

固有振動数の変化による大型構造システムの 局所劣化同定法の提案

Localized identification of damaged structures using natural frequencies

呉 智深*・原田隆郎**・三宅博之***

Zhishen WU, Takao HARADA and Hiroyuki MIYAKE

*正会員 工博 茨城大学助教授 工学部都市システム工学科 (〒316-8511 日立市中成沢町 4-12-1)

**正会員 工修 茨城大学助手 工学部都市システム工学科 (〒316-8511 日立市中成沢町 4-12-1)

***正会員 工修 東急建設(株) (〒272-0026 千葉県市川市東和田 2-1-21)

In order to propose an identification model for a large-scale structural system by using natural frequency measurements, a localized structural element identification method with perturbation technique has been developed and the conducted simultaneous equation with unknown change in the stiffness of all damaged elements is formulated as an optimization problem. Hopfield Neural Network is adopted as a numerical solver of the optimization formulation. To enhance the identifiability of the formulated identification model, a decentralized identification procedure is proposed based on the localized structural element identification method for a complex structural system. The effectiveness of all of these models is illustrated by numerically simulating several structural systems.

Key words: dynamic structural identification, static condensation method, localized identification, neural networks, natural frequencies

キーワード：動的構造同定，静的縮小法，局所同定，ニューラルネットワーク，固有振動数

1. はじめに

次世代に向けた膨大なインフラ整備における維持管理の合理化の必要性が高まっている中、既存構造物の劣化診断技術の高度化への取り組みが一般的になっている。また、構造物ヘルスマニタリング思想も提唱されつつある。現状では、超音波やレーザーなどによる計測のような様々な非破壊診断技術に関する試みが数多く行われており、今後、構造内部劣化に関する構造同定解析手法の高度化もますます要求されていくと思われる。

構造工学分野では、今まで構造同定解析手法に関する研究開発が盛んに行われており、これらによって様々な構造同定手法が提案されている。しかし、インフラ構造物の大型化による複雑さ、材料・構造システムの不確実性、観測データの制限などの問題を有しており、構造システムの全体を詳細に同定できつつ、信頼のある同定手法はまだ稀である。

これまで静的な刺激を与えることによる変位応答から構造物の特性を逆解析手法によって推定する静的構造同定に関する研究が数多く行われているが、汎用性等の面において様々な問題が山積みされている。一方、構造物が大

型化・複雑化する中で、静的構造同定ではカバーしきれない構造物も少なからず存在することや、より高精度な解析が要求されており、これらの問題に対しては動的構造同定により解決できる可能性が大きいと思われる。

かつて、単純支持ばりや片持ちばりのような単純な構造物においても、動的パラメータ（固有振動数、固有ベクトル）によるモデルの形状変化を論ずることは困難であったが、電子計算機の性能向上により、より複雑で大規模な問題が数値計算によって求められるようになった。最近では、動的パラメータを利用した構造同定に関する研究も盛んに行われているが、その多くが構造システムの固有振動数と固有ベクトルの両方を入力値として用いている。しかし、観測データにおけるノイズの発生により、固有ベクトルを同定情報として利用することは問題となっている。これらに関して Hassiotis らは、構造物の劣化前後の固有振動数の変化に着目し、振動法の活用によって構造物の固有モードを入力情報としない剛性劣化同定法を提案している。しかし、適用範囲や同定能力の制限に関する改善は今後の発展に期待されている。

以上のことから本論文では、大規模で複雑な構造システムの構造同定を有限要素逆解析の一般化によって定式

化し、Hassiotis らの手法を発展させ、構造物の劣化前後の固有振動数の変化のみによる局所劣化同定法を提案することを目的とする。

具体的には、劣化診断の指標を有限要素法による剛性マトリックスの直接同定から求める各要素の劣化率とし、有限要素逆解析の一般化により全体構造システムに関する劣化同定法を定式化した。そして、対象構造システムの同定対象部分を部分系として分割し、その剛性劣化を局所的に同定するために有限要素解析における静的縮小法を導入して定式化を拡張した。また、解の導出過程においては、最適化問題の解法ツールとして高い操作性を持つ相互結合型ニューラルネットワークを用いた適応アルゴリズムを提案した。さらに、局所劣化同定法を用いて数値シミュレーションを行い、局所的に観測された構造特性情報の利用可能性、全体システムでのノイズによる影響の減少や同定計算能力の向上について検討した。

2. 局所劣化同定法の定式化

(1) 有限要素法による構造物の局所分割

実際の構造物を有限要素法で解析するとき、特に問題とされることが自由度の問題である。これはモデル作成における人件費または計算時間など実際の構造物を解析する上で現実的な問題であり、さらに解析結果の信頼性、特に逆解析に関して、システム誤差や解析能力の面での問題も大きい。そのため、自由度を縮小していくことは有限要素順・逆解析において重要な事項である。

一方、複雑な構造物をまとめた部分の別の構造体と考えると、連成条件を荷重条件や境界条件として扱うことができる。このことを利用すると、同定対象構造物を、同定対象部分、非同定対象部分、境界部分に分割することができ、部分構造解析法や局所解析法が適用できる。

本研究では、構造物の劣化同定において局所解析法を適用するとともに、自由度を縮小する方法として有限要素法における Guyan の静的縮小法²⁾を用いることとした。静的縮小法は、構造システムの内部状態を支配と思われる部分系の変位でその他の部分の変位も表し、自由度を縮小するものである。以下で、各部分系の剛性劣化方程式を導くための準備として、局所分割および Guyan 縮小法について説明する。

通常、構造システムの連続性をそのままモデル化することは不可能であり、有限要素法による離散化を行う必要がある。有限要素法による構造物の非減衰自由振動の運動方程式は一般に次式で表される。

$$M\ddot{u} + Ku = 0 \quad (1)$$

ここで、 M は $n \times n$ の質量マトリックス、 K は $n \times n$ の剛性マトリックス、 n は総自由度数、 u は変位ベクトルである。

構造同定においては式(1)の質量マトリックス M は変化しないと考え、剛性マトリックス K の変化のみを対象に考えることが一般的である。

ここで、同定対象となる構造システムを同定対象部分①、非同定対象部分②、境界部分に分割する。例えば、図-1に示すような橋梁モデルでは、劣化同定したい左側橋脚部分が同定対象部分①となり、その他の部分が非同定対象部分②および境界部分となる。

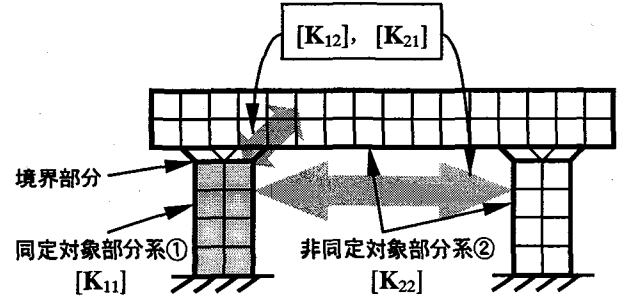


図-1 局所構造同定の概念図

劣化同定では、それぞれの部分系における剛性の変化に着目することから、同定対象部分①の剛性マトリックスを K_{11} 、非同定対象部分②の剛性マトリックスを K_{22} とすると、構造システム全体の剛性マトリックス K は次式のように表される。

$$K = \begin{bmatrix} K_{11} & K_{12} \\ K_{21} & K_{22} \end{bmatrix} \quad (2)$$

