

超音波探傷波のパターン認識による欠陥識別

Identification of Defects by Using Pattern Recognition Through Ultrasonic Inspection

黒住 保夫 (Yasuo Kurozumi)* 吉荒 俊克 (Toshikatsu Yoshiara)†

要約 原子力発電所の定期検査における供用期間中検査 (ISI) は、主に1次冷却材圧力バウンダリーの溶接部を対象に非破壊検査、特に超音波探傷検査を使用して行われている。一般に超音波探傷検査において評価対象となっている信号情報は、欠陥からの反射エコーの波形データである。この波形データに基づき、反射源位置および反射波高値の2つのデータで欠陥かどうかの判定を検査員が行っている。従って、このデータの判定は検査員の能力に大きく依存している上、対象範囲のほとんどがステンレス鋼溶接部であり、欠陥エコーとまぎらわしい疑似エコーが非常に多く、検査員の負担となっている。

このデータの判定方法については、コンピュータの進歩と相まって種々の手法が開発されている。本研究においては、学習機能を保有する超音波探傷検査システムを使用して、探傷欠陥の判定能力を検証し、検査員の欠陥判定の支援ツールとしての適用可能性を検討する。

本報では超音波探傷波の時間領域、周波数領域におけるプロファイルをパターン認識により、統計的に処理する学習機能の検証の第一ステップとして、標準試験片の欠陥を使用して検証した。その結果、形状識別が可能であったことから本システムの有効性が認められた。

キーワード 超音波検査, 欠陥検査, エキスパートシステム, 学習, クラスタ解析, 欠陥同定, パターン認識

Abstract Periodic inspection of nuclear power plants during their commercial operation are conducted mainly on the welding parts of primary coolant pressure boundaries by using non-destructive inspection techniques, particularly ultrasonic inspection. Generally, the signal information that is the inspection subject with the ultrasonic method is waveform data of reflected echoes from the defective parts.

Based on this waveform data, inspectors judge whether defective parts exist or not by using two sets of the data; locations of reflected waves and heights of reflected waves. Because of this condition, the judgement of defects depends heavily on the capability of the inspectors. Furthermore, most inspected parts are welded of stainless steel, which produces many pseudo-echoes similar to defective echoes. This also adds to the burden on inspectors.

With the advances of computer technology, various methods have been developed for the judgement of the aforementioned data. In this study, we will examine the judging capability of an ultrasonic inspection system that has learning capability and its possibility as a support tool for inspector's efforts to find defective parts. We examined the learning capability of the ultrasonic inspection system that recognizes the patterns of profiles in time domain and frequency domain by applying statistical method to a standard test piece. As a result, we found that it is possible to discern the configurations, which backed up the effectiveness of this system.

Keywords ultrasonic inspections, defect inspections, expert system, learning, cluster analysis, defect identification, pattern recognition

*技術システム研究所 経年劣化部門

†非破壊検査(株) 安全工学研究所

1. はじめに

供用期間中検査 (ISI: In Service Inspection, 以下ISIと呼ぶ。) は, 原子力発電所の定期検査の主要作業の一つである。その目的は, 原子炉容器をはじめとする1次冷却材圧力バウンダリーの健全性の確認である: ISIには, 目視検査の他, 液体浸透探傷検査, 磁粉探傷検査, 放射線透過検査, 超音波探傷検査等の非破壊検査が適用される。

中でも超音波探傷検査は, 原子炉容器本体の溶接部をはじめ, 原子炉容器と配管, 配管と蒸気発生器, 原子炉冷却材ポンプと配管, 配管と配管など1次冷却材圧力バウンダリーの範囲内に存在する多数の溶接部に対して, 一定のインターバルで実施されなければならない。原子炉容器本体の溶接部は, 既に自動化が完了しているが, 他のほとんどの溶接部は, 検査員が手動で検査を実施している。この場合, 対象となる溶接部のほとんどは, 低合金鋼とステンレス鋼の異種金属溶接部またはステンレス鋼とステンレス鋼の溶接部である。

