簡略化ファジィ推論を用いた原子炉蒸気細管内の き裂深さ推定に関する計算手法*

小島 史 男^{*1}, 久保田 直行^{*2}, 谷 口 勝 久^{*3}

A Computational Method for estimating Crack Shape in Steam Generator Tubes of Nuclear Reactor System using Simplified Fuzzy Inference

Fumio KOJIMA^{*4}, Naoyuki KUBOTA and Katsuhisa TANIGUCHI

^{*4} Kobe University, Graduate School of Science and Technology,
1-1, Rokkodai, Nada-ku, Kobe, 657-8501 Japan

This paper deals with an eddy current inspection for steam generator tubes of nuclear plants. A computational method is developed for detecting and characterizing material flaws inside and/or outside tubes. Those defects can be detected as a probe impedance trajectory by scanning a pancake type coil. The fuzzy system is used to evaluate position and size of a defect in test samples. The effectiveness of the proposed method is demonstrated through computational experiments.

Key Words: Inverse Problem, Nondestructive Inspection, Identification, Parameter Estimation, Fuzzy Inference, Computational Intelligence

1. 緒 言

最近, 構造物の老朽化に伴い, システム保全を目的としたヘルスマニタリング技術に関心が高まっている⁽¹⁾. 特に原子炉等の極限作業環境下でのヘルスマニタリングはシステムの安全性を確保するうえで重要である. 原子炉における安全性のチェックは従来から多岐にわたって実施されているが, システムの長寿命化が問題となってきた現在の, 高度なメンテナンス技術が必要になってきている. この目的のためには, センサ技術の高度化とともに, 得られたデータに関する解析技術の確立が不可欠である. 本研究は, 磁場計測データを用いて, 原子炉内の蒸気発生器細管に存在する微傷欠陥の幾何学的情報を取得するための解析技術について検討したものである. 著者らはすでに逆問題解析手法をもちいて, 検査システムの入出力関係を数学モデルで記述し, パラメータ推定問題を解くことに

より, き裂形状を推定する手法を提案している⁽²⁾⁽³⁾. しかしながらこの推定機構を実現するためには膨大な計算量が必要となり, 非破壊評価の実用化のためには, 計算量の節約が望まれる. 本研究においては, 形状推定の高速化を目的として, ファジィ推論を用いた欠陥形状パラメータの暫定的な推論を行う手法について検討する.

2. 非破壊評価の概要と解析モデル

対象とした試験材料とその検査方法の概要図を図1に表す. 試験材料はINCONEL 600による平板であり, その中心部には放電加工による人工き裂が作成さ

Fig. 1 Sample material and measurement technique

* 原稿受付 1998年5月19日.

^{*1} 正員, 神戸大学大学院自然科学研究科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1).

^{*2} 正員, 大阪工業大学工学部 (〒535-8585 大阪市旭区大宮5-16-1).

^{*3} 大学工業大学大学院.

E-mail: kojima@cs.kobe-u.ac.jp

れている。試験材料の真上に配置したパンケーキ型コイルを励磁すると試験材料(導体)内に渦電流が発生する。この渦電流による反作用磁場がパンケーキコイルのインピーダンスを変化させる。励磁コイルは図1のように亀裂欠陥の直上を長さ方向に移動させて、コイルのインピーダンス変化の軌跡(リサージュ波形)を検査データとして入手する。

この検査過程の数学モデルは、空間三次元の Maxwell 方程式から導かれる磁気ベクトルポテンシャル $\mathbf{A}$ と電気スカラーポテンシャル ϕ によって与えられる⁽⁴⁾。パンケーキ型コイルに印加する交流の励磁電流密度を $\mathbf{J}_f$ とすると、空気領域における磁気ベクトルポテンシャルは次のポアソン方程式で記述できる。

$$-\frac{1}{\mu_0}\nabla^2\mathbf{A}=\mathbf{J}_f \quad \text{in } R^3-\bar{V} \quad \cdots\cdots\cdots(1)$$

