

レーダデータを用いたニューラルネットワーク による発電用ダム上流域の地上雨量分布推定

An Estimation of Ground Rainfall Distribution on Upper District of a Hydro-Power Plant Dam by Using Artificial Neural Network Taking Account of Radar Echo Data

水野勝教[†] 後藤泰之^{††} 一柳勝宏^{††}

Katsunori MIZUNO Yasuyuki GOTO Katsuhiko ICHIYANAGI

Abstract This paper describes an application of a neural network method for estimating the ground rainfall distribution from radar echo data. A neural network system for this purpose is developed through a case study on a dam for hydro-power plant located the upper district of the Hida River in Central Japan. We use the neural network comprised of three layers; an input layer, a hidden layer and an output layer. The input data to the neural network are a radar echo amount observed in each radar mesh and x-y coordinates showing its location. The output from the neural network is the estimated ground rainfall amount. Thus, the neural network has three nodes for the input layer and a single node for the output layer. A set of three nodes is adopted for the hidden layer. It is found that the estimating system yields goods results for the ground rainfall distribution. Further, the height of the ground corresponded with to the radar mesh is taken as an additional input datum. It is also found from our investigations that the estimating accuracy of the neural network is improved by the additional datum.

1. まえがき

発電用ダム上流域において賦与される水資源をできる限り無駄なく電気エネルギーに変換利用するために、降雨によるダム流入量増加を精度良く予測する必要がある。日常の給電業務における流量予測手法としては単位図法¹⁾、タンクモデル法²⁾、貯留関数法³⁾などが用いられている⁴⁾。先に、筆者らは出水伝達関数の考え方に基づいたニューラルネットワークによるダム流入量予測システムを構築し、予測の簡素化と精度の向上を図った⁵⁾。これらの流量予測の前処理として、地上雨量計の観測値に基づいてダム流域内の全降雨を算定し、これをシステムの入力データとしている。地上雨

量計は高々直径 20cm 程度の円内の降雨量を測定しているにすぎず、この観測範囲はダム流域面積に比べて点に等しい。この地点降雨量から流域内の全降雨量を推定する方法として、ティーセン法⁷⁾がよく用いられる。この方法では、雨量計が流域の平均的な降雨量を観測していることを前提としている。

他方、雨は広範囲にわたって降り、地形などの影響を受け、流域内の降雨分布状況は時々刻々変化している。そのため、地上雨量計設置点において、常に流域の平均降雨量を観測できるとは限らない。これは流域内の全降雨量推定に大きな誤差を生じさせる。この降雨量の推定誤差は流量予測のための直接的な誤差として表れる。

近年では気象レーダが電力会社においても設置されており、これから得られるレーダデータは主として雷雲の移動や発雷状況の把握に利用され、系統事故後に

[†] 愛知工業大学 計算センター (豊田市)

^{††} 愛知工業大学 電気工学科 (豊田市)

おける回復時間の短縮化が図られている⁸⁾。この気象レーダは細かなメッシュ毎に雨量の観測を行っており、これから流域全体の降雨分布状況が把握できる可能性がある。

本研究では発電用ダム流入量予測の精度向上を図ることを目的として、レーダ雨量データを活用することを検討している。レーダ観測では相対的な降雨分布が把握できる。筆者らは、先に、大井川上流域を対象として、レーダから得られるデータを用いることにより、1時間毎の地上雨量分布を推定する手法を提案した⁹⁾。そこでは、レーダ雨量データから地上雨量分布を推定するシステムがニューラルネットワークにより比較的簡単に構築できており、これを用いた推定結果も良好であった。本論文では、対象河川を先の大井川から飛驒川に変更して同様の検討を加え、ニューラルネットワークによる本地上降雨分布推定システムの有用性を示す。さらに、入力に標高データを追加することにより、本システムの予測精度向上が図られることを明らかにしている。