超音波探傷検査において評価対象となっている信号情報は, 欠陥からの反射エコーの波形データである。この波形データに基づき, 反射源位置および反射波高値の2つのデータで欠陥かどうかの判定を検査員が行っている。従って, このデータの判定は検査員の能力に大きく依存している上, 対象範囲のほとんどがステンレス鋼溶接部であり, 欠陥エコーとまぎらわしい疑似エコーが非常に多く, 検査員の負担となっている。

ISIが, 定期検査の主要作業であることから定期検査工程への影響, また対象範囲が1次冷却材圧力バウンダリーであることから高い検査の信頼性を要求されること, さらに検査員への被ばくを考えると, このISIの欠陥判定の信頼性を向上させ同時に能率を向上させることには, 大きな意義があると考えられる。

一方, 超音波探傷検査は, 他の非破壊検査手法と比較して, (1) 全試験範囲をカバーして欠陥の発生位置による適用性の著しい低下を来さない, (2) 入出力信号が電気信号であり, 信号処理に順応性が高い, (3) 実機適用に際し, 法規制や作業制限が比較的緩やかである, (4) 超音波の伝搬, 反射および透過の各性質は, 個体物性の基本定数である密度およ

び弾性率に依存し, 材料物性に敏感である, 等の特徴があり, 分析方法の開発状況によっては, 様々の信号データ利用可能性がある。

近年, 超音波探傷データの分析方法は, コンピュータ技術の進歩とともに急速な発展を遂げつつある。例えば, ニューラルネットワークの学習機能を利用して, 欠陥の形状, 寸法の分類, 同定, 解析を行う手法が検討されている。(1)(2)(3)(4) また, エキスパートシステムを利用したものは, ファジイ理論による欠陥の判定(5)(6)(7), クラスタ分析法, パターン認識法による欠陥検出精度の向上(8), 超音波データの解析, 弁別法の検討(9), 鉄骨溶接部の欠陥自動判定(10), 原子力発電所のステンレス鋼配管の応力腐食割れの識別(11)等様々な研究がある。

本研究において使用する「テストプロ」(表1) は, こういった新しい分析方法の一つで, 欠陥からの反射エコーをパターン認識により識別し, これを学習する機能を保有する超音波探傷システムである。本研究では, このシステムが, 上記ISIにおける検査員の欠陥識別の支援ツールとして適用可能であるかどうかの確認を行う。

本報では, その第一ステップとして標準試験片の欠陥に対する本システムの欠陥識別能力を検証した。

2. パターン認識による学習機能の概要

本研究における学習機能とは, 探傷システムに内蔵されたコンピュータにより未知反射源からのエコーの特徴を定量的に分析し, あらかじめ記憶させておいた各種欠陥の反射波特徴量の統計分布と照らし合わせ, パターン認識により欠陥の種類を識別するものである。識別精度は, 下記項目にかかっている。

1. あらかじめ記憶させる既知反射源からのエコーデータ (以下, 学習データと呼ぶ。) の適正さ
2. 注目する特徴量の適正さ
3. 識別アルゴリズムの適正さ

これらを適切に設定することにより, 本システムが適切な欠陥識別能力を持ち得ることになる。

本システムが取り扱うパターン認識の処理対象は, 欠陥からの超音波反射波の時間領域, 周波数領域に

おけるプロファイルであり、それぞれの領域において最大振幅、中心周波数等71項目にのぼる固有の特徴量である。図1に時間領域における特徴量のサンプル、図2に周波数領域における特徴量のサンプルを示す。