ここで μ_0 は真空中の透磁率を表し、 $\bar{V}$ は空気領域との境界を含めた導体領域である。一方導体領域 V 内の磁気ベクトルポテンシャルは、導電率を σ とし、次の連立方程式で与えられる。

$$\frac{1}{\mu_0}\nabla^2\mathbf{A}=j\omega\sigma(\mathbf{A}+\nabla\phi) \quad \cdots\cdots\cdots(2)$$

$$\nabla\cdot(\mathbf{A}+\nabla\phi)=0 \quad \text{in } V \quad \cdots\cdots\cdots(3)$$

ω は励磁コイルに印加する交流電流の角周波数である。議論の簡単化のため、上式中の ϕ は

$$\phi(t)=\int_{-\infty}^t\phi(\tau)d\tau \quad \cdots\cdots\cdots(4)$$

とおいている。導体内に発生した渦電流の密度は式(2)の右辺、すなわち

$$\mathbf{J}_e=-j\omega\sigma(\mathbf{A}+\nabla\phi) \quad \cdots\cdots\cdots(5)$$

に相当する。この渦電流による励磁コイルの磁気ベクトルポテンシャルは次式により表現できる。

$$\mathbf{A}_e(r)=\frac{\mu_0}{4\pi}\int_V\frac{\mathbf{J}_e(r')}{|r-r'|}dV(r') \quad \cdots\cdots\cdots(6)$$

発生した渦電流によるコイルのインピーダンス変化は結局次式で記述できる。

$$\Delta Z=\Delta R+j\omega\Delta L=-j\omega N\oint\mathbf{A}_e d\mathbf{l}/I \quad \cdots\cdots(7)$$

ここで ΔR , ΔL , N , I はそれぞれ、パンケーキ型コイルのインピーダンス変化、リアクタンス変化、コイルの巻き数、電流である。き裂直上を長さ方向に移動させることにより、コイルのインピーダンス変化が得られる。測定点数を p 個とすると各位置におけるインピーダンス変化に関するモデル出力 $\{\Delta Z^i(\mathbf{q})\}_{i=1}^p$ が計算できる。

3. 形状推定機構

簡略化ファジィ推論を用いて形状推定を行うために

は、異なる形状間において、測定されたデータに何らかの特徴量の差異がなければならない。これらの特徴量を2章で生成した解析モデルによって取得された知識に基づき、ファジィ推論ルールを生成する。ここでは、代表的な形状に関する数値情報(有限要素解析結果)を用いて簡略形ファジィ推論により、ファジィルールの学習を行う。

3・1 データベースの作成 ここではファジィ推論機構を構築することを目的として、多様なき裂形状に対する計測データを収集するかわりに、すでにパラメータ推定問題によってその有効性が示されている有限要素境界要素併用法による解析モデル⁽⁴⁾の数値解をもちいて推論機構のためのデータベースを作成する。これを実行するために、まずき裂形状のモデル化を行う。き裂の位置、幅、長さはあらかじめ特定されているものと仮定する。これはき裂周辺のインピーダンス変化の絶対値の特徴から簡単に判別可能である⁽⁶⁾。またき裂幅は視覚情報からはとらえられない程度に狭いものとし、き裂の深さが長さ方向に変化すると仮定する。いまき裂長さ方向に代表点を s 個設定する。この与えられた代表点における深さの情報を解析モデルに対する入力パラメータベクトル $\mathbf{q}=\{q_1, q_2, \dots, q_s\}$ で表す。このとき、導体領域における磁気ベクトルポテンシャルおよび電気スカラーポテンシャルの時間微分の有限要素解を

$$\{\mathbf{A}_d\}=\{A_x^e, A_y^e, A_z^e\}^T, \quad \{\phi_d\}=\{\phi^e\}^T$$

とすると、有限要素-境界要素併用法により、式(1)～(3)は、次の代数方程式に帰着される⁽⁴⁾。

$$[L+K](\mathbf{q})\begin{Bmatrix}\mathbf{A}_d \\ \phi_d\end{Bmatrix}=\{F\}(\mathbf{q}) \quad \cdots\cdots\cdots(8)$$

このようにしてモデル出力であるインピーダンス変化は $\mathbf{q}$ に依存して

$$\{\Delta Z_d\}(\mathbf{q})=[\mathcal{H}](\mathbf{q})\{\mathbf{A}_d, \phi_d\}^T(\mathbf{q}) \quad \cdots\cdots\cdots(9)$$