2. レーダ雨量と地上雨量

本研究で利用した気象レーダは送信出力 250kW, 送信周波数 5330MHz で、東経 137 度 11 分 31 秒, 北緯 35

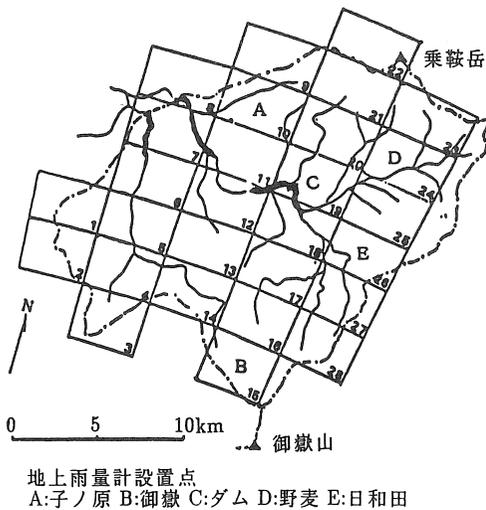


図1 飛驒川上流域の地上雨量計設置点とレーダメッシュ構成図

Fig. 1. Observation points of ground rainfall and radar meshes on the upper districts of the Hida River

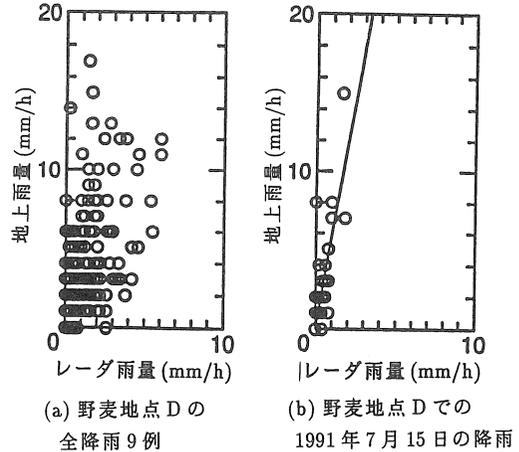


図2 レーダ雨量と地上雨量の相関図

Fig. 2 Correlation between radar echo data and ground rainfall amount at point D in Fig.1.

度 15 分 00 秒に位置する三国山（岐阜県土岐市）の頂上付近に設置されている。さらに、半径 120km 円内において、方位 128 方向、距離 3km 毎に仕切られた扇形状のメッシュ内の雨量を観測している。対象とした飛驒川上流域は、流域面積 308km² であり、乗鞍岳（標高 3,026m）と御嶽山（標高 3,063m）とを結ぶ比較的高い尾根で囲まれており、東に高く、西に低い谷となっている。図 1 に飛驒川上流域の地上雨量計設置点とレーダメッシュ構成図を示す。対象流域には 28 個のレーダメッシュが対応しており、西側には小さいレーダメッシュ番号を、東側には大きいレーダメッシュ番号をそれぞれ対応させている。この対象流域内の各レーダメッシュにおいて、12分毎に得られるレーダエコーから換算した雨量値を 1 時間平均し、その値を各時間毎のレーダ雨量値とする。また、同流域内には、地上雨量計が 5 地点（A：子ノ原，B：御嶽，C：ダム，D：野麦，E：日和田）に設置されており、これらの各観測地点における雨量計の観測データを地上雨量とする。レーダメッシュ No.10,15,19,24 および 26 と地上雨量計設置点 A, B, C, D および E とがそれぞれ対応している。

1991 年～1992 年の降雨 13 例について、各雨量計設置点におけるレーダ雨量と地上雨量との間の相関関係を調べた。対象流域内の D の野麦地点における降雨 13 例を一括して調べた結果を図 2(a) に示す。両者の間にはどの降雨にも共通する相関関係は認められない。ところが個々の降雨について相関性を調べたところ、比較的良い比例関係が認められる。その一例として、1991

年7月15日の場合を図2(b)に示している。他の地上雨量観測地点についても相関関係を調べた結果、個々の降雨については比較的良好的な相関関係が認められた。このような傾向は先に大井川で調べた結果と同じである⁹⁾。このことから、レーダ雨量の地域的分布は地上雨量の相対的な分布を表していると言えるが、レーダ雨量値がそのまま地上雨量を表しているとは言えない。

