I-654

ライフラインの被害推定のための新技法にについて

(株) 長大　正会員　山中　弘之
鳥取大学工学部　正会員　野田　茂
武蔵工業大学工学部　正会員　星谷　勝

1. まえがき

ライフラインは空間的に複雑なネットワークを構成している。そのため、数理モデルを用いて、その被害程度を厳密に推定することは困難である。そこで、本研究では、1)Kriging 法によって確率場における地盤震動などを推定した上で、2) ニューラルネットワークによる情報処理を行い、ライフラインの被害程度を推定する新技法を提案する。

2. 被害推定の概念

本研究では都市ガス供給システムを対象とする。このライフラインでは、供給管レベル(需要家)、低圧導管レベル(L ブロック)と中圧導管レベル(K ブロック)によって、ブロック化が図られている。そのため、ライフラインの被害推定には特有の方法を適用する必要がある。

本研究で提案する被害推定システムの全体フローは、図1のようになる。以下に、その考え方の概要を示す。

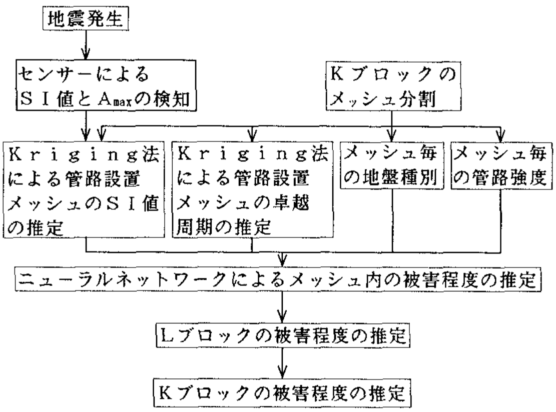

図１　被害推定システムの全体フロー

まず、対象供給地域はメッシュに分割する。被害推定値は、管路設備のあるメッシュに対し、図２の被害要因となる情報から、ニューラルネットワークを用いると、被害推定のための数理モデルを構築することにより、求められる。

被害要因としては、地盤震動 (SI 値や地動加速度 A_{max})、地盤種別、地盤の卓越周期 T_G や管路強度などを考える。地盤種別は、微地形分類によるゾーニングの結果から決める。管路強度は、管種、口径や耐久性などから定める。SI 値、A_{max} や T_G は、観測センサーや工学的基盤面深度の実測値から、Kriging 法を用いて、メッシュ毎に推定する。

本研究の目的は、ニューラルネットワークの学習能力により、被害推定のための数理モデルを構築することである。ここでは、学習則の効率化を図るために、1) 確率的バックプロパゲーション (BP) 則と 2) 構造化アルゴリズムを併用する。

L ブロックは、センサーによって、自動的にブロック化される。この場合には、上記の方法で求めたメッシュ内の被害程度とネットワーク理論により、L ブロックの被害程度が得られる。K ブロックの被害程度は、L ブロックの被害程度から、同様にネットワーク理論によって、推定できる。

3. Kriging 法による地盤震動や卓越周期の推定

確率場における線形補間の問題に対し、Krige がアイデアを出し、Matheron[1] が数学的定式化を行った。これは、不偏推定と最小２乗分散推定に基づいている。ここでは、この方法を適用し、観測値から、T_G、SI 値や A_{max} の空間分布を推定することを試みる。

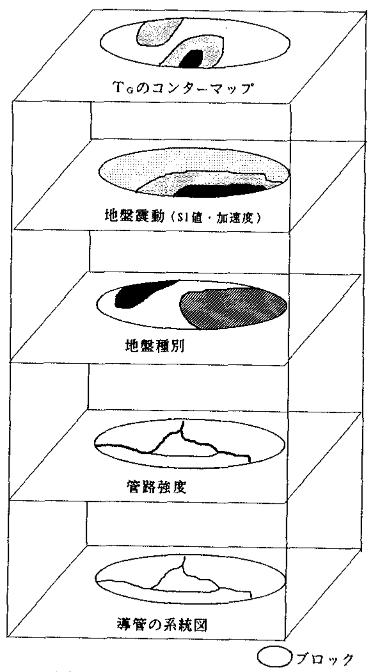

図２　被害要因の空間分布

今、確率場における物理量 Z_i が、(x_i, y_i) の空間位置 (i=1 〜 N) で観測されているとする。そのとき、任意メッシュ(面積 s) での平均的物理量 $\hat{Z}_0$ は、これらの物理量を用いると、次式で求められる。

$$\hat{Z}_0 = \sum_{i=1}^{N} \lambda_i Z_i \quad ;\text{線形補間式} \tag{1}$$

式 (1) の λ_i は、次の２つの条件を満たす拡張された Intrinsic 確率場に対して、式 (4) と (5) を解くことにより、求められる。

条件 (1): $Z(x_i, y_i)$ の期待値 (平均値関数) は、確定的な関数で与える。

$$m(x_i, y_i) = E[Z(x_i, y_i)] = \sum_{l=1}^{k} a_l f(x_i, y_i) = \sum_{l=1}^{k} a_l f_{li} \tag{2}$$

