用した。これらは、これまでに著者らが設定した2つのCLに対して有効であった降雨指標の組合せである^{7),8)}。また、これまでに設定したCLと同様な降雨指標を用いることにより、本論文で設定する個別非線形CLとこれまでのCLとの比較を容易に行うことができると考えられる。

解析に用いる降雨データのうち、発生降雨データは過去の研究^{5),7)}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。また、発生降雨要因を含む一連降雨（降雨の前後に24hr以上の無降雨があるもの）¹¹⁾は発生の一連降雨と定義した。

非発生降雨データは、発生の一連降雨を除くすべての降雨要因（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は非発生降雨要因と定義した。また、時間雨量20mm/hr以上、または累積雨量80mm以上のいずれか、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を非発生の一連降雨¹¹⁾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。

対象とする斜面は、対象地域内で危険箇所に指定された自然斜面（239斜面）とし、その中から発生斜面、非発生斜面をそれぞれ特定する。

発生斜面は対象期間内（1975年～1998年）にがけ崩れの発生が確認されている斜面（59斜面）とし、一方

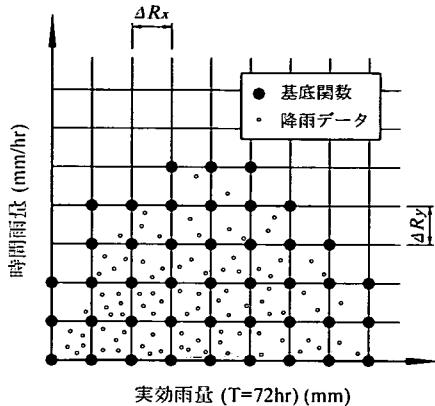


図-5 格子及び基底関数の設定

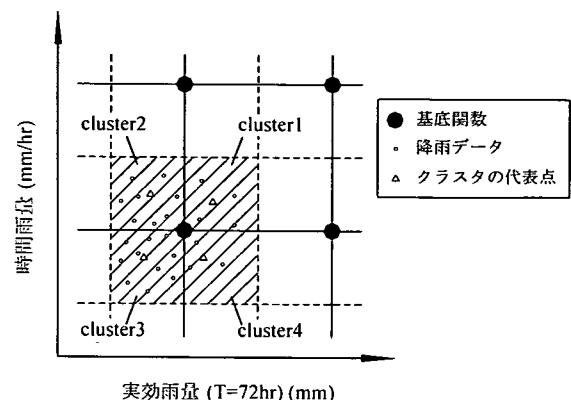


図-6 クラスタリングの概念図

の非発生斜面は、対象期間内に一度もがけ崩れが確認されておらず、かつ現状でも未対策の斜面（180 斜面）とした。

(4) RBFN を用いた非線形 CL の設定

RBFN を用いて非線形 CL を設定するには、まず対象とする発生降雨要因、非発生降雨要因の教師値をそれぞれ 0, 1 として学習させ、図-4 に示すようながけ崩れ発生・非発生判別境界面（以下、判別境界面）を構築する。非線形 CL は構築された判別境界面の等高線を利用することで容易に設定することができる。なお、この判別境界面は、出力値が 1 に近いほど安全であり、出力値が 0 に近づくほど危険度が高くなることを示している。

通常の RBFN を用いたパターン分類では、発生、非発生降雨要因の教師値をそれぞれ -1, 1 として学習させた上で、出力値 0 の等高線を発生・非発生の境界線とすることが一般的である。しかしながら、本論文では以下に述べる理由により、発生、非発生の降雨要因をそれぞれ 0, 1 として学習させ、判別境界面の出力値の下限値を 0 とした。

発生降雨要因を -1 で学習した場合、そのデータ付近の判別境界面の出力値は -1 付近を示すのに対して、その降雨を大きく上回るような未経験の領域では、基底関数を設定できず、判別境界面の出力値は 0 となる。つまり、実際の崩壊現象では、降雨の増加に伴い崩壊危険度が増加するにもかかわらず、このような場合は降雨の増加に伴い、見掛け上、崩壊危険度が低下することになる。したがって、そうした実現象との矛盾を回避するためには、発生降雨要因の教師値を -1 とするよりも、0 として学習させ、判別境界面の下限値を 0 とすることの方が望ましいと考えられる。ここで、未経験領域は、実際には外挿領域であるため、危険度の

評価は困難であるが、斜面が過去に経験したことのない非常に激しい豪雨を受けければ、既往の発生降雨よりもその危険度がさらに高まることは容易に察することができる。したがって、そのような問題を対象にする場合は、外挿領域であっても一般的な知識を導入し、実現象との矛盾を回避しても差し支えないと考えられる。

また、発生降雨要因については、がけ崩れの発生時刻に基づいて抽出するが、災害報告書に記されている発生時刻には曖昧なものが多く、すべて正確に発生時刻の降雨要因を抽出することは困難である。しかも、発生降雨要因はがけ崩れが確認された場合にのみ抽出されるため、多量なデータの確保が困難である。

それに対して、非発生降雨要因は、発生時刻の影響を受けず、その降雨で「非発生」であったということの信頼性は非常に高い。しかも、がけ崩れの発生が確認された一連の降雨以外であれば常に抽出することができるため、非常に多くのデータを収集することができる。つまり、発生、非発生の降雨要因では、データの信頼性に大きな違いがあることになる。

それらを勘案すると、発生降雨要因の教師値を -1 として学習することは、曖昧な危険領域を特定することに繋がるため、その教師値を -1 とすることはあまり有効ではない。それよりも、発生降雨要因の教師値を 0 として判別境界面が実現象と矛盾のない形状を呈するように設定した上で、信頼性の高い非発生降雨要因に基づく安全領域（この場合、判別境界面の出力値が 1 付近）を特定することの方がより重要である（それ以外は安全性を保証できない領域、すなわち危険領域として定義する）。

以上のことから、本論文では、発生、非発生降雨要因の教師値を 0, 1 として学習させることとした。

また、本論文における安全領域と危険領域の境界値

(この値における等高線を非線形CLとする)は、前報⁸⁾を参考に 0.8 とした。ここで、前報⁸⁾における境界値は、幾つかの出力値によって発生・非発生の正判別率を検討した結果、閾値を 0.6 から 0.8 に引上げた場合が、他の閾値から引上げ(0.2)を行った場合に比べ、それぞれ急増、または急減したため、この範囲内が発生・非発生の混在する境界領域と判断し、その範囲内で最も安全側となる 0.8 を採用した。