で計算できる。ここで $[\mathcal{H}](\mathbf{q})$ は式(5)～(7)を離散化した補間行列である。

3・2 簡略化ファジィ推論による推定機構 き裂形状の特徴 $\mathbf{q}$ に対応するコイルのインピーダンス変化の計算量 $\{\Delta Z_d\}(\mathbf{q})$ に関する変化の特徴量を $n(\leq p)$ 次元のベクトル量

$$\{\mathbf{u}\}=T\circ\{\Delta Z_d\}(\mathbf{q}) \quad \cdots\cdots\cdots(10)$$

で与えられるものとする。この特徴量をファジィ推論機構の入力変数にとる。推論機構の出力はき裂形状に関するパラメータベクトル $\mathbf{q}\in R^s$ である。ファジィ集合を $A_{i,j}(i=1, \dots, n; j=1, \dots, m)$ で表すと、 k 番めのルールは

$$\text{if } u_1 \text{ is } A_{1,j(1,k)} \text{ and } \cdots u_n \text{ is } A_{n,j(n,k)},$$

then q_1 is w_k^1 and $\dots q_s$ is w_k^s
 で記述できる。簡略化ファジィ推論においては、後件部 $w_k^r (r=1, 2, \dots, s)$ は単なる実数値で与える⁽⁶⁾。前件部のファジィ集合 $A_{i,j}$ に関するメンバシップ関数を $\mu_{i,j(i,k)}(u_i)$ で表記すると、ルール k に関する適合度 μ_k は各メンバシップ関数による代数積

$$\mu_k(u) = \prod_{i=1}^n \mu_{i,j(i,k)}(u_i) \dots\dots\dots (11)$$

で計算できる。このようにして推論機構の出力値 $\hat{q}$ は w_k^r の適合度に関する期待値

$$\hat{q}_r(u) = \frac{\sum_{k=1}^{m^n} \mu_k(u) w_k^r}{\sum_{k=1}^{m^n} \mu_k(u)} \quad \text{for } r=1, 2, \dots, s \dots\dots\dots (12)$$

で与える。後件部の実数値の集合 $\{w_k^r\}$ は以下に述べる学習則に基づいて調整し、式(12)で与えられる推定機構を構築する。すなわち、形状パラメータ q とファジィ推論機構の出力値 $\hat{q}(w)$ との二乗誤差

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^s |q_r - \hat{q}_r(u; w^r)|^2 \dots\dots\dots (13)$$

が最小となるように $w^r = \{w_k^r\}_{k=1}^{m^n}$ を調節する。最急降下法によりこの出力値を調整するとすれば、その学習則は以下の繰返し計算により求めることになる。

$$w_k^r(t+1) = w_k^r(t) - \tau \frac{\partial E}{\partial w_k^r} \bigg|_{w_k^r = w_k^r(t)} \quad t=0, 1, 2, \dots \dots\dots (14)$$

ここで τ は繰返し演算におけるステップ幅を意味する学習係数である。上式中の二乗誤差関数に関する w の感度は容易に計算され、ルール k に関する感度は

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_k^r} &= \frac{\partial E}{\partial q_r} \frac{\partial q_r}{\partial w_k^r} \\ &= -(q_r - \hat{q}_r(u; w)) \frac{\mu_k(u)}{\sum_{i=1}^{m^n} \mu_i(u)} \dots\dots\dots (15) \end{aligned}$$

となる。このようにしてファジィ推論に関する学習のデルタルールは

$$w_k^r(t+1) = w_k^r(t) + \tau \frac{\mu_k}{\sum_{i=1}^{m^n} \mu_i(u)} \delta^r(t) \quad t=0, 1, 2, \dots \dots\dots (16)$$

で与えられる。ここに $\delta^r(t) = q_r - \hat{q}_r(u; w(t))$ である。図2にここで提案している学習方策のブロック線図を示す。