3. レーダデータからの地上雨量分布推定システム

前述のように、レーダ雨量の地域的分布は、地上雨量の相対的な分布を表していると思なすことができる。そこで、レーダ雨量から地上雨量分布を推定するためのニューラルネットワークを図3のように構築した。

同図に示すように、入力層、中間層、出力層からなる3層の階層型ニューラルネットワークを構成している。ニューロンの入出力関数は、全てシグモイド関数としている。ここでは、入力層は3ユニットで、レーダメッシュ*i*の座標値 x_i, y_i およびそこでの1時間毎のレーダ雨量値 $R_i(t)$ としている。レーダメッシュの座標値 x_i, y_i は、あらかじめ各メッシュの中心を求めておき、基準点をもとに表した平面座標である。また、出力層は1ユニットで、その地点での地上雨量推定値 $r_i(t)$ としている。中間層は1層、3ユニットとしている。

4. レーダデータからの地上雨量分布の推定例

4.1 ニューラルネットワークの学習

飛驒川上流域を対象として、図3に示すニューラルネットワークシステムを用いることにより、地上雨量分布の推定を試みる。ニューラルネットワークの学習

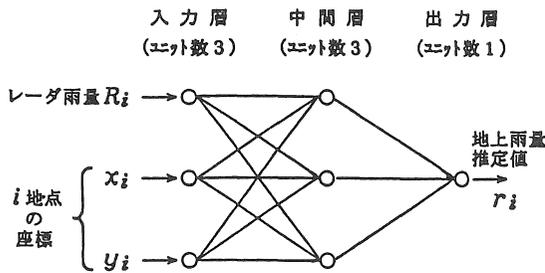


図3 ニューラルネットワークによるレーダデータからの地上雨量分布推定システム

Fig. 3. Estimation system of ground rainfall distribution from radar echo data by using artificial neural network

は、地上雨量の全観測点のうち、1地点を除いて得られるデータを教師信号として用いて行う。残りの1地点での観測値を推定精度の評価に用いる。入力データの座標値 x, y は、Cのダム地点(図1に示す)を基準点とし、各レーダメッシュの中心座標までの距離で表している。

具体的に、4地点(A:子ノ原, B:御嶽, D:野爰, E:日和田)の地上雨量データを教師信号として用いてニューラルネットワークの学習を行い、残ったCのダム地点の観測値を、本推定システムの有効性を検証するために使用した。合計13例の降雨について、1時間毎の学習および地上雨量分布の推定を繰り返した。

4.2 地上雨量分布の推定結果

学習を終えたニューラルネットワークを用いて対象流域の全地点における雨量を推定した。その結果の2例を図4および図5に示す。各図において、推定雨量をT印で、実測値をP印で示す。図4の1991年10月1日12時の例において、教師データとして用いたA,B,DおよびEの各地点の雨量はその実績雨量に等しい値で推定できており、ニューラルネットワークの学習が充分に行われていることが確認できる。教師データとして用いなかったダム地点Cに注目すれば、そこでも実測雨量に近い値で地上雨量が推定できている。流域全体から見ると西側では5mm程度で多く、東側では1mm程度と少なく推定されている。これはレーダ雨量を用いることによって推定したものであり、実際にもこのように不均一に雨量は分布しているものと考えられる。

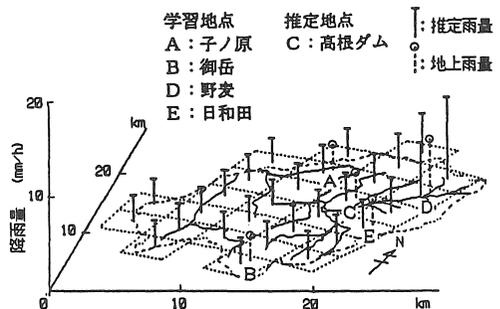


図4 ニューラルネットワークによるレーダデータからの地上雨量推分布定結果

(ダム地点Cにおける1991年10月1日12時の降雨)
 Fig. 4. Estimated result of ground rainfall distribution at point C in Fig.1 at 12 a.m. on October 1, 1991