3. 解析システムの構築およびパラメータの決定

RBFN を用いて判別境界面を構築する場合、本論文で取り扱うような膨大なデータセットすべてに基底関数を割り当てる、行列サイズが非常に大きくなり、計算が困難になる。しかも、極端なデータの粗密により、汎化能力の低い判別境界面が構築される危険性が考えられる。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密度をある程度均等化することが重要である。本論文ではこれらの問題を解消するために、著者らがこれまでに構築した解析システム⁸⁾を用いることとした。

本論文で使用するシステムは、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)に基底関数が設定される。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、各領域の代表点が設定される。なお、この代表点については、RBFN の出力値に対する教師データとして用いるものである。さらに、基底関数は、その周辺に存在するデータ数の違いによって信頼度が異なるため、それについて基底関数を中心とする 4 個のクラスターに含まれるデータ数に応じて λ を変化させることで、信頼度をシステムに反映させる。なお、データ数に伴う λ は式(5)によって与えられる。

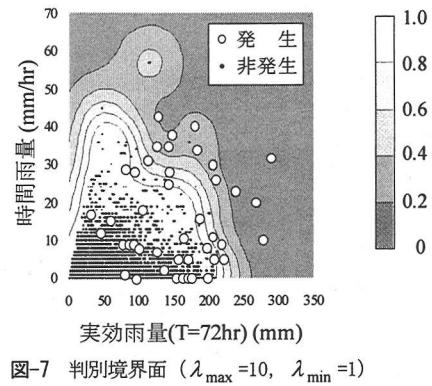
$$\lambda = \lambda_{\min} + \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{1 + count} \quad (5)$$

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(5)の λ_{\max} , λ_{\min} の値は $\lambda_{\max} \geq \lambda_{\min}$ の関係を満足し、かつ汎化能力の高い判別境界面の構築が可能とな



範囲内であれば任意に設定することができる。なお、 λ については発生・非発生降雨要因の双方に与えることとするが、発生降雨要因はデータ数が少ないとから、 λ はデータ数 (count) に拘らず一定値として与えることとした。

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るとともに、データの密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ができる。

なお、本システムを用いて解析を行う場合、上述した ΔR_x , ΔR_y , 基底関数の半径 r を決定する必要があるが、それらに対しては、本システムを用いた著者らの研究⁸⁾において、汎化能力の高い判別境界面の構築に対する最適値であるとした $\Delta R_x = R_{x\max}/60$, $\Delta R_y = R_{y\max}/60$, $r_x = 7\Delta R_x$, $r_y = 7\Delta R_y$ を用いた。ここで、 $R_{x\max}$, $R_{y\max}$ は長期雨量指標、短期雨量指標の上限値であり、それぞれ 350mm, 70mm/hr として設定している。

また、 λ_{\max} , λ_{\min} についても、前報⁸⁾で示した結果を参考に設定するが、2.(3)で述べた通り、発生降雨要因の影響を判別境界面に強く及ぼさないようにするため、本論文では発生降雨要因に関する λ を、これまでの 1 から 10 に変更した。また、非発生降雨要因に関する λ_{\max} , λ_{\min} は前報⁸⁾同様それぞれ 10, 1 で与えたが、構築された判別境界面は図-7 に示す通り、突出したデータに対して過剰に反応し、がけ崩れの発生危険度の算出に対して再現性の高い形状(等高線の傾きがすべて負値となる形状)となっていない。そこで、本論文では、判別境界面全体として再現性の高い形状を呈するように、各等高線(0.8~0.1:0.1 間隔)の傾き(dy/dx)を検討し、それらがすべて負値となるように λ_{\max} , λ_{\min} を決定した。なお、図-7 のように少数のデータに

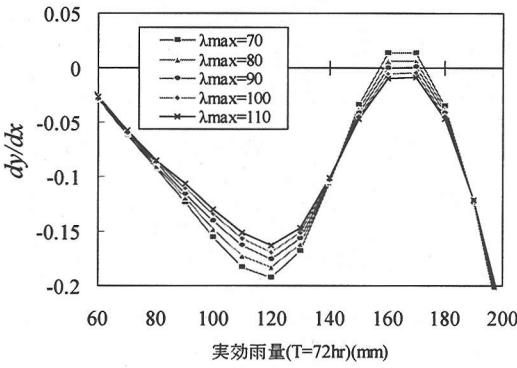


図-8 等高線（出力値 0.1）の傾きと実効雨量の関係

対する影響が大きい場合は、 λ_{\max} の増加で対応できるため、ここでは λ_{\min} を 1 に固定し、 λ_{\max} を 10~110 (10 間隔) まで変化させて検討した。

検討結果の一例を図-8 に示す。図は、出力値 0.1 における等高線の傾きと実効雨量の関係を示している。ここで、 $\lambda_{\max} \leq 60$ においては、正値の傾きを示す領域が顕著であったため、 $\lambda_{\max} = 70 \sim 110$ のみを示している。図より、 $\lambda_{\max} \leq 90$ では、実効雨量 160~170mm 程度で一時正値になっているのに対し、 $\lambda_{\max} \geq 100$ ではすべての領域で負値となっていることがわかる。この結果からすると、構築する判別境界面が再現性の高い形状を呈するためには、 $\lambda_{\max} \geq 100$ とする必要となる。しかしながら、前報⁸⁾の結果より、 λ_{\max} を大きく設定するほど学習データとの誤差が増加するため、 λ_{\max} は再現性の高い形状を呈する範囲内で最小とすることが望ましい。そこで、本論文では、 $\lambda_{\max} = 100$ を最適値と判断して、以後の解析で用いることとした。

$\lambda_{\max} = 100$ における判別境界面は、図-9 に示す通りであり、図-7 のような傾向はみられず、再現性の高い形状を呈している。

4. 個別非線形 CL の設定過程

本論文で対象とする個別非線形 CL は、大別して以下に示す 4 段階によって設定される。図-10 に個別非線形 CL の設定フローを示す。以後、個別非線形 CL の設定は、この設定フローに従って行うこととする。

1. 斜面の崩壊危険度の算出および崩壊危険度毎のグループ化

個別非線形 CL の設定に際しては、まず対象とする斜面すべてについて、斜面要因を用いた崩壊危険度を算出し、その崩壊危険度に基づいて斜面を

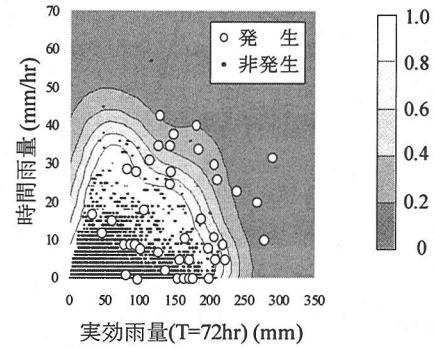


図-9 判別境界面 ($\lambda_{\max} = 100$, $\lambda_{\min} = 1$)