また、非同定対象部分系②の変位に関する仮定を適用することにより、全体系の節点変位ベクトル u は、次式のように二つの部分系に分けられる。

$$u = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ -K_{22}^{-1}K_{21} \end{bmatrix} q \quad (3)$$

ここで、 I は単位マトリックス、 $q = u_1$ である。

これを式(1)の運動方程式に適用することによって、質量マトリックス M^* および剛性マトリックス K^* は次式で表される。

$$M^* = M_{11} - M_{12}K_{22}^{-1}K_{21} - K_{12}K_{22}^{-1}M_{21} + K_{12}K_{22}^{-1}M_{22}K_{22}^{-1}K_{21} \quad (4a)$$

$$K^* = K_{11} - K_{11}K_{22}^{-1}K_{21} \quad (4b)$$

これにより、同定対象部分系①は特性行列 K_{12} と K_{21} により、全体系から非同定対象部分系②の影響を与えられることにより独立したことになる。

(2) 各部分系の剛性劣化方程式

これまでの動的構造同定では、通常、固有振動数と固有ベクトルの2つの動的パラメータを利用することにより構造同定を行ってきたが、固有ベクトルは観測ノイズなどの影響により必ずしも精確な情報となり得ない。そこで、Hassiotisらの手法を適用し、固有値のみによる構造物の局所同定手法の定式化へと発展させる。

静的縮小法を用いて自由度を減少させた運動方程式を固有値問題に帰着させることにより、同定対象部分系の固有値 λ ($=\omega^2$, ω は固有振動数)、固有ベクトル ϕ を用いて構造システムの挙動を表すことができる。

$$(\mathbf{K}^* - \lambda_i \mathbf{M}^*) \phi_i = 0 \quad (5)$$

ここで、同定対象部分系の構造劣化は、本系の剛度変化のみをもたらすことになるが、質量マトリックス $\mathbf{M}^*$ やその他の部分の剛性には影響を及ぼさないと仮定する。同定対象構造物の剛性劣化による変化量を $\delta \mathbf{K}^*$ で表すと、劣化構造物の固有値問題は次式のように定式化される。

$$[\mathbf{K}^* + \delta \mathbf{K}^* - (\lambda_i - \delta \lambda_i) \mathbf{M}^*] [\phi_i + \delta \phi_i] = 0 \quad (6)$$

ここで、固有ベクトルは $\phi_i^T \mathbf{M}^* \phi_i = \delta_{ij}$ (δ_{ij} : Kronecker's delta) として正規化されている。式(6)を展開することにより、

$$\begin{aligned} &(\mathbf{K}^* - \lambda_i \mathbf{M}^*) \phi_i + (\delta \mathbf{K}^* - \delta \lambda_i \mathbf{M}^*) \phi_i \\ &+ (\mathbf{K}^* - \lambda_i \mathbf{M}^*) \delta \phi_i + (\delta \mathbf{K}^* - \delta \lambda_i \mathbf{M}^*) \delta \phi_i = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

式(7)に対して、式(5)の代入および高次変分項の省略を行うことにより、同定対象部分系の固有値の変化は次式のように表現される。

$$\delta \lambda_i = \phi_i^T \delta \mathbf{K}^* \phi_i \quad (8)$$

これは構造物の固有値の変化量が剛性の変化量の1次式となることを示している。さらに、構造劣化は同定対象部分系のみと限定されているので、 $\delta \mathbf{K}^* = \delta \mathbf{K}_{11}$ となる。

次に、構造物が劣化した時に変化する固有振動数と局所的な要素の剛性変化を結びつけるために、剛性マトリックスの変化を独立した構造要素によって表現する。つまり、劣化した構造物から観測された振動数の変化量と各要素の剛性マトリックスとを結びつけるために、同定対象系全体の剛性マトリックスに対する各構成要素の寄与は次のように表現される。

$$\begin{aligned} \mathbf{K}^* + \delta \mathbf{K}^* &= \mathbf{K}_{11} + \delta \mathbf{K}_{11} + \mathbf{K}_{12} \mathbf{K}_{22}^{-1} \mathbf{K}_{21} \\ &= \sum_{j=1}^{n_k} \mathbf{K}_j^c (1 + \delta k_j) + \mathbf{K}_{12} \mathbf{K}_{22}^{-1} \mathbf{K}_{21} \end{aligned} \quad (9)$$

ここで、 n_k は同定対象系の要素数である。また、 δk_j は要素 j の剛性劣化の比例変化であり、各要素の剛性劣化率になる。すなわち、

$$\delta \mathbf{K}^* = \delta \mathbf{K}_{11} = \sum_{j=1}^{n_k} \mathbf{K}_j^c \delta k_j \quad (10)$$

以上により、式(8)は次式のように書かれる。

$$\delta \lambda_i = \sum_{j=1}^{n_k} \phi_i^T \mathbf{K}_j^c \phi_i \delta k_j, \quad i=1,2,\dots,m \quad (11)$$

また、

$$\phi_i^T \mathbf{K}_j^c \phi_i = d_{ij} \quad (12)$$

とすると

$$d_{ij} \delta k_j = \delta \lambda_i \quad (13)$$

すなわち、

$$\mathbf{D} \delta \mathbf{k} = \delta \boldsymbol{\lambda} \quad (14)$$

と表現できる。ここで、 $\lambda_{ij} = m \times n_k$ マトリックスであり、もし、観測された固有振動数の数 m と同定対象系の要素数 n_k と一致した場合、式(14)の解は次式のように一意的に求められる。

$$\delta \mathbf{k} = \mathbf{D}^{-1} \delta \boldsymbol{\lambda} \quad (15)$$

一方、 $m \neq n_k$ の場合、各要素の劣化率 δk_j を求めるため、劣化前・後に測定された同定対象系の固有値の差 $\delta \lambda_i$ により、式(16)のような最適化問題として定式化される。

$$\phi = |\mathbf{D} \delta \mathbf{k} - \delta \boldsymbol{\lambda}|^2 \rightarrow 0 \quad (16)$$

ここで、 $\mathbf{D}$ は j 番目の要素に関する要素剛性マトリックス $\mathbf{K}_j^c$ と、固有ベクトル ϕ_j を直交化したものである。