他方, 図5の1992年7月17日19時の場合, 教師データとして用いたA,B,DおよびEの各地点では実測雨量に近い値の推定雨量を示しているものの, ダム地点Cでの雨量は実測値より多めに推定されている。これは推定に失敗した例と言える。

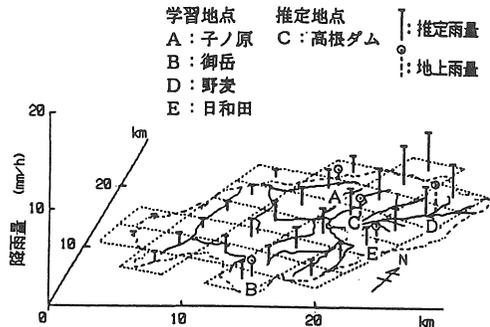


図5 ニューラルネットワークによるレーダデータからの地上雨量推分布定結果 (ダム地点Cにおける1992年7月17日19時の降雨)
Fig. 5. Estimated result of ground rainfall distribution at point C in Fig.1 at 7 p.m. on July 17, 1992

4.3 検討

流量予測において, 総降雨量の値が予測結果に大きく影響する。そこで, 本システムの推定精度を評価するために, Cのダム地点における推定総降雨量を1時間毎に得られる地上雨量推定値の累積値として算出し, 当該地上雨量計による観測値と比較した。その結果を表1に示す。上述の図4および図5は同表の降雨番号8および降雨番号12のものである。また, 誤差の絶対

表1 ニューラルネットワークによる地上雨量分布の推定誤差(C:ダム地点)
Table 1. Estimation error of ground rainfall at point C in Fig.1

降雨番号	降雨日 年.月.日	総降雨量			備考
		実測値 mm	推定値 mm	誤差 %	
1	1991.04.06	36	22	-36	
2	1991.04.18	33	34	3	○
3	1991.06.12	85	47	43	
4	1991.07.15	93	95	2	○
5	1991.09.13	94	108	15	○
6	1991.09.18	76	86	13	○
7	1991.09.27	91	105	15	○
8	1991.09.30	70	77	10	○
9	1991.10.17	51	43	-13	○
10	1992.04.05	35	11	-64	
11	1992.06.30	50	56	12	○
12	1992.07.17	51	82	61	
13	1992.10.08	38	37	-5	○
誤差の絶対値平均				22	

値が30%以下場合には, 備考欄に○印を付してある。それによれば, 13例中9例が誤差30%以下に収まっている。また, 誤差の絶対値の平均を求めたところ22%となっている。

雨量推定対象地点をD地点(野麦)に変更し, 教師データとしてはA,B,CおよびEの各地点での実測雨量を用いて, ニューラルネットワークの学習および推定をやり直した。その結果を表2に示す。この例においても, 13例中9例が誤差30%以下に収まっており, その誤差の絶対値の平均は23%となっている。表1の結果と比較すれば, 誤差の最大値ではC地点の方が若干大きいものの, 両ケースともほぼ同じ程度の精度で推定できていると言える。

5. 標高値を考慮した地上雨量分布の推定

前述のように, 飛騨川上流域を対象としてレーダ雨量および地点の平面座標データを入力とするニューラルネットワークを構築し, 1時間毎の地上雨量分布の推定を試みたところ比較的良好な結果が得られた。しかしながら, 山間部などの降雨の分布は地形や標高との間に依存性があると考えられる¹⁰⁾¹¹⁾。そこで, 本章では地上雨量分布の推定精度向上を図る目的で, ニューラルネットワークによる地上雨量推定システムの入力に標高データを加えることを試みた。

5.1 標高値を考慮した推定システム

地形を表す3次元座標 x_i, y_i, z_i およびレーダ雨量分布

表2 ニューラルネットワークによる地上雨量分布の推定誤差(D:野麦地点)
Table 2. Estimation error of ground rainfall at point D in Fig.1