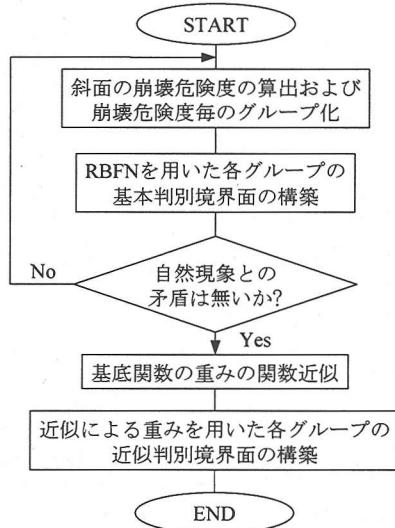


図-10 個別非線形 CL の設定フロー

幾つかのグループに分類する。

2. RBFN を用いた各グループの基本判別境界面の構築
分類された各グループの降雨データに基づく判別境界面（以下、基本判別境界面）を構築する。
3. 基底関数の重みの関数近似
すべての格子点上の重みをグループ毎に抽出し、同一格子点上の重みを各グループの平均崩壊危険度の関数として近似する。これにより、任意の崩壊危険度を有する斜面に対しては、得られた関数に崩壊危険度を代入するだけで判別境界面を構成する基底関数の重みを容易に算出することができる。
4. 近似による重みを用いた各グループの近似判別境界面の構築
近似によって得られた重みを用いて、各グル

表-1 斜面要因一覧表

要因区分	1	2	3	4	5	6	7	8	9
地形要因	傾斜度	数値データ (10°毎に離散化)							
	斜面高さ	数値データ (10m毎に離散化)							
	斜面方位	北向き	北東向き	北西向き	東向き	西向き	南西向き	南東向き	南向き
	斜面形状	凹型尾根	直線尾根	凸型直線	凸型尾根	直線直線	凹型直線	直線谷	凹型谷
	横断形状	オーバーハング あり	オーバーハング なし						
	運急線	不明瞭	明瞭	非常に明瞭					
地質土質要因	地表の状況	風化・亀裂 の発達なし	粘質土	礫混り土 砂質土	風化・亀裂	亀裂が発達 が発達	転石・浮石		
	表土の厚さ	数値データ (10cm毎に離散化)							
	地盤の状況	硬岩	軟岩	段丘堆積物	強風化岩	火山碎屑物	崩積土		
	岩盤の亀裂	亀裂間隔 50cm以上	亀裂間隔 30~50cm	亀裂間隔 10~30cm	亀裂間隔 10cm以下				
	斜面と不連続面の傾斜関係	Gタイプ	Fタイプ	Eタイプ	Dタイプ	Cタイプ	Bタイプ	Aタイプ	
	断層破碎帯	無	有						
	風化状況	非常に堅硬 風化無し	非常に堅硬 新鮮	わずかに 風化変質	風化作用 一部粘土化	完全に風化 土壌化			
環境要因	植生の種類	針広混交	広葉樹	針葉樹	竹林	草地	裸地		
	樹木の樹齢	50年以上	40~50年	30~40年	20~30年	10~20年	10年末満		
	伐採痕の状況	無	有						
	調査斜面 (崩壊履歴)	崩壊地なし	新しい 崩壊地あり	古い 崩壊地あり					
	調査斜面 (状況)	崩壊なし	斜面全部の 崩壊	斜面上部の 崩壊	斜面中部の 崩壊	斜面下部の 崩壊			
	隣接斜面 (崩壊履歴)	崩壊地なし	新しい 崩壊地あり	古い 崩壊地あり					
	隣接斜面 (状況)	崩壊なし	斜面全部の 崩壊	斜面上部の 崩壊	斜面中部の 崩壊	斜面下部の 崩壊			
地震要因	湧水	斜面は乾燥	常時 シメジメ	降雨時に 湧水あり	常時 湧水あり				
	対象斜面と 活断層の距離	数値データ (5m毎に離散化)							

の判別境界面（以下、近似判別境界面）を構築し、基本判別境界面との形状の差異を検討する。

以上の段階に従うことで、任意の崩壊危険度に対する個別非線形CLの設定が可能である。

5. 斜面の崩壊危険度の算出および崩壊危険度毎のグループ化

個別非線形CLの設定では、最初に斜面要因による崩壊危険度を算出し、類似した崩壊危険度を有する斜面を集めて、幾つかのグループを構成する。ここでは、まず斜面要因による崩壊危険度の算出方法について説明し、算出された崩壊危険度の妥当性を検証する。また、算出した崩壊危険度に基づいて、斜面のグループ分類を行う。

(1) 崩壊危険度の算出方法

斜面の崩壊危険度の算出には、従来から多変量解

析¹²⁾、ファジィ理論¹³⁾等による方法が提案されており、これらは実務レベルでも採用されている。しかしながら、これらの方法は各要因に対する危険度の階級区分やメンバーシップ関数の設定などが崩壊危険度の推定に大きく影響を与えるため、それらの設定には専門技術者の経験的判断が非常に重要となる。しかも、構造モデルの構築が非常に困難なことや計算過程が複雑なことから、これらの方法による崩壊危険度の評価には多大な労力を要する。

そこで、本論文では従来から簡易な方法として様々な方面で用いられている点数制^{13), 14)}を用いて崩壊危険度の算出を行うこととした。その際、各斜面要因に与える点数の算出が必要となるが、ここでは従来の専門技術者の経験的な判断に基づくのではなく、実際の崩壊現象に基づいて算出する。具体的には、対象斜面においてこれまでにかけ崩れが発生したか否かの対応付けを行った上で、斜面要因毎にカテゴリー別発生率を算出し、その発生率を各カテゴリーの点数とする。最終的に得られた各要因の点数を合計し、その総得点で斜面の崩壊危険度を評価する。