3. ニューラルネットワークを用いた局所劣化同定モデル

(1) ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワークは自己組織化能力による学習能力をもち、種々の問題に対して柔軟な対応が可能である。すなわち、従来組み合わせ数の膨大さから適応が困難であった問題を解くことが可能となったり、また学習能力により過去に解かれた知識を利用して、組織の再編成能力により容易に新たな知識を得ることができる。ニューラルネットワークを構造的に分類すると、情報を順次、次の層のニューロンへ送る階層型ニューラルネットワークと情報を

全てのニューロンから送受信する相互結合型ニューラルネットワークに大別され、対象とする問題によって利用するモデルが異なる。本研究で利用する相互結合型ニューラルネットワーク（図-2）は、最適化問題に対して特に有効であると報告されている³⁾。

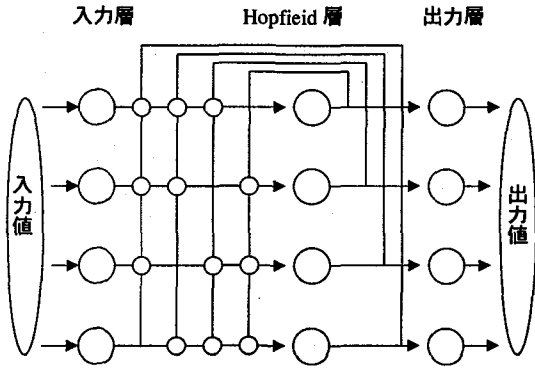


図-2 相互結合型ニューラルネットワークの模式図

一般に、ニューラルネットワークのニューロンモデルは、時刻 t でのニューロン i の出力（または状態） V_i が、次の連続的な状態方程式（連続時間モデル）で記述される。

$$u_i = \sum_j W_{ij} V_j + h_i \quad (17)$$

$$V_i = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \tanh \left(\frac{u_i}{T_0} \right) \right\} \quad (18)$$

ここで、 u_i は他のニューロンからの入力の総和であり、 W_{ij} は i 番目のニューロンから j 番目のニューロン ($W_{ij} = W_{ji}$, $W_{ii} = 0$) へのシナプス荷重、 h_i はニューロン i のしきい値（自己バイアス）と呼ばれる。また、 T_0 は次のエネルギー関数の温度定数である。

式(17)で、ニューロン i が他のニューロン j からの出力を受け、そのニューロン i が式(18)により他のニューロン j へ出力する。この2式の繰返しによりネットワークは状態変化していく⁴⁾。

(2) エネルギー最小化の原理

相互結合型ニューラルネットワークの系全体の特性を表す量であるエネルギー関数は式(19)のように表される。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j W_{ij} V_i V_j - \sum_i h_i V_i \quad (19)$$

ただし、 V はニューロンの状態ベクトルである。

いま、ニューロンニューロンは連続時間モデルであり、シナプス荷重については対称性 ($W_{ij} = W_{ji}$, $W_{ii} = 0$) が成り立っている。このとき、式(17)~(19)より、エネルギーの時間微分は式(20)となる。

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_i \left(\frac{\partial E}{\partial V_i} \right) \left(\frac{dV_i}{dt} \right) \\ &= \sum_i \left(\frac{\partial E}{\partial V_i} \right) \left(\frac{dV_i}{du_i} \right) \left(\frac{du_i}{dt} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

入出力関数(18)式は単調増加関数であることより、

$$\frac{dE}{dt} = - \sum_i \left(\sum_j W_{ij} V_j + h_i \right)^2 \frac{dV_i}{du_i} \leq 0 \quad (21)$$

となり、エネルギーは時間とともに減少することが分かる。すなわち、系のエネルギー E が減少するようにネットワークは自らの状態を遷移させていく。

相互結合型ニューラルネットワークのこのような「エネルギー最小化の原理」（厳密にはエネルギーの極小化）において、最適化問題をニューラルネットワークのエネルギー関数に変換し、その最適解とエネルギーの最小点とが一致するように設定する。つまり、エネルギーを減少させるようにニューラルネットワークが自らの状態を遷移させるプロセスが、最適化のプロセスになる。

(3) 局所劣化同定問題へのニューラルネットワークの適用

一般に、測定できる固有振動数の数 m は観測条件などから制限されることが多く、また、固有振動解析では低次のモードを5~6次モードまで採用するので、測定できる固有振動数の数と要素数が等しくなることは非常に稀である（一般に $i \neq j$ ）。そこで、本研究では式(16)の目的関数を解くためニューラルネットワークを用いた。この手法は基本的な考え方が理解し易く、そのプログラミングも非常に簡単である。定量化が困難で曖昧な情報や不完全な情報を柔軟に処理できる高い適応性や操作性を持つ新しい最適化手法として注目されている。

式(16)で設定した目的関数において、劣化度 δk_j をニューロン V_{jm} を用いて表現すると、目的関数のエネルギー関数は次式のようにになる。

$$\begin{aligned} E &= \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n d_{ij} \delta k_j - \lambda_i \right)^2 = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n \sum_{w=1}^p d_{ij} \cdot A \cdot V_{jm} - \lambda_i \right)^2 \\ &= \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^n \sum_{w=1}^p \sum_{v=1}^n \sum_{u=1}^p d_{ij} \cdot d_{jv} \cdot A^2 \cdot V_{jw} \cdot V_{jv} \right) \\ &\quad - 2 \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \sum_{w=1}^p \lambda_i \cdot d_{ij} A \cdot V_{jw} + \sum_{i=1}^m \lambda_i^2 \end{aligned} \quad (22)$$

ここで、 V_{jm} は2次元のニューロンで出力値は0, 1であり、 A は劣化率に換算する定数である。

一方、式(22)ではニューロン V_{jm} が2次元の形になっていることから、エネルギー関数も式(23)に示すように2次

元に拡張しておく必要がある。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{w=1}^P \sum_{j'=1}^n \sum_{w'=1}^P W_{jw,j'w'} \cdot V_{jw} V_{j'w'} - \sum_{j=1}^n \sum_{w=1}^P h_{jw} \cdot V_{jw} \quad (23)$$