降雨番号	降雨日 年.月.日	総降雨量			備考
		実測値 mm	推定値 mm	誤差 %	
1	1991.04.06	43	27	-37	
2	1991.04.18	33	25	-23	○
3	1991.06.12	86	94	10	○
4	1991.07.15	111	60	-45	
5	1991.09.13	121	106	-11	○
6	1991.09.18	85	73	-13	○
7	1991.09.27	130	106	-18	○
8	1991.09.30	102	81	-19	○
9	1991.10.17	44	38	-13	○
10	1992.04.05	35	40	17	○
11	1992.06.30	53	29	-44	
12	1992.07.17	74	43	-40	
13	1992.10.08	43	37	-13	○
誤差の絶対値平均				23	

から地上雨量分布を推定するための新しいニューラルネットワークを図6のように構築した。これは、先に用いた雨量分布推定システム(図3)の入力層に、地点標高 z_i データを追加したものである。したがって、ニューラルネットワークの入力層は各時間毎のレーダ観測雨量 $R_i(t)$ 、その観測地点の地上座標 x_i, y_i, z_i の4ユニットとなる。出力層はその地点での地上雨量の推定値 $r_i(t)$ の1ユニット、中間層は1層、3ユニットとしており、これらは図3の値と同じである。ニューロンの入出力関数についても、同じく全てシグモイド関数を用いている。

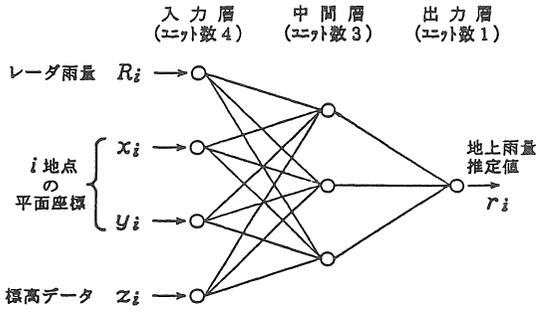


図6 標高値を考慮した地上雨量分布推定システム

図6 Estimation system of ground rainfall taking account of the height

5.2 地上雨量分布の推定例

図1の対象流域について、各レーダメッシュ中心点に対応する標高を調べた結果を図7に示す。同図の横軸はレーダメッシュ番号を示している。メッシュ番号が小さい方が流域の西側にあり、大きい方が東側に位置している。同流域内の標高は1,000~3,000mの間に分布し、東側ほど標高が高い傾向にある。

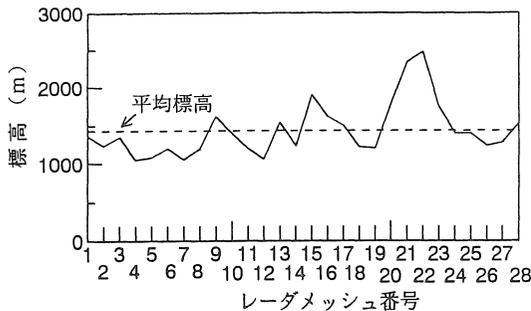


図7 標高分布(飛騨川上流域)
Fig. 7 Distribution of the height of ground surface corresponding to radar mesh number on upper district of the Hida River.

標高値を考慮することにより地上雨量分布推定の精度向上について検討を行う。例として、先の推定に失敗した1992年7月17日の降雨(降雨番号12)をとりあげ、新しいニューラルネットワークシステムの学習を前章と同様に実施した。学習を終えたニューラルネットワークを用いて、17日19時の時点において、各レーダメッシュに対応する地上の雨量分布を推定した結果が図8のT印である。また、5地点の雨量計の実測値をP印で示している。そこでの推定値はその実測値に等しく、ここでも学習が充分行われたことが確かめられる。また、学習に用いなかったC点においも、推

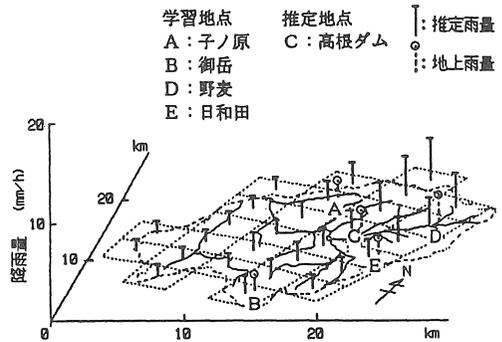


図8 標高値を考慮した地上雨量分布推定結果(高根ダムにおける1992年7月17日19時の降雨)
Fig. 8. Estimated result of ground rainfall distribution at point C in Fig.1 at 7 p.m. on July 17, 1992 taking account of the height

