

I-161

ニューラルネットワークを用いた配水管路網の漏水箇所の推定

清水建設(株) 大崎研究室 正会員 奥村 俊彦

1. はじめに

水道やガスの管路はその多くが地中に埋設されており、被害が生じてその箇所を特定するのが容易ではない。そこで、キャリアの状態をモニタリングし、値に異常が認められたときにそれをもとに被害箇所が推定できれば、被害箇所の早期発見、さらには早期復旧のための有効な手段となる。前報¹⁾では、モニタリング情報に基づくライフライン網の被害箇所の推定の試みとして、各需要ノードと供給ノードの接続性の情報をもとにニューラルネットワークを用いて破断リンクを推定した。本研究は、さらに現実的な問題に対するニューラルネットワークの適用例として、配水管路網の各ノードにおける水頭の値の変動を入力として漏水が発生しているリンクの推定を試みるものである。ここでは、1箇所および2箇所でも漏水が生じている管路網の挙動を数値計算でシミュレートし、漏水箇所とその際の水頭の変動をニューラルネットワークに学習させることにより漏水箇所の推定モデルを作成する。

2. 漏水発生時の配水管路網の挙動の評価

解析の対象とする配水管路網は図-1に示すものであり、30ノード(供給ノード1つを含む)、29リンクで構成されている。流量解析では、すべてのノードの標高は同一とし、各需要ノードで $0.1 \text{ m}^3/\text{s}$ の需要水量を仮定した。また、リンクの長さはいずれも 100m とし、内径は供給ノードに近いもので 1.0m 、末端で 0.5m 、中間では 0.75m とした。リンク内の流量と損失水頭の関係は Hazen-Williams 式に従うものとした。リンクの破損に伴う漏水は、簡単のためにリンクの両端のノードに振り分け、各ノードにおける漏水量は、高桑²⁾を参考に、破損1箇所につき埋設位置を基準とした水頭を E として $Q = 0.005 \times E^{1.15} \text{ (m}^3/\text{s)}$ で与えられるものとした。

以上の解析条件を用いて、任意の1本(29ケース)あるいは2本(406ケース)のリンクが破損した場合の各ノードにおける水頭値を計算し、ニューラルネットワークの学習用データとした。

3. ニューラルネットワークを用いた漏水箇所の推定

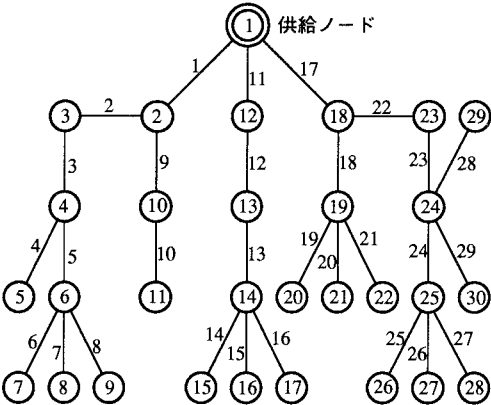
漏水箇所の推定に用いるニューラルネットワークは、図-2に示す中間層1層を含む3層で構成される階層型のものであり、各層のユニット数は、入力層：30、中間層：29、出力層：29 である。入力層のユニットは管路網の各ノードに対応し、ここに漏水に伴う水頭の変動が入力される。また、出力層のユニットは管路網の各リンクに対応しており、入力層で与えられた水頭の情報に対して、破損がある場合に '1'、破損がない場合に '0' が出力されるように、2. で作成したデータを用いてバックプロパゲーション法で学習させる。なお、入力する水頭の変動の情報は、平常時と漏水時の水頭をそれぞれ E_1, E_2 として $\log(1.001 - E_2/E_1) - \log(0.001)$ で与え、変動の小さい部分を強調している。図-3は、学習に伴う誤差の変化を示した学習曲線である。20,000回の学習を終了した時点で誤差はかなり小さくなっているが、まだ完全には収束していない。この状態のニューラルネットワークに、学習に用いた435組のデータを提示したところ、図-4の「例1」や「例2」のように誤った推定をしたものが4ケースあった。「例3」程度の誤差のあるものも4ケースあったが、これらも正しい推定結果と見なすと正解率は99%以上となる。一方、学習に用いなかった3箇所の漏水がある場合のデータを提示した場合の推定結果の1つを「例4」に示すが、他のケースについてもほとんどすべてが誤推定であった。今回のニューラルネットワークでは、下位の層のユニットは上位の層のすべてのユニットに結合したが、管路網の幾何学的な特性を反映させた構造にすることや学習用のデータの与え方を工夫することなどにより改善の可能性があると考えられる。