式(22)と(23)のエネルギー関数において、ニューロン V_{jm} に関する係数を比較することにより、ニューラルネットワークにおける状態変化の重みとしきい値が次式のように定まる。

$$W_{jw,j'w'} = -2 \sum_{i=1}^m d_{ij} d_{i'j'} \cdot A^2 = -2 \sum_{i=1}^m \sum_{i'=1}^m \delta_{ii'} \cdot d_{ij} \cdot d_{i'j'} \cdot A^2 \quad (24)$$

$$h_{jw} = 2 \sum_{i=1}^m \lambda_i d_{ij} \cdot A \quad (25)$$

この重みとしきい値を利用し、ニューラルネットワークにおける状態変化を行うことによって、劣化度 δk_j が導出される。

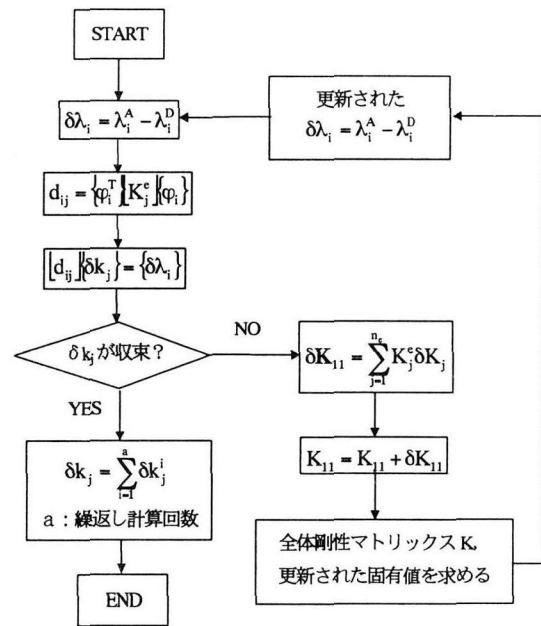
(4) 同定モデルの計算アルゴリズム

同定対象部分系に対する計算アルゴリズムは図-3に示すとおりである。まず、全体系から境界条件の設定しやすい(今回は劣化要素が含まれておらず、構造形状的にも連成の少ない)場所を境界部分に選び、部分系に分割する。次に静的縮小法により $[K^*]$ を与え、縮小された構造物の運動方程式から式(5)から(8)までにより定式化された流れに沿って目的関数を設定し、これをニューラルネットワークを用いた最適化により要素ごとの劣化率を求める。

4. 分散化劣化同定による構造全体に関する同定

2.において、構造物のある同定対象に対する局所同定法の定式化を行った。この局所同定法に基づき、複雑構造体のいくつかの部分系を同定する手法を考えてみる。ここでは、各部分系の局所同定に対する繰り返し同定を行い、最終的に各部分系の同定結果の収束により分散化同定を図るものとする。

図-4に示すように k 回目の同定対象部分系に指定された部分系を同定対象部分とする。得られた結果を保存して、次に指定する同定対象部分系について構造同定を行う。この作業を繰り返しそれぞれの同定剛性劣化が収束したところで全体系の同定終了となる(図-5)。これにより原理的には対象とする構造システムの規模に関わりなく劣化診断同定を行うことができる。しかし、モデル化特有の境界部分の取り扱いや有限要素解析における要素の連続性等の問題があり、同定結果にノイズの影響が表れる可能性が十分にある。



K_{11} : 剛性マトリックス
 φ_i : 固有ベクトル
 λ_i^D : 劣化した構造物から観測した固有振動数
 λ_i^A : 解析モデルによって求められた健全時の固有振動数
 δk_j : 各要素における剛性マトリックスの変化率(劣化率)

図-3 計算アルゴリズム

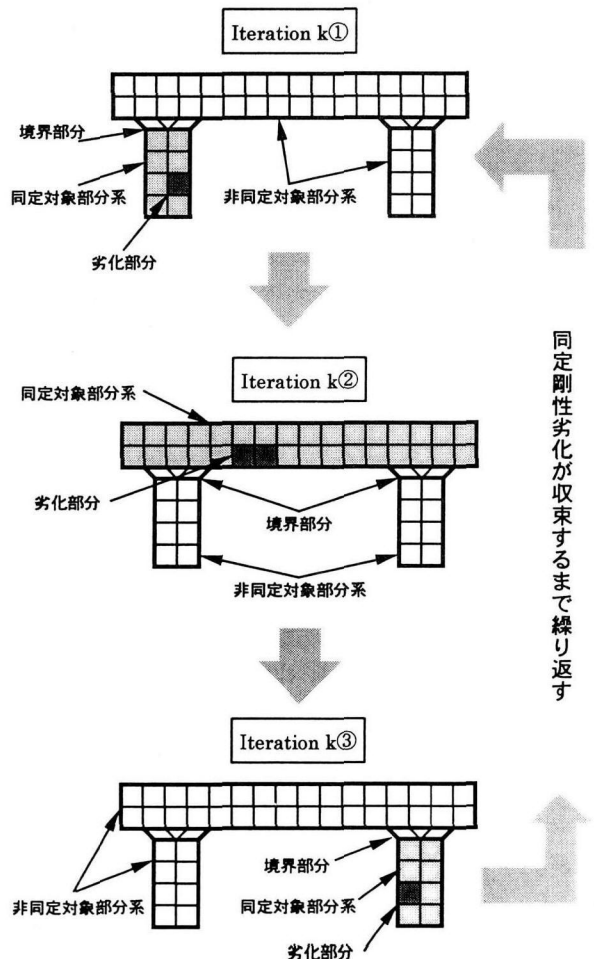


図-4 分散化劣化同定の概念

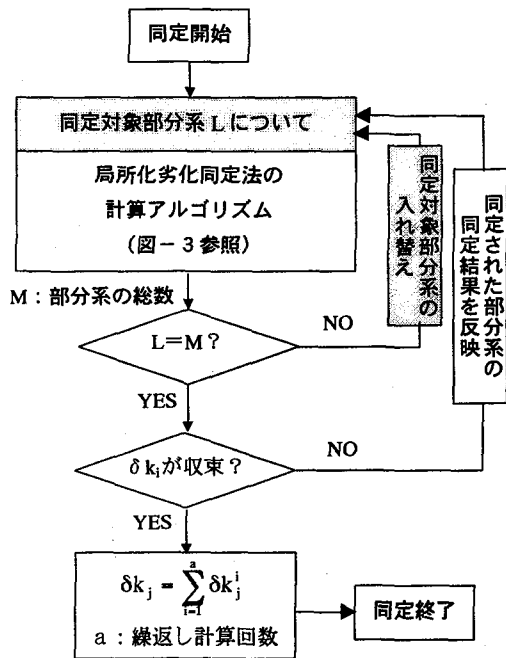


図-5 分散化劣化同定法のフロー

5. 数値シミュレーション

(1) 解析モデル

a) モデルⅠ

Hassiotis らの研究では、長さ 49.53cm、幅 2.54cm、厚さ 0.64cm の片持ばりを解析モデルとして用いていることから、本研究でもこのばりを解析モデルⅠとして採用した(図-6)。ばりの材質はアルミニウム、ヤング率は $7.1 \times 10^{10} \text{N/m}^2$ 、密度は $2,690 \text{kg/m}^3$ である。劣化位置は支持位置から 23.63cm に位置し、要素番号⑨に相当する。なお、解析モデルは、図-6 に示すように 20 個の梁曲げ要素によって離散化されている。なお、劣化した梁部材の固有振動数は 6 次まで計測されたものとする。ここでは、低次モードより順番に 19.00, 115.85, 332.36, 646.91, 1037.46,