条件 (2): ２測点 $((x_i, y_i), (x_j, y_j))$ 間の物理量の差の分散は、２点間の距離 (d_{ij}) のみの関数である。

$$Var[Z(x_i,y_i) - Z(x_j,y_j)] = 2\gamma(d_{ij}) \tag{3}$$

平均値関数 m とセミ・バリオグラム γ は、物理量の多地点測定値から求められる。ただし、T_Gの平均値関数は、T_Gと基盤面深度 H の関係が線形であることを利用して、H の観測値を補間することで与えられる。また、SI 値や A_{max}の地盤震動は、マグニチュード、震源距離や地盤条件に依存する。そのため、これらの平均値関数には距離減衰式を適用する。

$$\frac{1}{s}\int_s f_l(x,y)ds - \sum_{i=1}^{N}\lambda_i f_{li} = 0 \quad ; \quad (l = 1 \sim k) \tag{4}$$

$$\sum_{i=1}^{N}\lambda_i\gamma(d_{mi}) + \sum_{l=1}^{k}\mu_l f_{lm} = \gamma_{sm} \quad ; \quad (m = 1 \sim N) \tag{5}$$

$$\text{ただし、}\gamma_{sm} = \frac{1}{s}\int_s \gamma(d_{xy,m})ds \tag{6}$$

4. ニューラルネットワークの学習則の効率化

ここでは、3. で推定した被害要因の空間的分布と管路強度を比較し、メッシュ内の管路の被害程度を推定する方法を提案する。これは、ニューラルネットワークの学習則を適用することで、被害推定のための数理モデルを構築することにほかならない。本研究では、学習則の効率化を図るために、1) 確率的 BP 則と 2) 石川[2] による構造化アルゴリズムを併用する。

上記 1) の実現のために、ここでは、シナプス結合の時間変化を表すランジェバン型確率微分方程式を解く。なお、ホワイトノイズの分散は、学習とともに、低減させる。学習則の 2) では、ニューラルネットワークの骨格構造が明らかになるように、自己組織化を行う。学習の効率化は、1) と 2) を通常の BP 則に付加することで、実施可能である。

ここでのアルゴリズムの妥当性を調べるために、次式で示される論理関数を発見する問題を解いた。f は 4 つの入力変数 (a,b,d,e) からなる論理関数である。

$$f = (a \cup b) \cap (d \cup e) \tag{7}$$

与えられた入出力パターン (なお、入力は a,b,c,d,e の 5 変数とする) に基づいて、学習を実施した。その結果、通常の BP のアルゴリズムでは図 3 の、本アルゴリズムでは図 4 の骨格構造ネットワークが得られた。本アルゴリズムでは、入出力の関数を結びつける構造、言い換えれば数理式が正しく求められていることがわかる。

今、ライフラインが敷設されているメッシュに対し、図 5 のようなニューラルネットワークを考える。これに対し、上記の方法を適用すると、被害程度とその要因である入力の関係は、例えば、図 6 のように得られることになる。これは一種の回帰式を得ることに相当する。このようにして、被害程度算定のための数理モデルが得られれば、ライフライン全体の被害程度は、ネットワーク理論を適用することで、求められることになる。

5. あとがき

1) ライフラインの対象地域の地盤震動や地盤の卓越周期は、観測情報を活かし、Kriging 法によって、推定できる。
2) 被害要因と被害程度の入出力関係を表す数理モデルは、ニューラルネットワークの学習則の効率化を図ることにより、容易に求められる。
3) ライフライン全体の被害程度は、上記 1) と 2) の結果を組み合わせて、ネットワーク理論から算定できる。

参考文献

1) *Matheron, G. : Les Variables Régionalisées et leur Estimation, Masson et Cie*, 1965.
2) 石川真澄: 忘却を用いたコネクショニストモデルの構造学習アルゴリズム, 人工知能学会誌, Vol.5, No.5, pp.595 ～ 603, 1990 年 9 月.

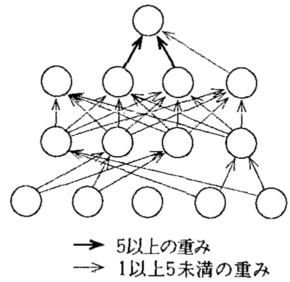

図3　ＢＰ学習によるネットワーク

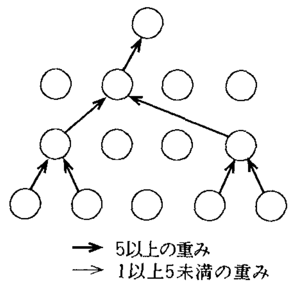

図4　本学習アルゴリズムによるネットワーク

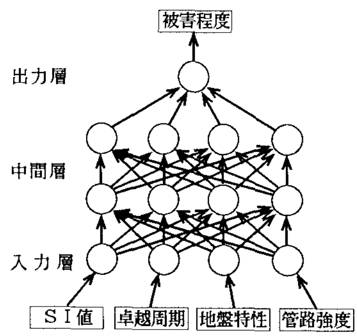

図5　ＢＰ学習によるメッシュ毎の被害程度算定のためのネットワーク

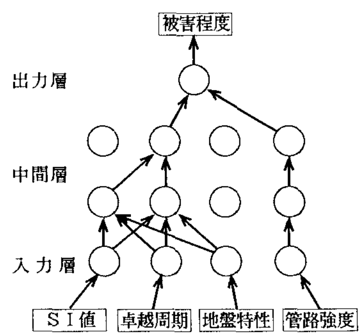

図6　本学習アルゴリズムによるメッシュ毎の被害程度算定のためのネットワークの概念図