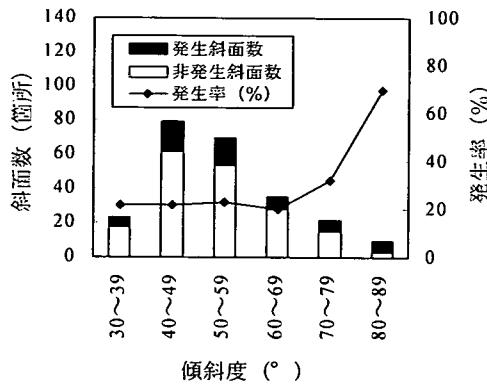


図-11(a) 傾斜角における発生頻度および発生率

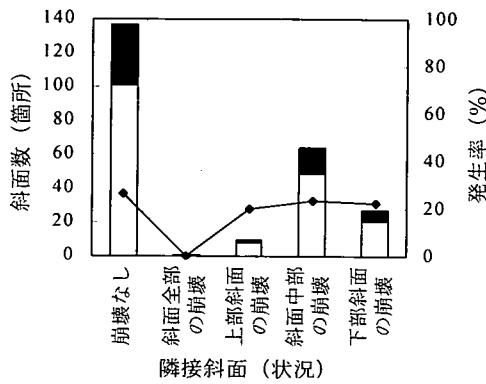


図-11(b) 隣接斜面（状況）における発生頻度および発生率

この算出方法は、非常に簡易な方法であるが、特に経験的な判断を必要としないため、各斜面要因の点数には主観的な判断が反映されず、客観的に決定することができる。しかも、多くの斜面を対象に発生率を算出すれば、がけ崩れに寄与する要因については各カテゴリーで発生率に有効な差があらわれるものと予想される。一方、がけ崩れにあまり寄与していない要因については発生率に大きな差があらわれず、ほぼ一様な分布を示すことが期待できる。したがって、単に斜面要因毎の点数の足し合わせであっても、各要因が崩壊現象に与えるウエイトはある程度考慮できるものと推察される。

以上のことから、本論文では上述した点数制を用いて各斜面における崩壊危険度を算出することとした。

(2) 崩壊危険度の妥当性の検証

斜面の崩壊危険度の算出に用いる斜面要因は、急傾斜地崩壊危険箇所点検（平成9年）で調査された地形要因、地質土質要因、環境要因、地震要因の中から表-1に示す22要因を選択した。

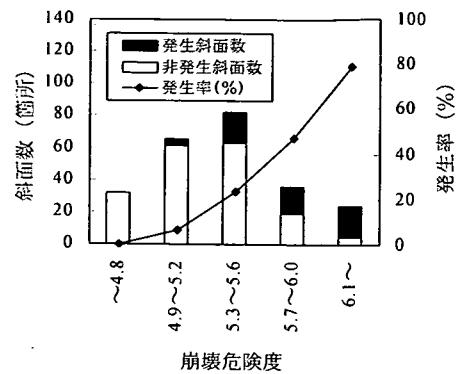


図-12 各グループにおける発生頻度および発生率

表-2 各グループの諸元

	崩壊危険度範囲	平均崩壊危険度	発生件数
Group1	~4.8	4.76	0
Group2	4.9~5.2	5.11	4
Group3	5.3~5.6	5.48	27
Group4	5.7~6.0	5.85	21
Group5	6.1~	6.41	21

実際に算出した崩壊危険度の代表例を図-11に示す。図-11(a)には、定量的評価が可能な数値要因であり、崩壊現象を考える上で重要な要因とされる傾斜角^{15), 16)}の発生率を、また、図-11(b)には、崩壊現象との相関があまり明確でないと推察される隣接斜面（状況）の発生率をそれぞれ示した。図中の■、□は各カテゴリーに属する発生斜面数、非発生斜面数をそれぞれ表しており、両者を合計したものが各カテゴリーに属する全斜面数である。また、図中の折れ線は、各カテゴリーにおける発生率（発生斜面数／全斜面数）を示している。

図-11(a)より、傾斜度が30°～69°まではほぼ一様な発生率を示しているが、70°以上では発生率が上昇している。この結果からすると、多少のばらつきはあるものの、傾斜度はがけ崩れの発生に寄与しているものと推察される。一方、図-11(b)に示す隣接斜面（状況）の発生率は「斜面全部の崩壊」を除くすべてのカテゴリーで20%程度を示しており、この要因においてはどのカテゴリーにおいてもがけ崩れの発生には大きく寄与していないことが明らかである。なお、「斜面全部の崩壊」については、それに属する斜面が1箇所であったため、有効な発生率を算出することは困難である。

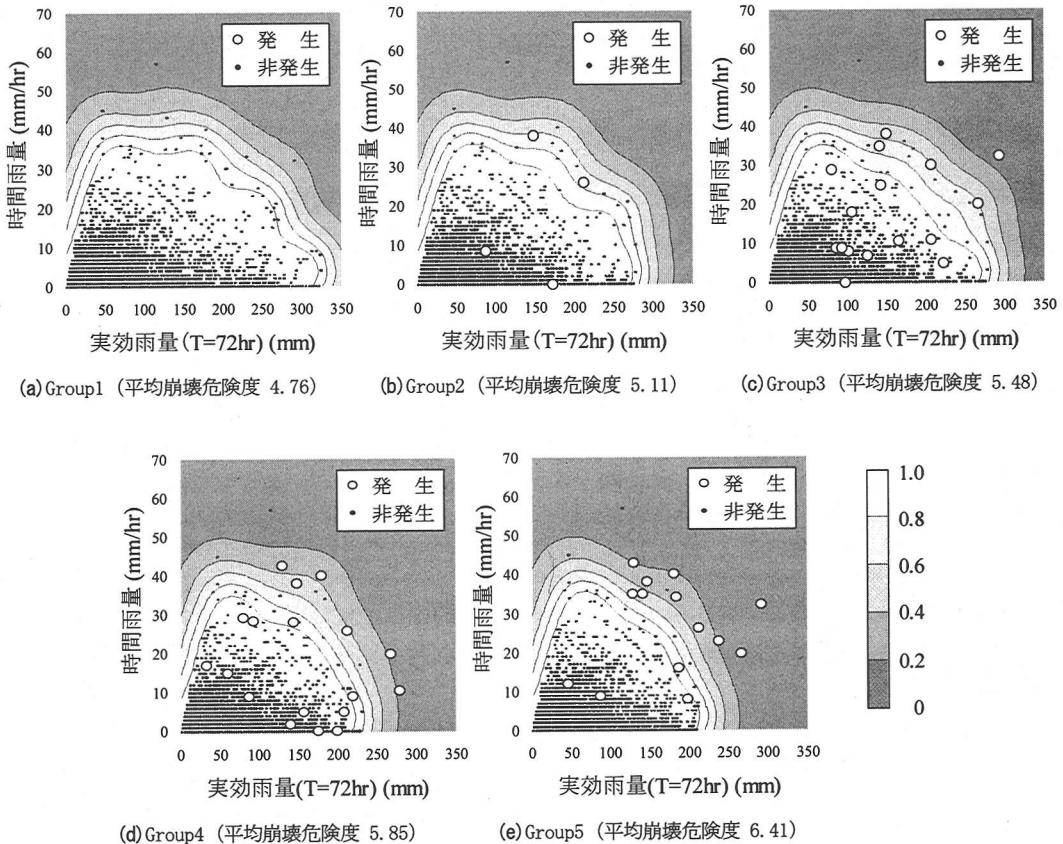


図-13 各グループの基本判別境界面

ったが、その点数が影響する斜面は非常にわずかである。しかも、すべての斜面要因の点数を合計して算出する崩壊危険度に対して、その点数が大きく影響を及ぼすことはないと判断した。