1591.36 (Hz) となっている。

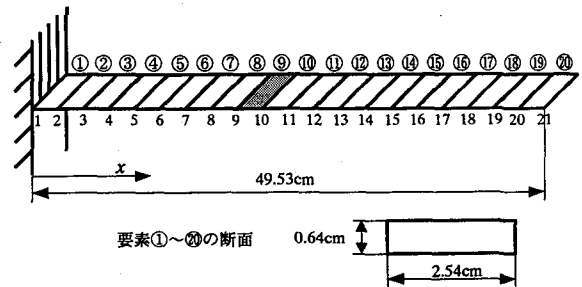


図-6 解析モデルⅠ

b) モデルⅡ

長さ 40cm、高さ 20cm、厚さが 0.1cm の単純ばりモデルを考える。はりアルミニウム材で構成され、ヤング率は $7.1 \times 10^{10} \text{N/m}^2$ 、密度は $2,690 \text{kg/m}^3$ である。ここでは、解析モデルは図-7 に示すように 30 個の平面要素によって離散化されている。

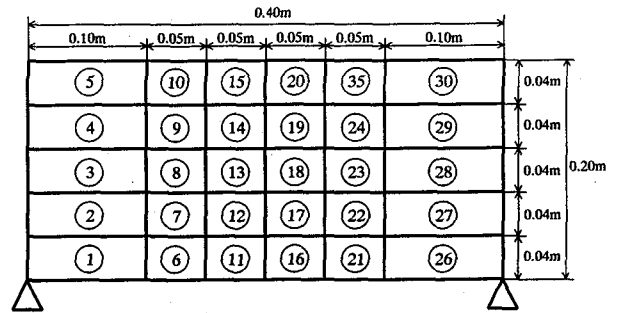


図-7 解析モデルⅡ

c) モデルⅢ

橋梁モデルは全長 61cm、高さ 18cm、厚さが 0.1cm である(図-8)。これまでと同様に材質はアルミニウムとし、ヤング率は $7.1 \times 10^{10} \text{N/m}^2$ 、密度は $2,690 \text{kg/m}^3$ である。解析モデルは、図-8 に示すように平面要素で離散化する。

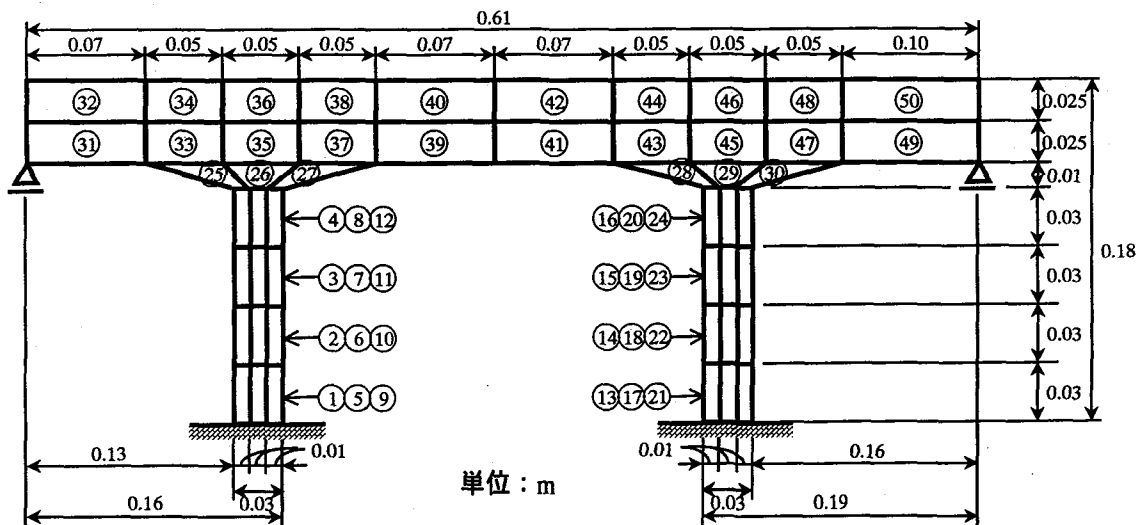


図-8 解析モデルⅢ

なお、モデルⅡとⅢに対して様々な劣化箇所を想定し、シミュレーションを行うこととする。また、実測データを有していないため、ここでは設定した劣化率を有する構造体に対して、劣化前後の固有振動数を、それぞれ有限要素数値解析で用意した値によって、劣化箇所と劣化程度を求める問題とした。

(2) 解析内容

まず、構造モデルⅠを用いて、ニューラルネットワークによる最適化解析手法の導入により、全体系に関する同定手法の同定計算能力の適応性の向上効果、同定要素が分散しているときと連続している場合の同定結果の比較、測定固有振動数の測定数による同定結果の影響について検討する。次に、モデルⅡにおいて、固有振動数の測定数が一定であるときの限界同定要素数、さらに劣化要素が複数ある場合の同定精度について検討する。最後に、モデルⅢにおいては、全体系を部分系に分割することにより、静的縮小法で同定対象部分系を表現し、その同定能力について検討した。

(3) シミュレーション結果

a) 全体同定による解析結果

図-9に構造モデルⅠに関する全体系同定による同定結果(20要素同定)を示す。Hassiotisらの研究では、劣化要素9に対する観測ノイズとして要素5の部分に約60%のノイズが認められた。本研究でもHassiotisらの解析と同様にノイズが表れたが、その値は約12%程度(要素3の位置)におさえることができ、劣化位置・劣化度合いともに比較的良好な結果を得ることができた。これは、相互結合型ニューラルネットワークによる最適解を求めるアルゴリズムの有効性(適応性)が十分に表されたものであると考えられる。

b) 同定要素の連続・不連続による同定結果の比較

図-10に構造モデルⅠの20要素の中、連続している11要素を同定要素とする場合の同定結果、図-11にランダムに取り出した11要素を同定要素とする場合の同定結果を示す。結果から明らかなように、同定要素の固まりにより、良い同定結果となっている。なお、同定の入力値としては、3モードまでの固有振動数が測定されたと想定している。

c) 測定固有振動数の数の変化に伴う同定

通常、実験あるいは実測で測定できる固有振動数のモード数は3~6モードが限界であるとされている。固有振動モードは、モード分離法や線形直接法により求められているが、できるだけ少ないモード数によりできるだけ多くの要素を同定することが課題である。そこで、構造モデルⅠを用いて固有モード数を6、5、3と変化させ、解析精度がどの程度異なるかを調べた。

