

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手法に関する研究

山口大学工学部 正会員

○倉本和正

山口県土木建築部 非会員

鉄賀博己

山口大学VBL 正会員

東 寛和

香川大学工学部 正会員

荒川雅生

甲南大学理学部 非会員

中山弘隆

山口大学工学部 正会員

古川浩平

1. はじめに

土砂災害の警戒・避難基準雨量として広く用いられている発生限界雨量線(以下, CL)は, 殆どが線形で設定されており, 複雑な現象である土砂災害の発生予測に対しては比較的空振り頻度が高くなっている. そこで, 本研究では下関市で発生したがけ崩れを対象に, 非線形分類に優れた RBF ネット(以下, RBFN)を用いて非線形がけ崩れ CL の設定を試みた.

2. RBFN の概要

RBFN は, 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 層からなり, j 番目の中間素子の出力関数として主にガウス関数 $h_j(\mathbf{x}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2 / r^2)$ を用いる. 出力素子の出力は, 中間層素子と結合係数 $w_j (j = 1, \dots, m)$ との積の総和 $O(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^m w_j h_j(\mathbf{x})$ として表される. 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, それに結合係数の抑制項を加えた式(1)が最小となるような w_j を求めることとする.

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

3. 対象地域および対象データの抽出

対象地域には, がけ崩れの発生が多い下関市南部を選定した. 対象とする降雨は, 下関気象台において'75~'98 までに観測されたアメダスデータとする. 対象降雨のうち, 発生降雨はがけ崩れ発生推定時刻を含む一連降雨とし, 解析に用いる発生降雨要因は, 発生推定時刻から 3 時間以内の最大時間雨量及びその時刻における実効雨量(半減期 72hr)とした. また, 非発生降雨については上述した発生降雨を除く全ての降雨要因とした. なお, RBFN における学習データは, 時間雨量, 実効雨量の 2 降雨要因とし, 教師値は発生の場合-1, 非発生の場合 1 とする.

4. 非線形がけ崩れ発生限界雨量線の設定

非線形 CL の設定に際しては, まず発生, 非発生

の判別境界面を設定する. 次に得られた判別境界面が実際の現象を再現できる形状であるかどうかの判断を行い, 判別境界面に再現性があると判断された場合, その判別境界面におけるある閾値の等高線を非線形 CL とする. したがって, 非線形 CL の設定には再現性の高い判別境界面の設定を行うことが重要であるが, 本研究ではその設定に RBFN を用いた. RBFN において効率的に, しかも再現性の高い判別境界面を設定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要求される. したがって, 本研究では降雨データの存

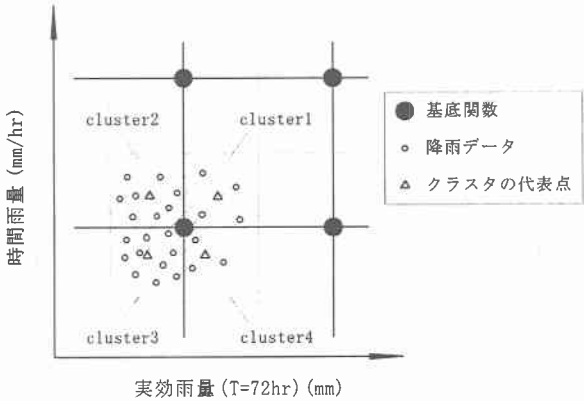


図-1 クラスタリング概念図

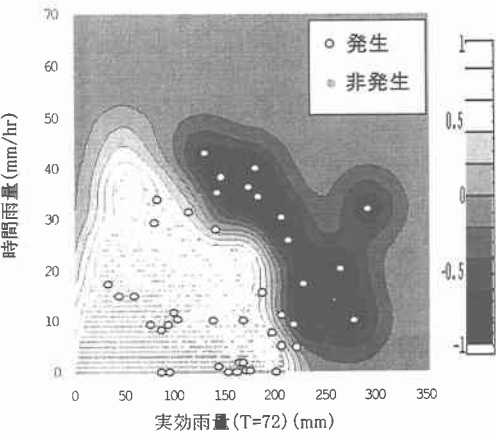


図-2(a) 判別境界面($r/\Delta R=5$)

在する範囲内に一定間隔の格子を設定し、設定した格子の中にデータが存在する場合に限り、その格子点上に基底関数を設定する。また、図-1の斜線で示す4領域のデータでは重心法を用いたクラスタリングを行い、各クラスターの代表点を設定した。