上記の方法により得られたすべての斜面要因の点数を用いて算出した崩壊危険度と斜面数の関係を図-12に示す。図中の横軸は崩壊危険度を表しており、数値の増加に伴い崩壊危険度が増すものとしている。ここで、図中のカテゴリー区分については、ファジイ理論を用いた斜面崩壊危険度評価¹⁴⁾で設定されている危険度ランク（ランク A～C）を参考に、あまり詳細な分類は避けることとした。しかしながら、あまりにも少ない区分にすると7.で述べる重みと崩壊危険度について良好な関数関係を導くことが困難となるため、本論文では5グループに分類して、以後の解析を進めることとした。図中の■、□および折れ線は図-11と同様である。また、表-2には分類した各グループの諸元の一覧表を示している。

図より、崩壊危険度が4.8以下に属する斜面においては対象期間中に1件のがけ崩れも確認されていない

のに対し、崩壊危険度が6.1以上の斜面では、そこに属する斜面の多くで崩壊が発生していることがわかる。また、崩壊危険度毎の発生率に着目すると、崩壊危険度の増加に伴い実際の現象と矛盾なく増加する傾向を示している。以上のことから、本論文で算出した崩壊危険度は、実際の崩壊現象を非常に良く再現できており、以後の解析に用いても問題ないと判断した。

6. RBFN を用いた各グループの基本判別境界面の構築

前章では対象斜面すべての崩壊危険度を算出し、それらを基に斜面のグループ分類を行った。ここでは、分類したそれぞれのグループ内での発生、非発生降雨要因を用いて、グループ毎に判別境界面の構築を行う。なお、ここで構築する判別境界面は、実際の降雨データに基づくものであり、8.で構築する重みの関数近似による判別境界面と区別するため、基本判別境界面と定義する。

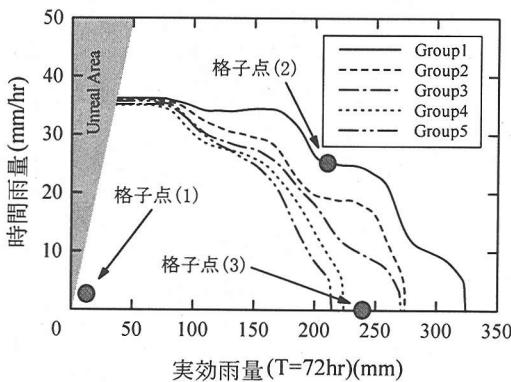


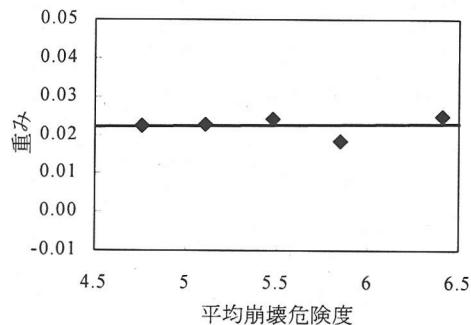
図-14 各グループの基本判別境界面に基づく非線形CL

構築した各グループの基本判別境界面を図-13に示す。図-13(a)のGroup1においては、豪雨を経験した場合であってもがけ崩れの発生が確認されておらず、基本判別境界面の安全領域（出力値0.8以上の領域）は広大となっている。また、図-13(b)のGroup2においても、ほとんど発生が確認されていないため、かなり広い安全領域を示しているが、Group1に比べると若干安全領域の減少がみられた。図-13(c)に示すGroup3においては豪雨時に発生するがけ崩れが徐々に増加していく、安全領域はさらに減少している。このように、崩壊危険度の増加に伴い豪雨時での発生件数が増加する傾向は図-13(d)、図-13(e)で顕著にみられ、図-13(e)に示すGroup5ではGroup1よりも安全領域における実効雨量の上限が100mm程度も小さくなっている。

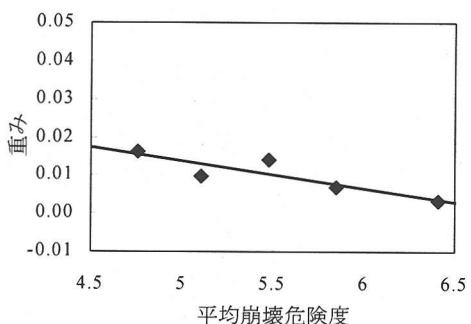
構築した基本判別境界面の有用性をさらに詳細に検討するため、図-14に各グループの基本判別境界面に基づく非線形CL（出力値0.8の等高線）を示す。

図より、グループ毎の安全領域については、データの分布に依存した局所的な形状変化等が若干見られるが、崩壊危険度の増加に伴い減少する傾向は明らかであり、実際の現象を矛盾なく再現できている。

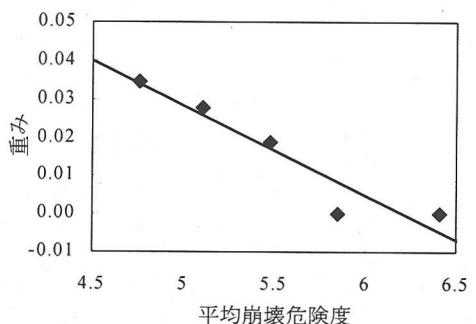
また、実効雨量の大きい領域においては、上述した通り、Group1とGroup5の実効雨量の上限値に100mm程度の差が見られるにもかかわらず、時間雨量の上限値にはほとんど差がみられない。これは、がけ崩れの発生に対する実効雨量の限界値が崩壊危険度によって大きく異なるのに対し、時間雨量ではいかなる崩壊危険度を有する斜面であっても限界値にあまり差がないことを表している。したがって、このように異なる特性を有する2つの降雨指標（この場合、時間雨量、実効雨量）を同時に取り扱うCLに対して斜面要因を考慮する場合、上述したそれぞれの降雨指標の特性を上手く反映させることが重要である。その点からも、図-14のような非線形CLを設定することは非常に有効である。