図-12に測定固有モード数の変化に伴う同定結果(20要素同定)を示す。測定した固有振動数の数の増加に伴い、劣化の特定能力が向上していることが見受けられた。

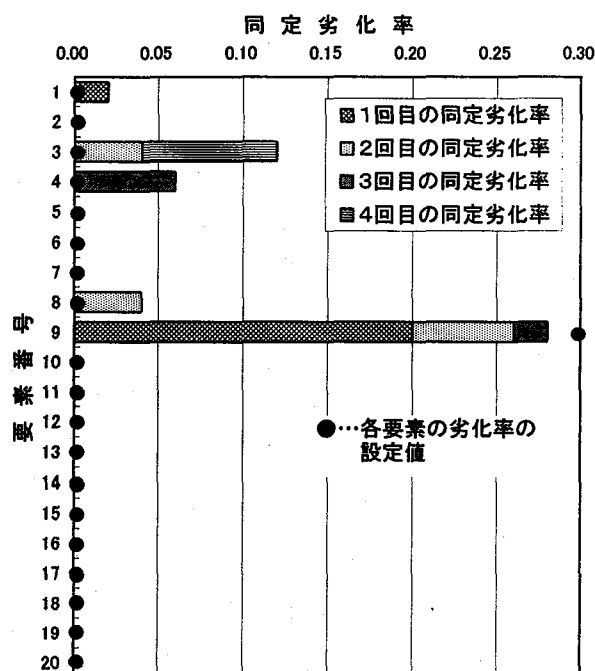


図-9 全体同定による同定結果

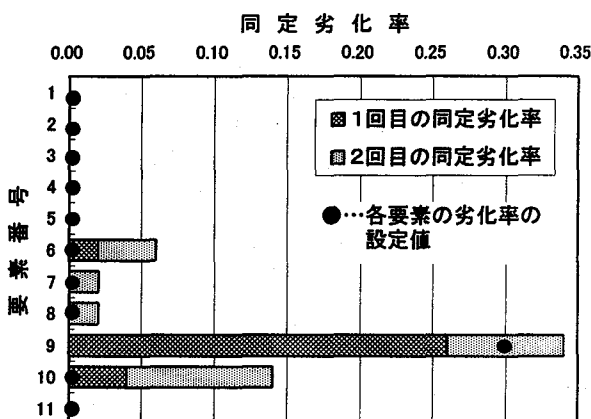


図-10 連続11要素による同定結果

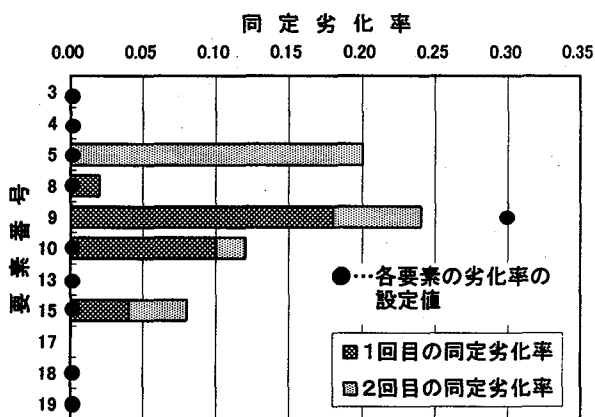


図-11 不連続11要素による同定結果

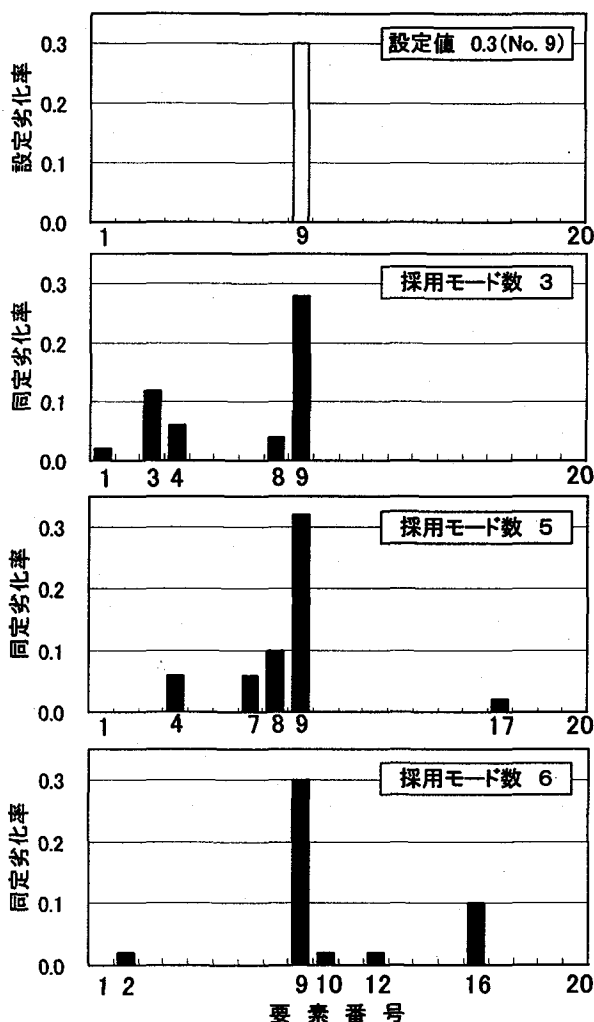


図-1 2 測定固有モード数の変化に伴う同定結果

d) 劣化が複数ある場合の同定

通常、構造劣化はある一部分に集中して発生することは少なく、同じような環境下におかれている位置において、複数部分に劣化部分が発見されることが多い。そこで、劣化部分を簡単のため2要素(要素番号11と15)に設定(設定劣化率40%)し、モデルⅡを用いて解析を行った結果を図-13に示す。同定に使用された固有振動数の数は低次からの3モードである。解析の結果、一定数の固有振動数を測定できた場合、複数の劣化箇所の特定が可能になると思われる。

e) 一定モード数に対する同定可能要素数の限界

通常、実験あるいは実測で精度良く測定できる固有振動数のモード数は、3~6モードが限界であるとされている。この中でも信頼性のあるモードは低次から3ないしは4モード程度である。そこで、構造モデルⅡを用いて、劣化要素6(設定劣化率30%)を想定した問題を取りあげ、測定固有モード数3モードに対する同定可能要素数の限界を探るために数値解析を行った。

その結果、図-14に示すように、15要素同定の場合、劣化を設定した要素6以外に、要素4にもノイズが生じた。

また、20要素同定についても同様なノイズが生じる結果となった。そして、25要素同定の場合は要素1, 5, 7, 8にもノイズが生じた。これらより、同定要素数の増加に伴い同定結果は悪くなる傾向があるが、限られた測定入力に対してはある程度の同定が可能であるといえる。