4. おわりに

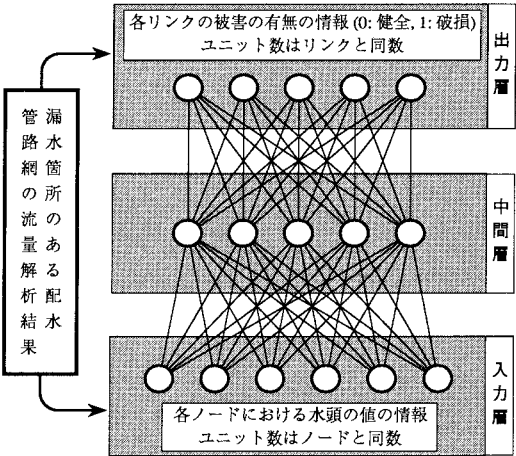
ニューラルネットワークを用いて配水管路網の漏水箇所の推定を試みたところ、学習させたデータに関しては良好な推定結果を得た。しかしながら、今回設定した単純なモデルでは頑強性に乏しく、実際の問題に適用するためにはさらに改善の必要がある。なお、本検討のニューラルネットワークの計算には PlaNet³⁾を使用した。

<参考文献>

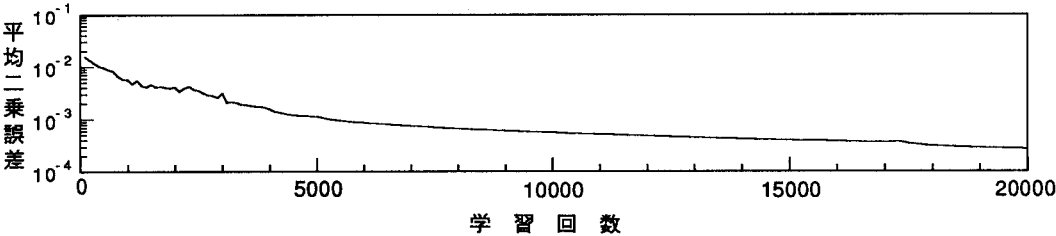
- 1) 奥村：土木学会第47回年講，I-656，pp. 1486-1487，1992.9. 2) 高桑：配水管網の解析と設計，森北出版，1978.
3) Miyata：PlaNet Ver. 5.6，University of Colorado，Boulder，1991.1.



図一 解析の対象とした管路



図二 ニューラルネットワークを用いた被害箇所推定モデル



図三 学習回数と平均二乗誤差の関係

	リンクNo.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29
例1	実際の被害			■																										
	推定結果	■		■	■	■																								
例2	実際の被害																						■							
	推定結果																	■					■							
例3	実際の被害	■		■																										
	推定結果	■	■	■	■																									
例4	実際の被害																					■	■	■			■			
	推定結果																				■		■				■			

図四 誤った推定結果の例。■の大きさが数値を表している。■が1.0であり、破損に対応している。例1と例2は完全に誤った推定結果、例3は誤差の大きい推定結果の例。435ケースのうち、誤推定をしたものと誤差の大きかったものがそれぞれ4ケースづつあった。例4は未学習のデータに対する推定結果。