表3 標高を考慮することによる地上雨量分布の推定誤差(C:ダム地点)

Fig. 3. Estimation error of ground rainfall at point C in Fig.1

降雨番号	降雨日 年.月.日	総降雨量			備考
		実測値 mm	推定値 mm	誤差 %	
1	1991.04.06	36	25	-28	○
2	1991.04.18	33	28	-12	○
3	1991.06.12	85	82	-3	○
4	1991.07.15	93	146	57	
5	1991.09.13	94	98	5	○
6	1991.09.18	76	79	4	○
7	1991.09.27	91	99	9	○
8	1991.09.30	70	71	1	○
9	1991.10.17	51	44	-12	○
10	1992.04.05	35	31	-9	○
11	1992.06.30	50	44	-10	○
12	1992.07.17	51	56	11	○
13	1992.10.08	38	37	-2	○
誤差の絶対値平均				13	

定値(T印)は実測値(♀印)にほぼ等しく, 先の図5に比べて推定精度が改善できている。

13例の降雨について, 同様の学習および降雨量分布の推定を行った。本システムの推定精度を評価するために, Cのダム地点における総降雨量の推定誤差を調べた。その結果を表3に示す。同表によれば, 標高を考慮した場合13例中12例が誤差30%以下に収まっている。表1の結果と比較して, 推定精度が改善できている。誤差の最大値も若干小さく, 誤差の絶対値の平均についても小さくできた。以上のことからニューラルネットワークの入力データとして, 標高値を加えることにより地上雨量分布の推定精度が改善できたと言える。

6. あとがき

ニューラルネットワークを用いてレーダ雨量データから地上雨量分布を推定する手法を提案した。具体的に飛驒川上流域を対象として検討を行ったところ, レーダ雨量データから流域全体の地上雨量分布を簡便に推定できることが分かった。また, ニューラルネットワークの入力情報にレーダメッシュに対応した地点の標高情報を追加することにより, 推定精度の向上を図ることができた。

最後に, 実験に協力して頂いた本学大学院電気電子工学専攻平成6年修了の児嶋伸幸君に感謝します。

参考文献

- 1) 稲田, 細井, 橋本: 「わかり易い土木講座16・河川」23, (1982) 彰国社
- 2) 岩佐: 「最新土木工学シリーズ17・最新河川工学」49, (1979) 森北出版
- 3) 菅原: 「水文学講座7・流出解析法」(1972) 共立出版
- 4) 電力系統の需給制御技術調査専門委員会: 「電力系統の需給制御技術」電気学会技術報告 (II部) 第302号 (1989)
- 5) Ichiyanagi, K., Kobayashi, H., Matsumura, T. & Kito, Y.: "Application of Artificial Neural Network to Forecasting Methods of Time Variation of the Flow Rate into a Dam for a Hydro-power Plant" Second International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems (ANNPS'93), No.7A2, pp.349-354 (1993)
- 6) 一柳, 後藤, 小林, 松村, 鬼頭: 「発電用ダム流入量予測に適したニューラルネットワークの構成」, 電気学会電力技術研究会資料, PE93-178 (1993)
- 7) 土木学会編: 「第2編 水文編」, 1985年版水理公式集 141~142 (1985) 土木学会
- 8) 小芝ほか: 「最近の系統運用施設」, 電気協同研究, 39 [4], 45~80 (1983)
- 9) 一柳, 児嶋, 後藤, 横水, 松村: 「ニューラルネットワークによるレーダ雨量観測値からの地上雨量分布の推定」, 電気学会論文誌B, Vol.114-B, No.11, pp.1175-1176 (1994)
- 10) 一柳, 小林, 松村, 鬼頭: 「レーダ雨量データからみた降雨の地域的不均一性--飛驒川・矢作川上流域--」, 平成3年電気学会全国大会, No1045
- 11) 高橋: 「天気予報の科学」, 33~56 (1979) 日本放送出版協会

(受理 平成8年3月19日)