(a) 格子点(1)における重みの近似



(b) 格子点(2)における重みの近似



(c) 格子点(3)における重みの近似

図-15 基底関数の重みと平均崩壊危険度の関係

ると推察される。

なお、図に示す非線形CLは、非常に複雑な形状を呈しているため、スムージング等の処理を行うことも考えられる。しかしながら、出力値0.8付近（非線形CL付近）のデータが少ない状態で、非線形CLの形状の妥当性を評価することは非常に困難であるため、安易にスムージングを行うことは、必ずしも有効であるとは限らない。今後更にデータの追加を行った上で、その形状の妥当性を検証することは必要であるが、データ

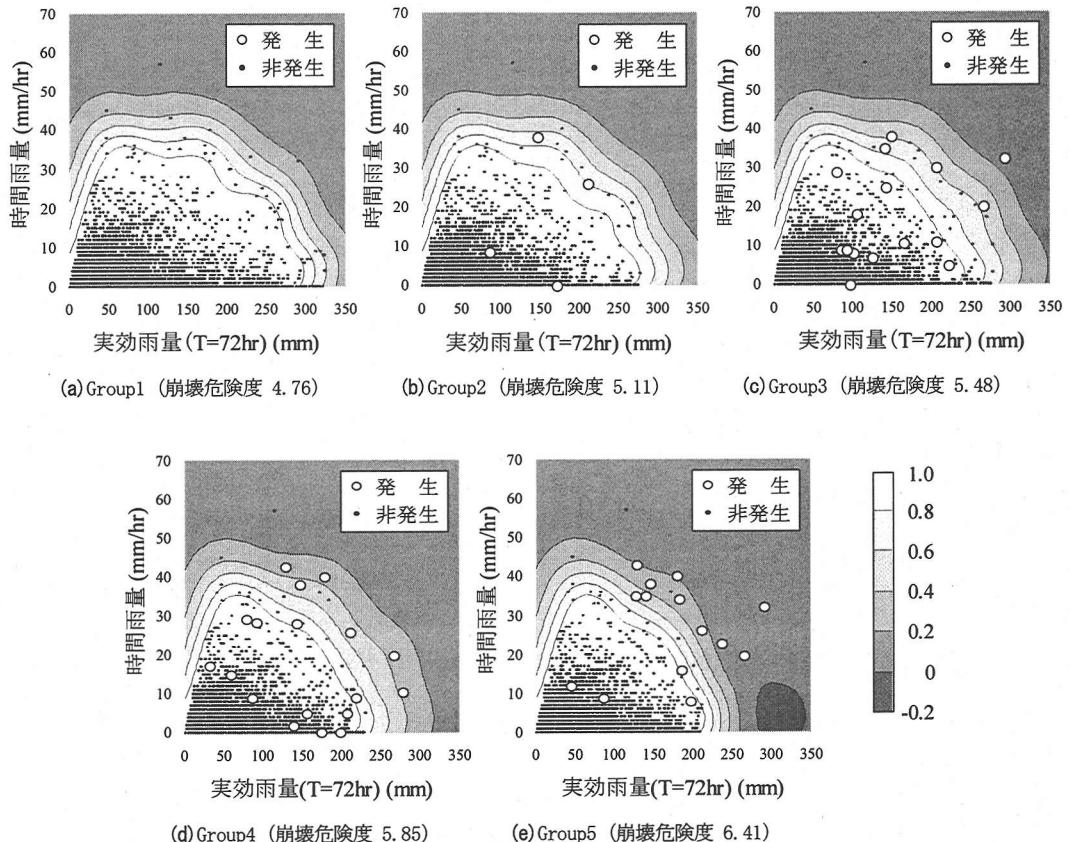


図-16 各グループの近似判別境界面

数の少ない現状では得られた非線形 CL をそのまま用いて以後の解析を進めることができ最良であると判断した。

7. 基底関数の重みの関数近似

前章ではグループ毎に再現性の高い基本判別境界面の構築を試みた。しかしながら、構築した基本判別境界面はあくまでも各グループの平均的なものであり、斜面毎に設定されたものではない。そこで、本章では、任意の崩壊危険度における判別境界面の構築を試みるために、判別境界面を構成する基底関数の重みに着目し、その重みを崩壊危険度の関数として近似することを試みた。

基底関数の重みは、判別境界面の出力値に影響を与える、その値が小さければ、判別境界面の出力値は低下する。したがって、前章で得られた基本判別境界面のように、崩壊危険度の増加に伴って安全領域が減少するような場合、基底関数の重みは崩壊危険度の増加と

ともに減少することが予想される。

各グループにおけるすべての基底関数の重みについて、格子点毎に平均崩壊危険度との関係を検討した。その代表例として、図-14 の●で示した 3箇所の格子点における検討結果を図-15 に示す。図-15(a), (b), (c) は、それぞれ図-14 に示す格子点(1), (2), (3)の重みと平均崩壊危険度の関係を表している。なお、図中の直線は回帰分析によって得られた回帰直線である。

図-14 の格子点(1)周辺においては、図-13 からもわかるようにいざれのグループにおいても発生が確認されておらず、非発生降雨しか存在していない。したがって、格子点(1)における重みと平均崩壊危険度の関係を表した図-15(a)においては、グループ毎に重みが大きく変化する傾向はないことがわかる。一方、格子点(2), (3)については、崩壊危険度毎に基本判別境界面が大きく変化する領域であり、格子点(2), (3)における重みと平均崩壊危険度の関係を示した図-15(b), (c)においては、崩壊危険度の増加に伴い重みが減少する傾向が確認できる。また、それぞれの回帰直線をみて

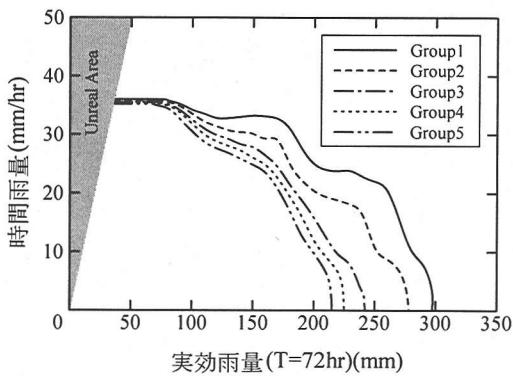


図-17 各グループの近似判別境界面に基づく非線形CL

も、データの分布をよく再現できており、判別境界面と崩壊危険度の関係においても矛盾のない傾向を示している。また、多少のばらつきのあるデータの分布を関数近似することで、各グループの判別境界面の平均化を行うことができ、局所的な形状変化を軽減させることができると考えられる。