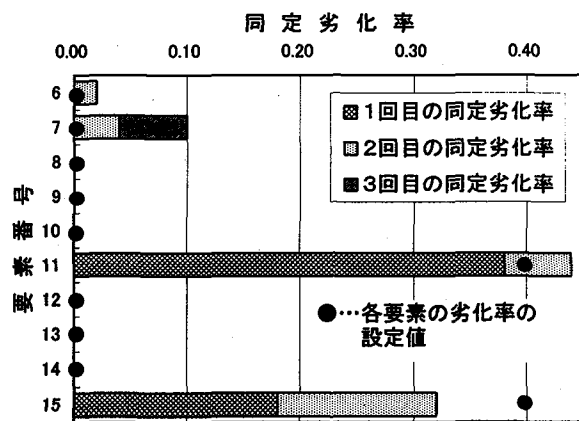


図-1 3 2要素劣化を有するモデルの同定結果

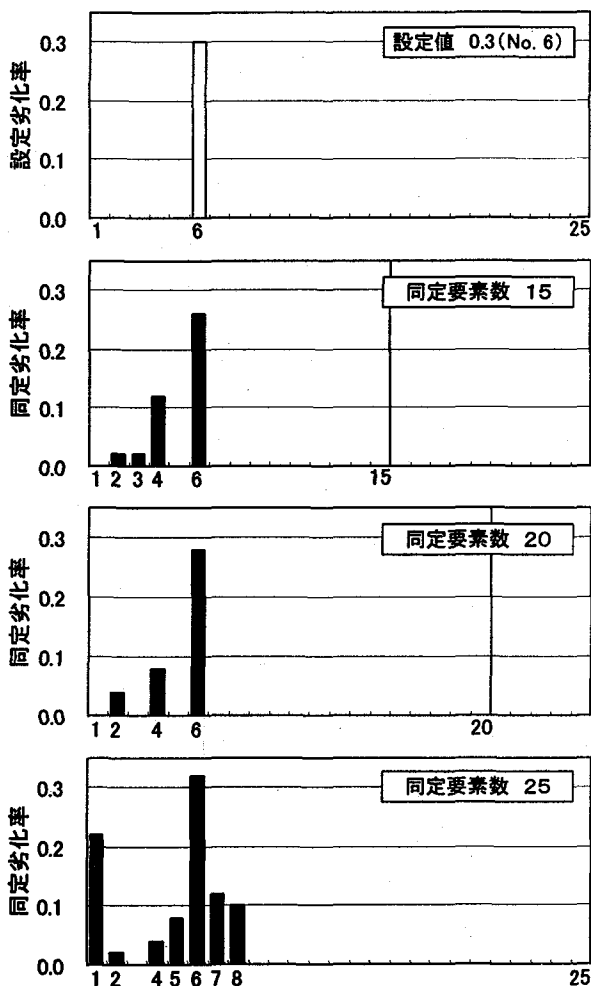
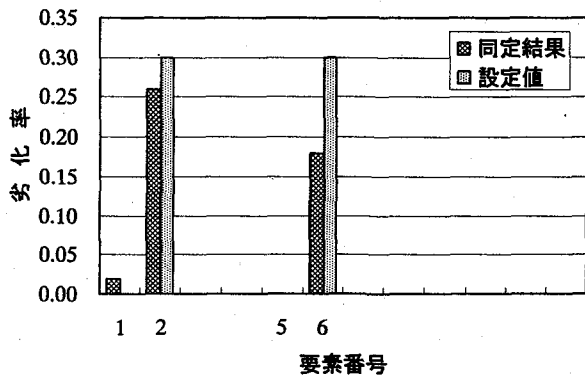


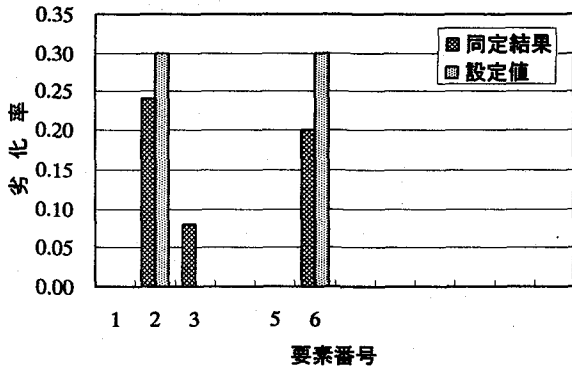
図-1 4 一定モード数に対する同定結果

f) 局所構造同定法による同定結果

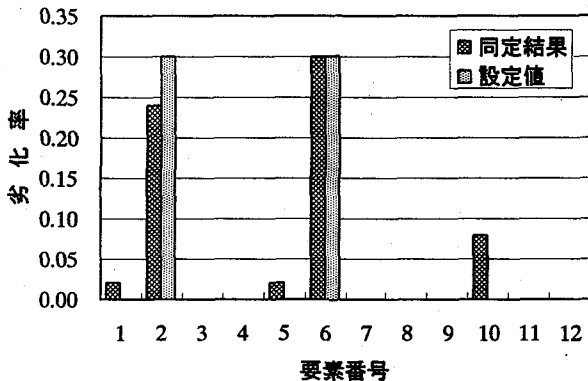
ここでは、有限要素解析における静的縮小法を導入する



(a) 同定要素数 4 の場合



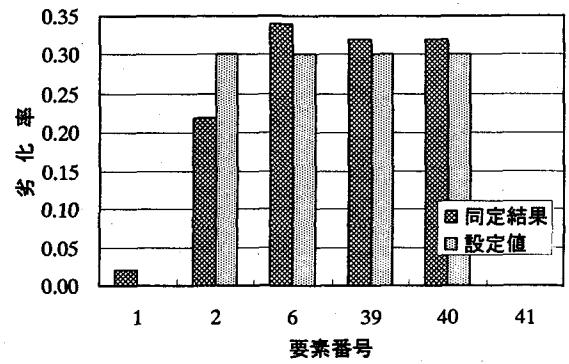
(b) 同定要素数 5 の場合



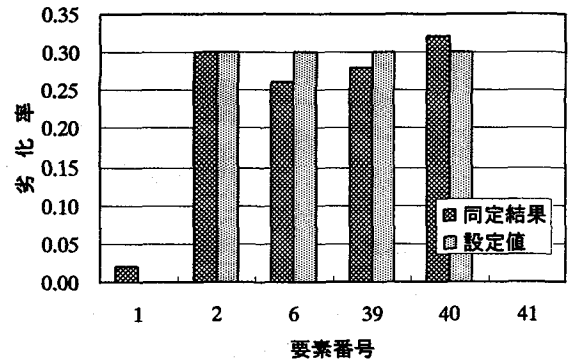
(c) 同定要素数 12 の場合

図-15 局所構造同定法による同定結果

ことにより、対象構造物の同定対象部分を部分系に分割し、その剛性劣化を同定する局所構造同定法の妥当性を検討した。この同定に関しては、構造モデルⅢにおける橋脚部分を同定対象部分として局所構造同定を行った。劣化要素は要素番号 2, 6 で、両要素にそれぞれ 30% の劣化率を設定した。図-15 (a) に要素 1, 2, 5, 6 の 4 要素を同定対象とした場合の結果を、(b) に要素 1, 2, 3, 5, 6 の 5 要素を、(c) には橋脚部分すべてに当たる要素 1~12 の全要素を同定対象とした場合の結果を示す。なお、同定に使用された固有振動数の数は低次からの 3 モードである。同定結果として、4 要素同定を行った場合は要素 1 に設定劣化率に対して約 7% のノイズ、5 要素同定の場