一般にN個のエコープロファイルは、それぞれM個の特徴量を成分とするベクトル変数 X_i によって次式のように表現される。

$$X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}]$$

$$(i = 1, 2, \dots, N)$$

幾何学的に捉えると、1つのエコープロファイルは、図3に示すようにM次元の特徴量空間の1点とみなすことができる。図3のように、欠陥の種類毎にエコープロファイルがこの特徴量空間で異なる分布を示すならば欠陥種類の識別が可能となる。

本報では、時間領域、空間領域におけるエコープロファイルを高速に分析し、上記の71種類の特徴量に注目したパターン認識による欠陥種類の識別を行うインフォメトリックス社製の「テストプロ」を用いて、標準試験片の欠陥を対象に検討した。

3. 試験装置および試験片

本研究で使用した装置、探触子および試験片は表1のとおりである。なお、狭帯域用の5個の探触子は、JISに基づく探触子性能試験を実施し、試験周波数、屈折角等の性能パラメーターがばらつきの中心にあるものを標準探触子とした。図4に探傷器及び探触子の外観写真を示す。

また、図5に探触子時間領域、周波数領域におけるエコープロファイルの例として5MHz、45°、狭帯域および2MHz、45°、狭帯域探触子によるSTB-A1試験片の100R面からの反射エコーを示す。

超音波探傷装置	
インフォメトリックス社製 テストプロ	
超音波探触子	
狭帯域2MHz：	屈折角45/60/70 各5個
5MHz：	屈折角45/60/70 各5個
広帯域5MHz：	屈折角45/60/70 各1個
	探触子数計 32個
試験片および対象欠陥	
標準試験片：	STB-A1, 2dX301 スリット
	STB-A1, 1.5mm 横穴
	STB-A2, φ4X4mm 縦穴
対比試験片：	RB-4 No.1, φ2.4mm 横穴
	RB-4 No.2, φ3.2mm 横穴
	対象欠陥数計 5個

表1 試験装置および試験片

4. 学習用データならびに識別用データの採取

本報においては、対象欠陥として表1に示すように標準試験片のスリット、縦穴、横穴の3種を選定し、学習に用いた探触子（以下、スタディセンサと呼ぶ。）と未知反射源を識別するために用いた探触子（以下、サーチセンサと呼ぶ。）の仕様の差ならびに探傷位置の差が欠陥形状識別性能に与える影響を検証した。

「学習」とは、形状や種類が既知である欠陥の反射エコープロファイルをあらかじめシステムに取り込んで特徴分析し、その分析結果を基に未知欠陥からのエコープロファイルの識別を行うための「ルール」を作成することである。この「ルール」は、弁別ファイルとして保存される。この時、あらかじめシステムに与える既知欠陥のエコープロファイルを学習用データと呼ぶ。また、学習結果と照らし合わせて欠陥種類を識別するためにシステムに与えるエコープロファイル、すなわち欠陥識別性能を評価するための未知欠陥からのエコープロファイルを識別用データと呼ぶ。