以上のことから、任意の崩壊危険度における各格子点上の重みについては、この近似を用いて算出しても問題ないと判断した。

8. 近似による重みを用いた各グループの近似判別境界面の構築

ここでは、前章の関数近似によって得られた基底関数の重みを用いて、各グループにおける判別境界面を構築するとともに、基本判別境界面との比較を行い、近似により得られた重みを用いた判別境界面の妥当性の検討を行う。なお、本章で構築する判別境界面は、基本判別境界面と区別するために、近似判別境界面と定義する。

近似判別境界面は、前章で設定したすべての格子点の回帰直線に、斜面の崩壊危険度を代入して得られる重みを用いて構築する。図-16は各グループの近似判別境界面を示している。なお、この近似判別境界面については、基本判別境界面との比較を行うために、各グループの平均崩壊危険度より算出された重みを用いて構築している。

図より、各グループすべての近似判別境界面において、図-13に示した基本判別境界面とほぼ同様な形状を呈しており、重みを近似した場合であっても判別境界面に大きな差が現れていないことがわかる。なお、図-16(e)において、時間雨量 5mm/hr、実効雨量 310mm

付近に負の領域が確認されるが、これについては近似的際の誤差である。この誤差は、この領域付近の格子点における回帰直線の傾きが大きく、崩壊危険度がある程度以上になると、重みが負の値となるためである。しかしながら、本論文で設定する個別非線形CLは出力値0.8の等高線としているため、この領域において負の出力値があったとしても特に問題はない。

また、図-17には近似判別境界面に基づく各グループの非線形CL(以下、近似非線形CL)を示している。図より、近似非線形CLは、図-14で示した基本判別境界面に基づく非線形CL(以下、基本非線形CL)とほぼ同様な形状となっている。しかし、図-14では一部データの分布に対して過剰な反応を示し、局所的な形状変化がみられた。しかしながら、ここで設定した近似非線形CLではそのような傾向はかなり弱まっており、かなり平均化された汎用性の高い形状を示している。

以上のことから、本論文で提案した手法においては、任意の崩壊危険度に対して、より再現性の高い判別境界面が構築できるだけでなく、構築に際してRBFNにより重みを算出する必要がないため、崩壊危険度を設定したすべての回帰直線に代入するだけで非常に簡易に構築することができることとなった。

9. 予測精度の検証

本章では、設定した個別非線形CLの有効性について検証するために、著者らがこれまでに提案した2つのCL(個別斜面の線形CL⁷⁾、対象地域における非線形CL⁸⁾)と予測精度について比較を行う。

予測の対象として用いる発生、非発生データについては以下の通り決定した。

発生データについては、小雨での発生も多くあることから、それらをすべて的中させることは非常に困難である。そこで、従来のがけ崩れCLの設定では、「集中的に発生するがけ崩れ」と「散発的に発生するがけ崩れ」を定義し、「集中的に発生するがけ崩れ」を対象として行っている⁵⁾。しかしながら、それらの分類に関する定義は不明確であることから、本論文では著者らの研究⁸⁾に基づいて「集中的に発生するがけ崩れ」を以下のように定義した。

1. 対象地域におけるすべての発生・非発生降雨要因を用いて設定した非線形CL(図-9参照)に対して、スネーク曲線(短期・長期降雨指標をそれぞれ縦軸、横軸とする図中に一時間毎の降雨要因をプロットし、それらを結んだ曲線)が発生推定時刻までに複数回到達している場合。

表-3 各 CL の正判別率一覧表

		個別線形CL	地域非線形CL	個別非線形CL
発生	対象データ数	40	40	40
	正判別数	40	40	40
	正判別率(%)	100.0	100.0	100.0
非発生	対象データ数	24,651	24,651	24,651
	正判別数	19,153	19,001	20,956
	正判別率(%)	77.6	77.0	85.0

2. 上述した非線形 CL に対して、スネーク曲線が発生推定時刻までに一回到達し、その際の出力値が 0.7 以下であった場合。

ここで、一回到達の出力値の閾値を 0.7 とした理由については、空振りとなった非発生降雨の多くが非線形 CL に対して一回限りの到達で、しかもそれらの出力値は 0.7 以上が多いためである。

その結果、すべての発生件数の内（59 件）、「集中的に発生するがけ崩れ」、「散発的に発生するがけ崩れ」はそれぞれ 40 件、14 件となり、ここでは「集中的に発生するがけ崩れ」の 40 件を対象とした。

また、非発生データについては、以下に示す組合せから 24,651 件となった。

- 1 件のがけ崩れも引き起こさなかった一連降雨とその降雨までにがけ崩れの発生が確認されていない斜面の組合せ
- がけ崩れを引き起こした一連降雨とその降雨までにがけ崩れが発生していない斜面の組合せ

個別斜面の線形 CL の設定手法については、重判別分析を用いて、対象とする発生データをすべて的中させ、かつ非発生データの正判別率を最高にし得るように設定した⁷⁾。また、対象地域の非線形 CL は 3. で構築した判別境界面における 0.8 の等高線とした。

選定した発生、非発生データに対する各 CL の正判別率の結果を表-3 に示す。ここで、発生の正判別とは、発生推定時刻までに CL に到達したことがある場合である。一方、非発生データの正判別とは、一連降雨において一度も CL に到達しなかった場合である。

表より、発生データの正判別率はすべての CL において 100% となっており、対象とした発生データについてはいずれの CL においても変化がみられない。したがって、個別非線形 CL の予測精度の評価については、各 CL の非発生データの正判別率に着目して行うこととした。

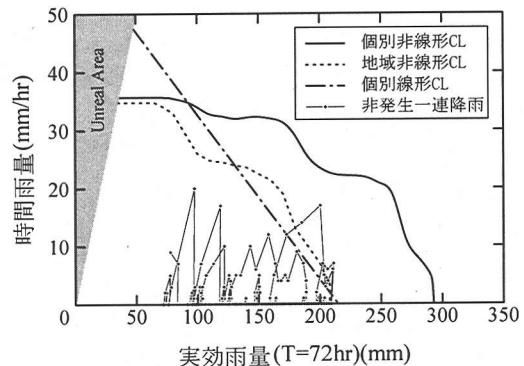


図-18 各 CL における非発生降雨の予測結果（代表例）

各 CL における非発生データの正判別率をみると、個別斜面の線形 CL と対象地域の非線形 CL ではそれぞれ 77.6%、77.0% と高い予測精度となっている。また、実際の捕捉数から年間平均の空振り回数を算出すると約 1 回/箇所となる。ここで、両者の精度を比較しても大きな差がみられることについては、各 CL が従来の 2 つの問題点をそれぞれに対応し、他方の問題を解消することができないためであると考えられる。