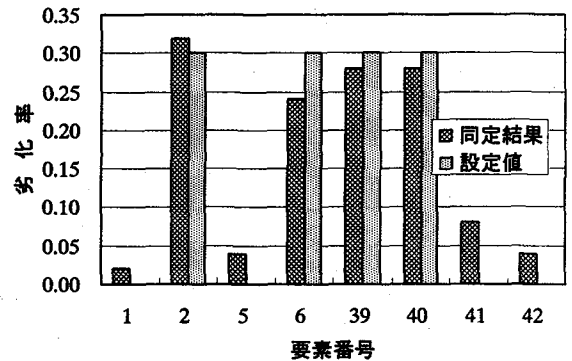


(a) 全体構造同定による結果

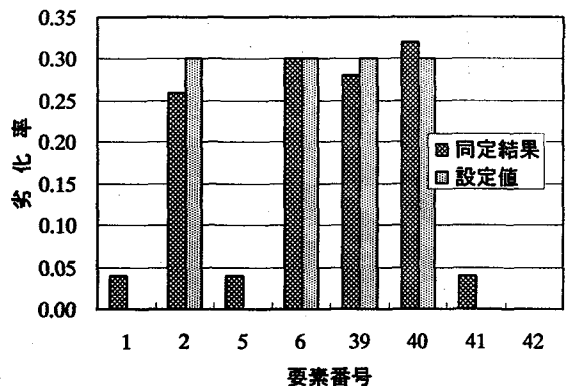


(b) 分散化構造同定による結果

図-16 分散化構造同定と全体構造同定による同定結果の比較 (6 要素同定)

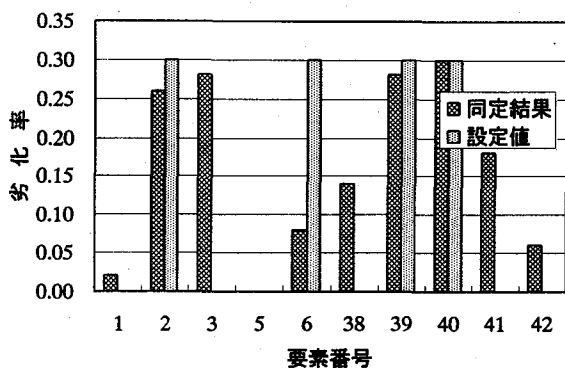


(a) 全体構造同定による結果

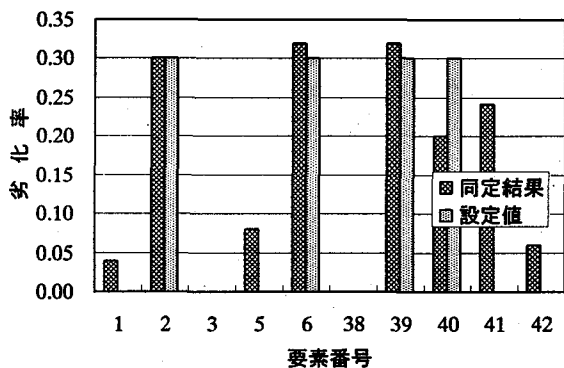


(b) 分散化構造同定による結果

図-17 分散化構造同定と全体構造同定による同定結果の比較 (8 要素同定)



(a) 全体構造同定による結果



(b) 分散化構造同定による結果

図-18 分散化構造同定と全体構造同定による同定結果の比較 (10 要素同定)

合は要素3に約27%のノイズ, 12要素同定の場合は要素1と3に約7%, 要素10に約27%のノイズが発生した。なお, 繰返し同定計算の回数はいずれのケースでも3回であった。

g) 分散化劣化同定による同定結果および全体同定による結果との比較

ここでは, 本研究で提案された分散化劣化同定法の同定能力を検討した。構造モデルⅢの橋梁モデルにおいて, 橋脚部分の要素2, 6とはり部分の要素39, 40に30%の劣化が存在するとして解析を行った。同定要素数は劣化要素を含む6, 8, 10要素とし, それぞれについて分散化劣化同定手法を用いて構造同定を行うとともに, 全体構造同定手法による劣化同定も行った。なお, 同定に使用された固有振動数の数は低次からの3モードである。

同定結果を図-16~18に示す。同定要素数が増えるにつれて同定精度が低下していると共に, ノイズも発生している。しかしながら, 全体構造同定を適用して6要素同定を行った結果と分散化劣化同定の結果を比較すると, 要素番号2の劣化率については分散化劣化同定の同定機能が有効に働いていることが確認できた。この傾向は, 同定要素数を8要素, 10要素に拡張した場合も同様であり, 同定要素数が増えることにより, 全体構造同定よりも分散化劣化同定の方がよい解が得られることがわかった。

このような結果から, さらに大規模で複雑な構造物への分散化劣化同定の適用可能性が確認できる。

6. おわりに

本研究では, 大規模で複雑な構造システムの構造同定のために, 有限要素逆解析を一般化し, 固有振動数を更新することのみによる局所劣化同定法を提案した。さらに, 局所劣化同定法の拡張であり, 各部分系に対して局所同定法を適用しながら, 構造システム全体を局所同定法の繰返し適用によって同定する分散化劣化同定法の提案も行った。そして, 各種の数値シミュレーションを行った結果, 以下のような結論を得た。

- 1) 全体構造同定法を用いて, 一定の固有振動数に対する同定可能要素の限界や測定固有振動数の数による同定精度の確認, さらに, 様々な劣化状態の同定可能性などを数値シミュレーションした結果, 固有振動数のみを入力情報として採用した場合の構造同定法の有効性を確認できた。
- 2) 式(16)のように定式化された組合せ最適化問題を解くために, 知識情報処理技術の一つである相互結合型ニューラルネットワークを適用した。そして, 数値シミュレーションの結果, 劣化同定能力が拡大されることが分かり, ニューラルネットワークの適応性が確認できた。
- 3) 橋梁モデル(解析モデルⅢ)を用いて局所劣化同定のシミュレーションを行った結果, その有効性が確認できた。また, 局所劣化同定法の拡張である分散化劣化同定法と全体構造同定法の同定能力の比較を行った結果, より大規模で複雑な構造物への適用可能性が確認できた。

参考文献

- 1) Hassiotis, S. and Jeong, G. D. : Identification of Stiffness Reduction Using Natural Frequencies, *Journal of Engineering Mechanics, ASCE*, Vol.121, No.10, pp.1106-1113, 1995.10.
- 2) Guyan, R. J. : Reduction of stiffness and mass matrices, *AIAA J.*, Vol. 3, p.380, 1965.
- 3) 構造工学委員会 AL (人工生命) 技術の構造システム最適化への応用に関する研究小委員会: 新しい構造システム最適化手法-人工生命技術の応用-, 土木学会論文集, No.543/I-36, pp.1~18, 1996.7.
- 4) 矢川元基: 計算力学とCAEシリーズ12 ニューラルネットワーク, 培風館, 1992.5.

(1999年9月17日受付)