

I-581

構造化学習による震動系のシステム同定と自己組織化

鳥取大学大学院 学 藤田 章弘 鳥取大学工学部 正 野田 茂
 武蔵工業大学工学部 正 星谷 勝 東京電力(株)技術研究所 正 小淵 康義

1. 問題の背景と研究の目的

システム同定とは逆問題の一つである。それは、実システムの入出力データに基づいて、与えられたクラスのモデルの中から、問題のシステムと等価なモデルを求めると言われている。一般には、モデルのパラメーター、あるいはシステムの周波数応答やインパルス応答などを決定することが多い。そのためには、モデル構造の選択、システムの入出力データの測定、入力を選択やシステムとモデルの等価性を判定するための評価関数の設定などが重要となる。

古典的な同定法には、周波数応答法、過渡応答法、相関法やスペクトル解析法がある。これは、周波数応答やインパルス応答を推定する方法である。一方、パラメーターを決定するには、オフライン同定とオンライン同定がある。オフライン同定法には、最小2乗法、一般化最小2乗法、補助変数法や最尤推定法などがある。時々刻々のパラメーターの推定値を与えるオンライン同定は、逐次計算方式によって実施される。これには、逐次型最小2乗推定法、確率近似法や最尤推定法が用いられる。カルマンフィルター(あるいは拡張カルマンフィルター)を用いた同定法は、逐次型最小2乗推定法である。

我々は、上記のような同定が「システム同定」と称するにふさわしいかどうか、疑問を投げかけたい。既往の同定法は、モデルの構造が先験的に既知であると仮定しているため、結局はパラメーター同定法にほかならないのである。物理的法則から、モデルの構造が既知で、パラメーターのみが未知の場合にはそれでもよい。しかし、ブラックボックスと考えて、入出力データからモデルを構築する際には、発想の転換を図った「システム同定」を実施する必要がある。

振動・耐震の分野においては、これまで、地盤・構造系への入力と応答波形を分析することから、構造自体の性質を明らかにする同定の研究が行われている。しかし、既往の研究はパラメータ同定に限定されており、対象の構造や機能を把握する「システム同定」の研究は十分になされていない。そこで、本研究では、震動系を表すネットワークモデルを考え、予測のための基本ルールが先験情報が組み込まれたネットワークに対して構造化学習を行い、自己組織化によって、ダイナミクスのモデルと構造動特性を同定する手法を提案する。これには、ニューラルネットワークの学習機能を利用した情報処理を行う。

2. フィードバック学習のための震動系

ニューラルネットワークを用いた構造化学習を実施する前に、震動系をネットワークで表現する。そのために、ここでは、レイト、レベル、定数や補助変数からなるシステムダイナミクス(SD)を用いる。ネットワークのダイナミクスによる時系列は、フィードバックを含む時間的なダイナミクスをもったネットワーク(SD)を用意することにより、そのネットワークの特定部分のある時刻での状態量から、次時刻のデータを表現できる。

図1は、劣化のない多面型履歴モデルを有する1自由度振動系の例を示したフローダイヤグラムである。図中、 x は相対変位、 \dot{x} は相対速度、 z は履歴成分である。また、 β は減衰定数、 ω_n は固有円振動数、 \ddot{z}_g は入力加速度、 α 、 A 、 γ 、 $\bar{\beta}$ は履歴曲線を制御するパラメーターである。図1より、ネットワークは階層的であり、かつフィードバック結合をしていることがわかる。図において、Sourceは t 時点の状態量(x_t 、 \dot{x}_t と z_t)を、Sinkは $(t+1)$ 時点の状態量(x_{t+1} 、 \dot{x}_{t+1} 、 z_{t+1} と復元力 F_{t+1})を意味する。入力加速度の \ddot{z}_g は t 時点の量である。

図1のネットワークは、フィードバック型階層ニューラルネットワーク(入力層-中間層1-中間層2-出力層)に変換できる(ただし、紙面の都合上、図は割愛する)。入力層に