4.1 学習用データの採取

学習用データの採取は、図6に示すように、各標準欠陥について最大波高値を示す探触子位置を原点

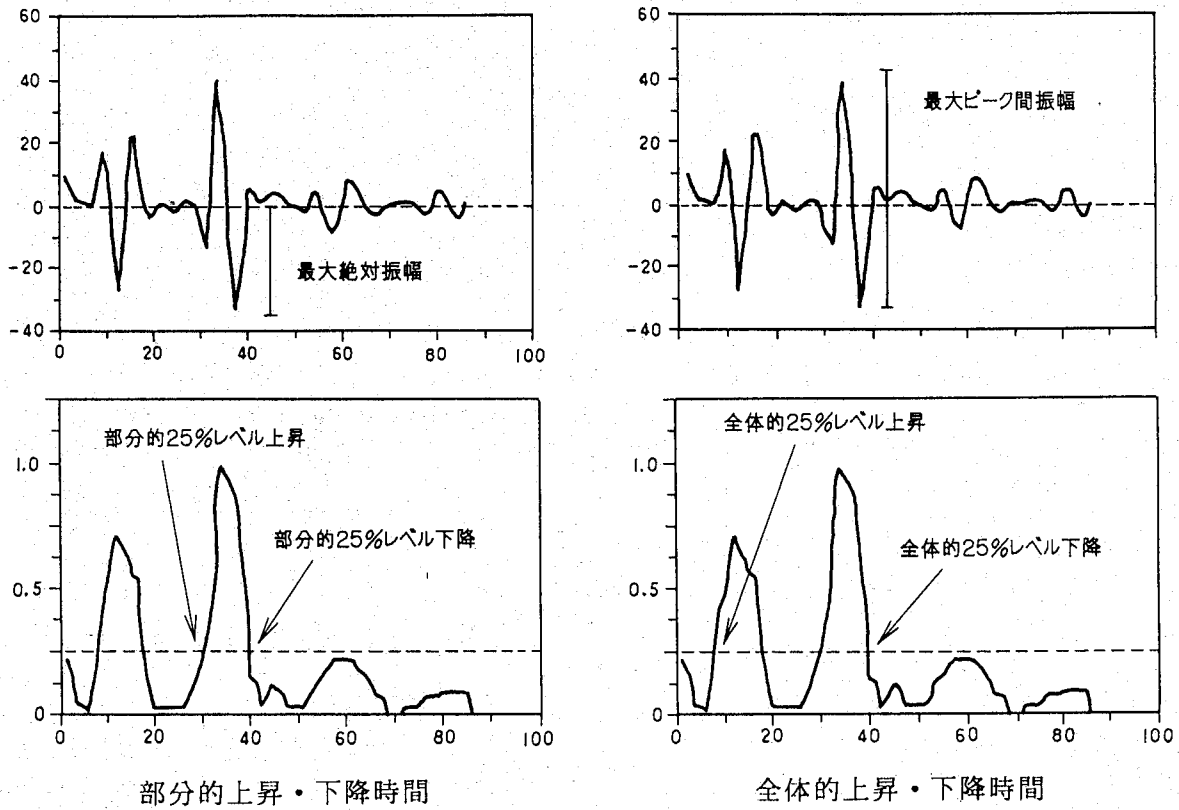


図1 時間領域における特徴量