4. 計算実験

実験の対象とした試験材料は $20 \times 20 \times 1.25$ mm の INCONEL 600 (導電率 $\sigma = 1.0 \times 10^6$ S/m, 透磁率 $\mu_0 = 4\pi \times 10^{-7}$ H/m) である。この材料中心部にき裂の長さおよび幅が 10 mm および 0.2 mm のき裂があると仮定した。なおプローブコイルは内径 1.2 mm, 外径 3.2 mm のパンケーキ形コイルとし、巻き数を 140 ターンとして計算を行った。またコイルは周波数 300 kHz の交流電流により励磁していると仮定した。

4.1 インピーダンスの絶対値の変化量を用いた場合
 ここでは式(10)の変換が

$$(x_1, x_2, \dots, x_p) \rightarrow (|x_1|, |x_2|, \dots, |x_p|) \dots\dots\dots (17)$$

で与えられた場合について推論機構を構築していく。これは複素量であるインピーダンス変化のモデル出力 $\{\Delta Z_d\}(q)$ をその絶対値で特徴づけた場合に相当する。形状パラメータ q の次元は $s=6$ に、データ特徴量 $u(q)$ の次元は $n=p=5$ とした。ファジィ推論機構の設定を表1にまとめる。この推論に必要なデータとしてはき裂両端深さを 20% から 80% までを 20% ごとに 4 種類の深さを設定し、計 16 種類のき裂深さの形状に

Table 1 Experimental condition

	Number of Fuzzy sets m	Learning rate τ	Number of Teachings / Testings
Case 1	2	0.05	14/2
Case 2	3	0.05	14/2
Case 3	3	0.10	14/2

Fig. 2 A block diagram of fuzzy learning mechanism

関するデータベースを作成した。なおき裂はコイルに対して外側にある場合について検討した。

図3は式(16)の繰返し数に対する式(13)で与えられる誤差の変化を示している。表2はこの学習結果を用いて、未学習の欠陥形状に対して推論機構をテストした結果である。表2中の推定性能の判定には以下の式を用いた。

$$\gamma = \frac{|q_0|}{|\hat{q} - q_0|} \quad \dots\dots\dots (18)$$

ここで q_0 は真値を意味する。また推定形状と真の形状との比較の例を図4および5に示す。

図4および5の結果から、良好な推定精度が得られていることがわかる。表2より式(14)の学習係数については推定精度は問題依存となっているが、メンバシップ関数の設定数を2個から3個にすると推定精度の改善が認められる。なお関数の設定数が4以上の場合についても計算実験を実施したが、この場合は未学習領域の増大に伴い、推定精度の大幅な改善は認められず、計算処理の観点から考慮しても、3個程度のファジィ集合での識別度が適切であることを確認した。

4.2 データの特徴量を縮約した場合 ファジィ推論を行う場合、調整しなければならないパラメータ w_k の数は用意するメンバシップ関数の数を m 個とすると m^n 個となるので、推論に使う入力データ数 n が増大すると学習に関する計算量が必然的に増加し、これに伴って学習効果も減少していくと考えられる。そ

こで式(10)によるデータの特徴量の次元はできるだけ小さくとったほうがよい。本節では、インピーダンス軌跡の代表点 p 組のデータを3個の特徴量に縮約する方法を提案する。欠陥がコイルに対して内側か外側かはインピーダンス変化の位相差、また欠陥深さはその絶対値で特徴づけられる。き裂深さがほぼ一様であれば、以上の特徴量を抽出するだけで十分であるが、深さが一定の割合で変化していく場合、インピーダンス変化の軌跡は図6にあるようにループ形状をとる。このループ形状の特徴は最遠点の適当な近傍における軌跡の代表点との位相差、すなわち $\Delta_k = \angle x_{k+1} - \angle x_{k-1}$ を取ることにより抽出することができる。以上をまとめると特徴量への変換 T は以下のようにおこなう。

$$T: (x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow (|x_k|, \angle x_k, \Delta_k) \quad \dots\dots\dots (19)$$

3.1節の方法で構成したデータベースをもとに表3にあげる9種類の計算実験を実施した。実験で用意したデータベースは前節で用いた16種類のデータである。Case4からCase7までは14種類の欠陥形状に関する教師信号に対して、残りの2種類の欠陥に関するテストを行った。Case8およびCase9はデータの特徴

Fig. 4 True and estimated shape (Case 1, Slope, 40-60%)

Fig. 5 True and estimated shape (Case 2, Slope, 80-40%)