RBFNの解析では r の決定が重要であるが、論理的な決定方法がないため試行錯誤で行う。ここでは r が格子間隔 ΔR に対して2~10倍となるように変化させた場合の判別境界面の特徴を検討する。なお、 ΔR は、各降雨指標の原点から上限値(R_{max})までが60等分となるように設定した。図-2(a), (b)に $r/\Delta R=5$ と $r/\Delta R=7$ の判別境界面を示す。白の領域から黒い領域になるにしたがい、安全領域から危険領域へと変化していることを示し、降雨の未経験領域については灰色となっている。図-2(a)より、時間雨量30mm/hr、実効雨量80mm付近においては発生データの影響を強く受け、安全領域内に危険領域が入り込むような形状を示している。したがって、このケースにおける判別境界面で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 $r/\Delta R=1\sim6$ までは顕著に見られたが、図-2(b)に示す $r/\Delta R=7$ 以上では特にそのような傾向は認められなかった。以上のことから、 r の増大に伴い基底関数同士の干渉が強まり、結果的に滑らかでかつ再現性の高い判別境界面を形成することができると考えられる。

得られた結果より、 r の最適値を決定するため $r/\Delta R=7\sim10$ について2乗誤差の検討を行った。図-3に検討結果を示す。図より、2乗誤差は $r/\Delta R=7$ において最小となっており、このケースが最も精度が高く、再現性が高いと考えられる。したがって、この判別境界面を用いて非線形CLの設定を試みる。

最適な非線形CLを設定するため、判別境界面に幾つかの閾値(0~0.8:0.2間隔)を設定し、発生、非発生の的中率を検討した。ここで、発生(非発生)の的中率については発生(非発生)データの出力値が閾値よりも低い(高い)ことが条件であり、それより高い(低い)場合には予測できなかったものとする。検討結果を表-1に示す。表より、閾値0~0.6までは発生、非発生ともにあまり大きな違いは見られない。しかし、0.8では発生、非発生いずれも10%程度の増加または減少がみられ、0.6~0.8付近で発生、非発生データが混在していることがわかる。本研究におい

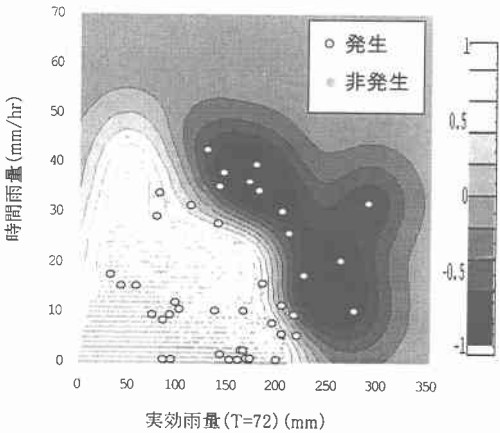


図-2(b) 判別境界面($r/\Delta R=7$)

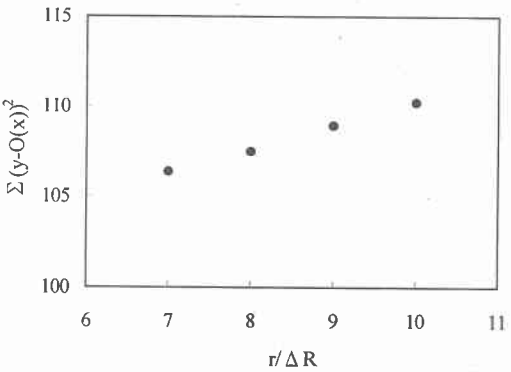


図-3 2乗誤差による検討結果

表-1 閾値毎の的中率一覧表

	閾値				
	0	0.2	0.4	0.6	0.8
発生 (%)	42/81	44/81	47/81	48/81	56/81
	51.9	54.3	58.0	59.3	69.1
非発生 (%)	110/111	108/111	107/111	105/111	95/111
	99.1	97.3	96.4	94.6	85.6

ては非発生よりも発生の的中率を増加させることに重点を置き、閾値を0.8にすることとした。以上のことから、非線形CLは図-2(b)における0.8の等高線となり、発生、非発生の的中率はそれぞれ69.1%、85.6%となった。

5. おわりに

RBFNにおいて $r/\Delta R=7$ とすることで汎用性の高い判別境界面の設定が可能となった。また、判別境界面に対する閾値毎の的中率を検討することで最適な非線形CLの設定が可能である。