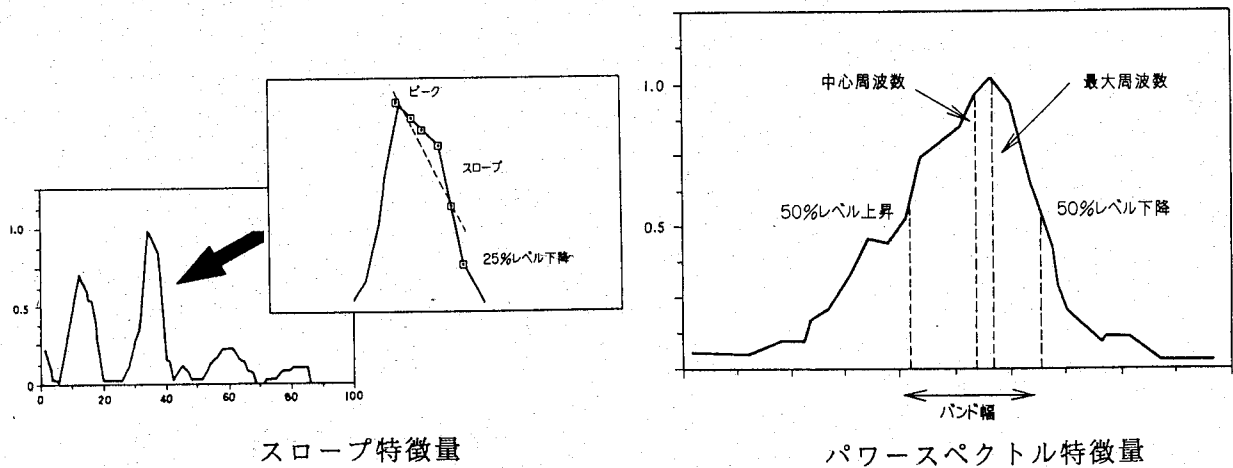


図2 周波数領域における特徴量

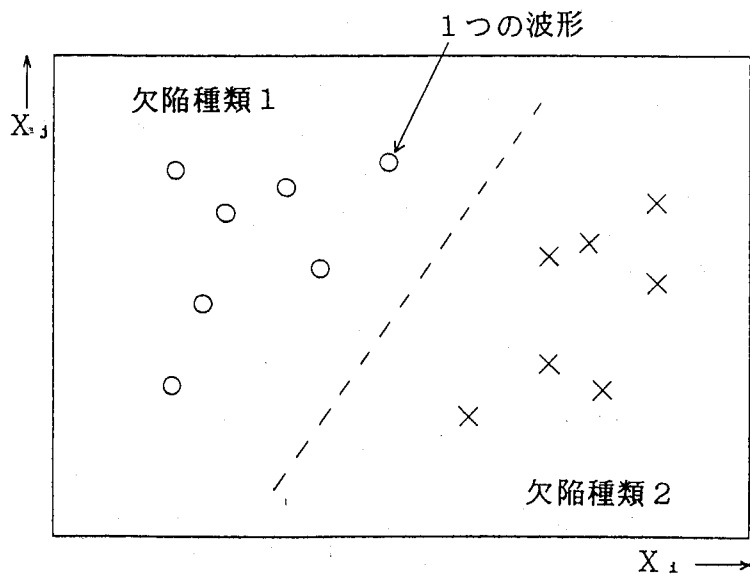
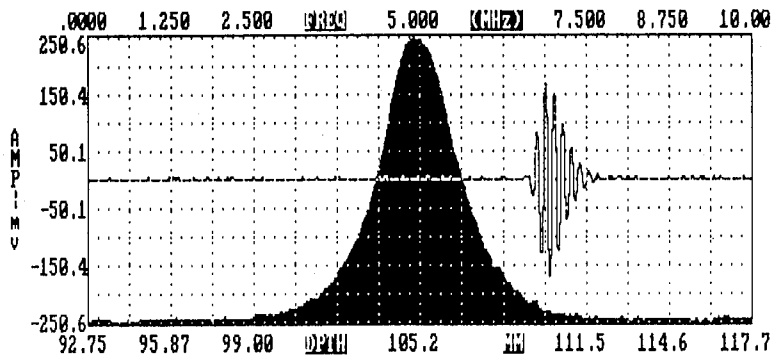