Table 2 Estimated results (Case 1-Case 3)

	Accuracy γ	
	Slope (40 - 60%)	Slope (80 - 40%)
Case 1	126.1	35.56
Case 2	135.2	42.29
Case 3	132.7	44.20

Fig. 3 Error of learning process

Fig. 6 Impedance trajectory for slope defect

Table 3 Experimental condition

	Number of Fuzzy sets m	Number of Input n	Number of Teachings /Testings
Case 4	2	3	14/2
Case 5	3	3	14/2
Case 6	4	3	14/2
Case 7	5	3	14/2
Case 8	3	2	14/2
Case 9	4	2	14/2
Case 10	3	3	10/6
Case 11	3	3	8/8
Case 12	3	3	6/10

Table 4 Estimated results (Case 4-Case 9)

	Accuracy γ	
	Slope (40 – 60%)	Slope (80 – 40%)
Case 4	313.8	30.36
Case 5	122.2	810.3
Case 6	80.05	122.1
Case 7	73.35	4016
Case 8	110.3	110.5
Case 9	97.28	42.72

Table 5 Estimated results (Case 10-Case 12)

	Accuracy γ	
	minimum value	maximum value
Case 10	583.9	19.56
Case 11	1537	12.30
Case 12	29.75	8.699

量を式(19)の最初の2入力のみを用いてメンバシップ関数を変えて実験をおこなった。Case 10からCase 12までは教師信号とテストデータの割合を変更して推論機構の性能を調べた。

学習終了後の推論機構のテストデータに対する動作確認を行った結果について、その推定性能を表4および5にまとめる。

Case 4からCase 7までの結果からメンバシップ関数の設定数にかかわらず良好な推論結果が導出された。またCase 8およびCase 9においては、式(19)で与えられる入力のうち Δ_k をぬいて残りの2入力で実験を行った。この実験結果からは推論機能が十分働いていないことが確かめられ、式(19)の3番目の入力が欠陥のスロープ形状を決めるのに大きく貢献していることがわかる。またCase 10からCase 12までの実験結果から、少ない学習データにおいても、スロープの

Fig. 7 True and estimated shape (Case 11, Slope, 40-60%)

Fig. 8 True and estimated shape (Case 11, Slope, 60-80%)

傾きの推定に関してはほぼ真の形状を補足していることが判明した。表5のなかで最良の場合と最悪の場合の真の形状と推定形状の比較を図7と8にそれぞれ与える。

図7は表5にもあるとおり、計算実験(Case 4-Case 12)のなかで最も良好な推定結果であり、この場合は文献⁽²⁾⁽³⁾で提案したパラメータ推定の必要はない。また図8は計算実験中最悪の結果であるにもかかわらず、欠陥のスロープ形状に関する情報は取得しており、これを推定の初期値として、前述のパラメータ推論機構に適用すれば、パラメータ推定を独自に運用するときに比較して、少ない反復回数でさらに精度の高い推定結果が得られるものと期待できる。

この方式による推定性能の妥当性を検証するため、正答率の実験を行った。まずき裂の両端の深さを20%から80%まで10%きざみで分け、この組合せにより49種類の欠陥形状とそれらがプローブコイルに対して表裏にあるとして併せて98種類のインピーダンス軌跡に関するデータベースを作成した。これらの98種類のデータを半分ずつ無作為に二つのグループにわけ一方を学習用に、片方をテスト用に用いて実験を行った。評価式(18)のしきい値としては、き裂の種類を10%刻みの深さで判定したことを考慮して、推定形状が深さ方向で $\pm 5\%$ の誤差の範囲で推定結果ができたときを良好とし、それ以外は推定できなかったと判断して正答率を求めた。このような判定基準をもとに異なる5種類のグループにおいて得られた正答率(%)を表6に与える。なお表3の結果からも明らかなように、メンバシップ関数を5個以上用いた場合は未学習領域が増加し、推定精度の向上は望めないと考えられる。

最後に実データに適用した結果を以下に示す。実験

Table 6 Correction rate

	Number of Fuzzy sets (%)	
	$m = 3$	$m = 4$
Case 13	79.6	87.8
Case 14	83.7	89.8
Case 15	77.6	79.6
Case 16	91.8	87.8
Case 17	75.5	85.7
Average	78.4	85.1