そこで、それらの問題点に対して同時にに対応できる個別非線形 CL の正判別率をみると、85.0% という正判別率を示しており、明らかに上述した他の CL よりも高い予測精度になっていることがわかる。また、実際の捕捉数は他の CL よりも 2,000 件程度も多くなっており、年間の平均空振り回数は 0.64 回/箇所となり空振り回数を軽減させることができている。これらの結果からすると、個別非線形 CL の設定段階における幾つかのモデル化（崩壊危険度の算出、およびそれにに基づくグループ分類、重みの関数近似）は、いずれも高い精度であったと推察でき、結果として予測精度の高い個別非線形 CL を設定することができたと考えられる。

図-18 に各 CL における非発生データに対する予測例を示す。図より、個別非線形 CL 以外の CL ではこのような非発生の一連降雨があった場合、完全に空振りと

なっているのに対し、個別非線形 CL では見事に非発生を的中させることができている。

以上のことから、本論文で提案した個別非線形 CL については、これまでに提案した CL よりもかなり予測精度の高いものであると言える。

10. おわりに

本論文では、従来の CL の抱える問題点を同時に解消できるような手法の提案を行うため、RBF ネットワークを用いた個別非線形 CL の設定を試みた。また、提案した個別非線形 CL の予測精度を検証するために、これまでに提案されている幾つかの CL との比較を行った。以下に、本論文で得られた主要な結論を示す。

- 1) 点数制を用いて斜面の崩壊危険度を算出した結果、実際の現象をうまく再現することができた。その際、各斜面要因の点数については、各カテゴリーにおける発生率を用いることが有効であった。
- 2) 崩壊危険度に基づくグループ分類（5 グループ）を行い、各グループについて基本判別境界面を構築した結果、崩壊危険度の増加に伴い安全領域が減少する傾向を再現することができた。
- 3) 構築した各グループの基本判別境界面の形状から、実効雨量（半減期 72 時間）のがけ崩れ発生限界値は崩壊危険度によって大きく異なるのに対し、時間雨量の限界値は、いかなる崩壊危険度を有する斜面であってもほとんど差がないことが明らかとなった。
- 4) 個別斜面の非線形 CL については、基本判別境界面を構成する基底関数の重みを崩壊危険度の関数として近似し、それによって得られる重みを用いることで設定することが可能であった。また、重みを近似することで、局所的な形状変化を緩和することができ、再現性の高い個別非線形 CL を設定できた。
- 5) 設定した個別非線形 CL の予測精度を検証するため、異なる 2 つの CL と精度比較を行った結果、非発生データの正判別率は、他の CL より 7% 程度高い 85.0% となった。また、その際の年間平均の空振り回数は 0.64 回/箇所とかなり低いものとなつた。

以上のことから、本論文で提案した個別非線形 CL は従来の問題点の軽減に対して非常に有効であると考えられる。しかしながら、この提案手法は対象とした下関市南部のように、降雨一定とみなせる程度の地域内

にある程度集中して斜面が存在し、その中で多くの発生が確認されていることが必要である。したがって、対象地域に斜面数や発生件数が少ない地域に対しても本手法を適用できるようにさらに改良を進めることが重要である。また、個別非線形 CL を実用化するためには、今後さらにデータの追加を行った上で、その形状の普遍性を確認することが必要であると考えられる。

謝辞：本研究の一部は、平成 13 年度（財）砂防・地すべり技術センター研究開発助成を受けて行った。ここに、記して謝意を表する。

参考文献

- 1) 全国地すべりがけ崩れ対策協議会：がけ崩れ対策の手引き－急傾斜地崩壊対策事業の実務－平成 10 年度版、1999.
- 2) 建設省、全国地すべりがけ崩れ対策協議会：がけ崩れを防ぐために 2000、パンフレット、2000.
- 3) 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.
- 4) 全国地すべりがけ崩れ対策協議会：土砂災害防止法「土砂災害警戒区域等における土砂災害防止対策の推進に関する法律」について、パンフレット、2000.
- 5) 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.
- 6) 石川芳治：降雨量を用いた土石流の警戒・避難基準、新砂防、Vol. 43, No. 2, pp. 40-47, 1990.
- 7) 倉本和正、鉄賀博己、菊池英明、守川 優、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.
- 8) 倉本和正、鉄賀博己、東 寛和、荒川雅生、中山弘隆、古川浩平：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、土木学会論文集、No. 672/VI-50, pp. 117-132, 2001.
- 9) Orr, M. J. L. : Introduction to radial basis function networks. Technical report, Institute for Adaptive and Neural Computation, Division of Informatics, Edinburgh University, 1996.
- 10) 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.
- 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) 小橋澄治：斜面の崩壊危険度分類の問題点、地すべり、Vol. 10, No. 3, pp. 8-14, 1974.

- 13) 山田剛二, 渡 正亮, 小橋澄治: 地すべり・斜面崩壊の実態と対策, pp. 426-431, 山海堂, 1971.
- 14) 財団法人 道路保全技術センター: 平成8年度 道路防災総点検要領(豪雨・豪雪等), pp. 30-45, 1996.
- 15) 三森利昭, 大倉陽一: 諸パラメターが表層崩壊に与える影響の数値実験的研究, 新砂防, Vol. 46, No. 1, pp. 3-12, 1993.
- 16) 笹原克夫, 綱木亮介, 平松晋也: 地形要因が斜面崩壊発生に及ぼす影響に関する研究, 新砂防, Vol. 48, No. 1, pp. 24-30, 1995.

(2001. 4. 23 受付)

A STUDY ON A METHOD OF NON-LINEAR CRITICAL LINE FOR EACH SLOPE AND INSPECTION OF ITS FORECAST PRECISION

Kazumasa KURAMOTO, Osamu MORIKAWA, Hiromi TETSUGA,
Masao ARAKAWA, Hirotaka NAKAYAMA and Kohei FURUKAWA

Conventionally, a critical line forecasting for predicting slope failures has been established with rainfall factors ignoring vital differences in degrees of slope failure risk for each slope. Besides, it is composed by linear function so that it despite the complex nature of slope failure. Thus, it does not achieve high level of precision. In this paper, in order to consider slope characteristics, we classify slopes into several groups and for each group we set non-linear critical line by using RBF network and obtain RBF parameters from their results. From these results and degree of slope failure risk, we give RBF parameters by considering statistical analysis to set non-linear critical line with considering degrees of slope failure risk. We demonstrate the effectiveness of the proposed method through comparison of the results with our previous studies.