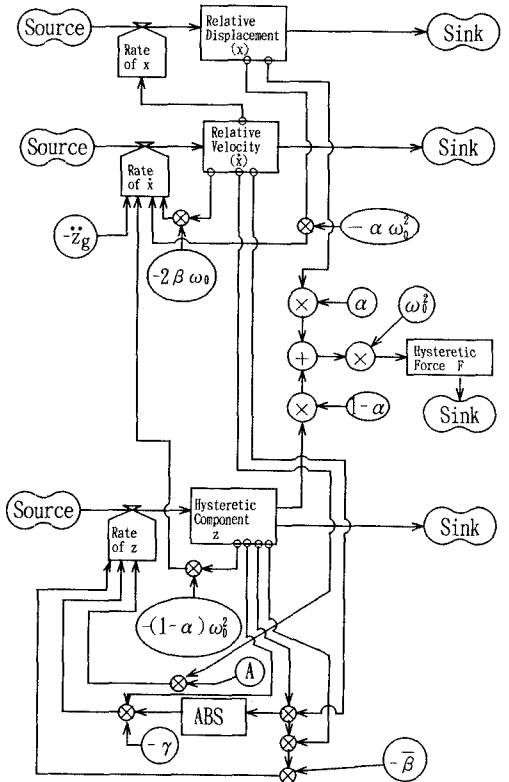


図1 劣化のない多面型履歴モデルを有する1自由度振動系のフローダイヤグラム

は、 x_t, \dot{x}_t, z_t と \ddot{z}_{gt} からなるニューロンを含める。履歴成分や復元力を直接的に計測することは困難なため、出力層としては、 x_{t+1}, \dot{x}_{t+1} と絶対加速度 $\ddot{x}_{t+1} + \ddot{z}_{gt+1}$ のいずれか、あるいはそれらの複数の状態量からなるニューロンを考える。中間層1は、図1のレイト変数に対応するニューロンAと同図の⊗の役割を果たすニューロンBからなる。中間層2には、 $x_{t+1}, \dot{x}_{t+1}, z_{t+1}$ と F_{t+1} を意味するニューロンを含める。シナプス結合である重み係数は、 $1, \Delta t$ (時間刻み)や構造特性を表すパラメーター、すなわち、 $-2\beta\omega_0, -2\beta\omega_0\Delta t, -\omega_0^2, \alpha\omega_0^2, -\alpha\omega_0^2\Delta t, (1-\alpha)\omega_0^2, -(1-\alpha)\omega_0^2\Delta t, A\Delta t, -\gamma\Delta t$ と $-\beta\Delta t$ の値をとる。

本研究で提案するニューラルネットワークは、1)ニューロンの入出力信号の関係を線形関数で表している、および2)空間加算性と空間乗算性を考えて、出力が入力のリニア和と入力のリニア積で結合されているという点で、既往のニューラルネットワークと異なっている。

3. 構造化学習を伴う震動系の自己組織化

2.で述べた入出力層は観測値(入力加速度と応答)からなる。入力層には過去の時点における状態量の推定値も含まれている。このため、ニューラルネットワークは、観測情報をもとに、正しい応答をするように、その構造を変えていき、ニューロン間の結合度(すなわち、パラメーターの値)を調整することができる。この実現のために、ここではバックプロパゲーション(BP)法を適用する。BPの目的は対象の特徴を把握することであり、観測値とネットワークの出力の誤差の最小化を定義する学習はその手段でしかない。しかし、このBP学習アルゴリズムでは、中間層数や各中間層でのニューロン数といった構造パラメーターを事前に決定することが必要である。従って、標準的なBP法では、最適なネットワーク構造を得ることができない。

本研究では、文献1)で述べた確率論的BP学習と構造化学習アルゴリズムを適用する。これにより、ニューラルネットワークの入出力の観測値あるいは推定値を用いて学習することにより、ネットワークから不要なニューロンやシナプス結合を消滅させ、ネットワーク中に骨格構造を形成させることができる。

学習の手順は次の組み合わせによる。

- 1) BP法を拡張させて、シナプス結合の重みの時間変化としてのランジュバン型微分方程式を導入する。それに加えて、学習の繰返し(すなわち、震動時間)毎に忘却項(シナプス重みの絶対値の和)を導入することにより、重みを消滅させる。ただし、クーリングスケジュールにより、ホワイトノイズの平均値は0、分散は学習回数に応じて減少させる。これにより、不必要な小さい重みは消去され、ネットワークの構造が形成されることになる。また、忘却の効果により、重みの初期値の影響は小さくなる。
- 2) 完全活性あるいは完全不活性と各中間層ニューロンの活性度のずれを距離として定義する。ネットワーク上のニューロンの分散表現を解消するために、この距離関数の和を考え、最適化のための評価関数を得る。これを用いると、中間層ニューロンの明確化学習が実施できる。
- 3) シナプス結合の重みの絶対値がある閾値以下のときにのみ学習を行うことができるような、選択的忘却付き学習を考える。この選択的忘却付き学習と2)の中間層ニューロン明確化学習を併用することで、最適なネットワークが得られる。

標準的なBP学習アルゴリズムは一般化能力に欠ける。そのため、これでは、不規則に結合したニューラルネットワーク構造から出発して、不要なニューロンやシナプス結合を逐次削除し、適切なネットワーク構造が得られない。しかし、上記の学習法とリカレントネットワークのための通時的BP学習法を組み合わせることにより、事前の構造情報なしに、フィードバックループを含む任意のネットワークを学習させることができる。すなわち、骨格構造ネットワークは、最終的に、図1のように自己組織化する。この骨格構造により、入出力の関係を表す数理モデル(すなわち数式)が構築できると同時に、構造の本質を解釈することが容易になる。つまり、我々の目的である「システム同定」は、試行錯誤を伴わずに、外乱と環境に応じて、自動的に実施できることになる。

4. まとめ

本論では、既発表の同定手法に対し、ニューラルネットワークの「関数学習機能」と「最適化機能」を利用した適応力のある同定方式を提案した。「システム同定」は、1)地震入力とともに、構造系の主要な箇所の応答をセンサーで計測する、2)震動系をSDでネットワークにモデル化する、3)それをニューラルネットワークに変換する、4)入力と応答波形を分析することで、環境の変化に対して巧みに適応させ、かつ構造に対する学習の結果、対象の特徴抽出機能を自己組織化させる、という手順で行った。同定の妥当性は、このようにして得られたネットワークの構造特性が2)のSDモデルと調和するかどうかで、検討することができる。従来多用されてきたパラメーター同定に対し、提案した方式は、対象の構造や機能が把握できるために、汎用性があり、工学上の応用範囲が広いと言える。

参考文献

- 1) 山中弘之・野田茂・星谷勝：ライフラインの被害推定のための新技法について、土木学会第47回年次学術講演会講演概要集、第1部、平成4年9月。