Fig. 9 Experimental setup

データは(株)原子力エンジニアリングで実施された計測結果を用いて行った⁽⁵⁾。図9は実験設備の概要である。励磁コイルにより生成された渦電流によるインピーダンス変化は図9のLCRメータを通じて検出される。コイルと試験材料表面との距離を上部の調節ねじにより、またコイル位置は供試材料をおいているテーブルを x - y 方向に移動することによりインピーダンス変化の軌跡を取得している。実験に使用した材料およびコイルのサイズは本節のはじめに記述したものと同等である。図10は、以上の実験環境のもとでの内面深さ60%の長方形断面に関するインピーダンス変化の実データであり、図11はその推定結果を示したものである。

図11より、推定値は60%深さの長方形断面に対してゆるいスロープ形状を再構成しているが、中央付近でき裂深さを正確に捉えることに成功しており、ここで提案した推定計算法の実データによる有効性が確認できた。

なお計算処理時間についてであるが、IBM 互換 PC (CPU セルロン 233 MHz, Linux OS)での計算使用環境において表3にあるCase5の場合の学習時間は平均6.5秒(試行回数6回)である。文献⁽²⁾で提案されたパラメータ推定手法との単純な比較は困難であるが、パラメータ推定で必要となる1回の順解析には約

Fig. 10 Impedance trajectory (Experimental data)

Fig. 11 True and estimated shape (Rectangle Inner Defect 60%)

20分(SUN SPARC 20を使用した場合)を要し、パラメータ推定では、さらに多数の順解析を反復実行せねばならないことを考慮すると、本論文で提案した手法により推定計算の大幅な高速化が図られたことになる。

5. 結 言

本研究では、簡略化ファジィ推論を用いた原子炉の蒸気発生器細管のき裂深さを同定する計算手法について考察した。有限要素境界要素併用法による渦電流深傷の解析モデルをもとに各種欠陥形状に対するコイルインピーダンス変化のデータベースを作成し、このデータを学習にもちいて、き裂深さの推定を行う計算手法を示した。提案した手法によれば、学習に要する時間も少なく、あらかじめデータベースを構築しておけば、短時間でき裂形状の推論が可能となる。なおここでは、き裂深さが一定の長方形断面と、き裂両端の深さが異なるスロープ形状の推定のみについて推論機構を構築したが、その他の一般的な形状については、ここで求められた推定形状の初期推定値として、文献⁽²⁾で提案した感度解析にもとづくパラメータ推定法との統合化をはかれば、さらに精密な推定が可能と考えられる。本研究においては、コイルインピーダンス変化による観測データを直接用いるのではなく、その特徴量を縮約して推論を行う方法を提案しており、この方法が有効であることは実データを用いた実験を通じて

確認している。式(10)の構成を自動化するための計算
知能化技術の開発は今後の課題である。

文 献

- (1) 山本鎮男(編), ヘルスマニタリング—機械・プラント・
建築・土木構造物・医療の健全性監視—, (1999), 171-
239, 共立出版.
- (2) 小島史男・岡本十蔵・大野泰彦, 有限要素境界要素併用
法を用いた電磁場逆解析による蒸気発生器細管材料のき
裂形状推定に関する計算手法, 機論, **63**-612, C(1997),
2650-2656.
- (3) 福富広幸・高木敏行・谷順二・小島史男, 辺要素有限要
素法と Trust Region 法を用いた渦電流探傷法における
き裂深さの推定法, 非破壊検査, **47**-10(1998), 754-762.
- (4) 坪井始・内藤督(編), 実践数値電磁界解析法, (1995), 127-
150, 養賢堂.
- (5) 下根純理・前田功太郎・原田豊, パンケーキコイルによ
る特殊形状き裂のインピーダンス変化測定, 日本 AEM
学会第 5 回 MAGDA コンフェレンス講演予稿集, (1996-
3), 121.
- (6) 市橋秀友・渡辺俊彦, 簡略化ファジィ推論を用いたファ
ジィモデルによる学習型制御, 日本ファジィ学会誌, **2**-
3(1990), 429-437.