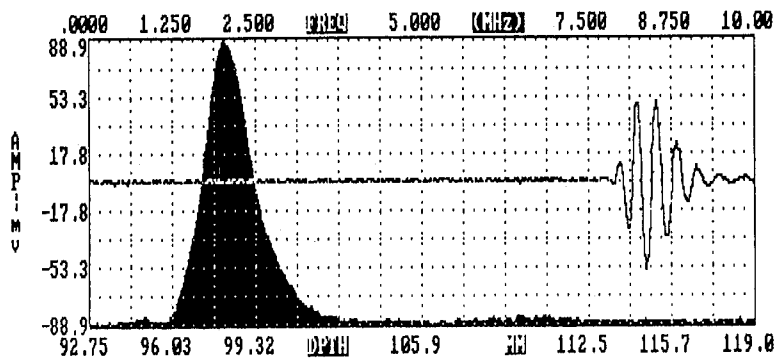
図 3 特徴量空間における波形の表現



図 4 探傷器及び探触子の外観写真



(a) 5 MHz, 45°, 狭帯域センサ



(b) 2 MHz, 45°, 狭帯域センサ

図5 使用センサの時間領域、周波数領域での波形例

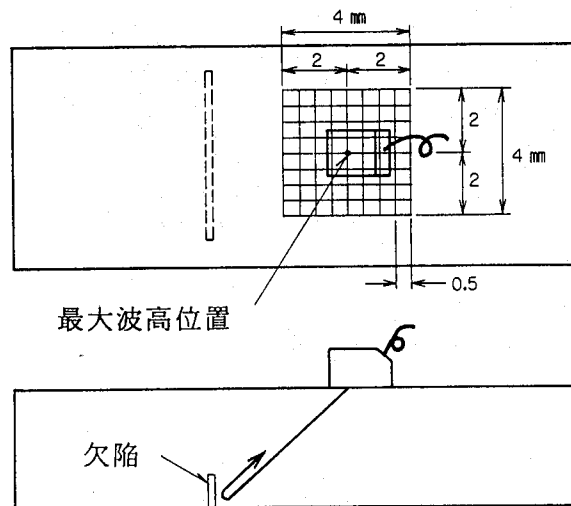


図6 データ採取範囲

とし、前後をX距離、左右をY距離と設定したのち、

$$X = 0 \pm 2 \text{ mm}$$

$$Y = 0 \pm 2 \text{ mm}$$

の範囲を0.5mmピッチで計81のエコープロファイルを採取し、これを1つの学習用データファイルとしてメモリに保存した。±2mmとしたのは、最大波高値をさがすときの探傷検査員の個人差を想定したものである。

作成した学習用データファイル数は、狭帯域探触子の標準品6個と、広帯域探触子2個計8個の探触子と5種の標準欠陥の組み合わせから全部で、

$$8 \times 5 = 40$$

である。図7に採取したエコープロファイルの例を示す。1つの学習用データファイルは、このようなエコープロファイル81個から構成されている。図8に試験状況の写真を示す。

4.2 識別用データの採取

識別用データの採取は、各標準欠陥について学習用データと同じ0±2mmの範囲を1mmピッチで計25のエコープロファイルを採取し、これを1つの識別データファイルとしてメモリに保存した。但し、欠陥形状の識別性の検証試験では最大波高値のエコープロファイルを評価することとし、その他のデータは、探傷位置の影響評価に使用した。作成した識別用データファイル数は、全探触子数32個と5種の標準欠陥の組み合わせから、

$$32 \times 5 = 160$$

である。

5. 学習用データの統計処理

5.1 ランクオーダー処理

本システムは、学習段階における欠陥の識別に際し、先に紹介した71種類のエコープロファイル特徴量のうち対象欠陥の種類に応じて識別率の高い最適な特徴量数種を選択するランクオーダー処理を行う。今回の標準試験片のスリット、横穴、縦穴の3種の識別に際しては、周波数領域における特徴量のうち、バンド幅、パワースペクトル最大周波数、スペクトルの上昇勾配の3種類が選択された。図9にこの3種の特徴量をスリット、横穴、縦穴の標準欠

陥についてヒストグラム表示した例を示す。

5.2 クラスタ（群）解析

次に採取した学習用データを基に、先に選択した3種の特徴量空間上での分布の構造を分析するため、クラスタ解析を行った。クラスタ解析では、特徴量空間上でのデータの分布状況から、これをクラスタに分類する。図10は、さらにこのクラスタ分布状況を統計解析におけるK-L変換により2次元に表示した例である。図10は、探触子が5MHz、45°、狭帯域の例であるが、他の探触子条件においても同様に、欠陥形状毎にエコープロファイルは特徴量空間上で異なったクラスタを形成したことから、学習用データを100%区別していることがわかった。

6. 標準欠陥に対する形状識別試験結果

本報においては、標準試験片の欠陥に対し、スタディセンサとサーチセンサの周波数、屈折角、帯域といった探触子仕様が同一の場合と異なる場合の欠陥識別率、ならびに探触子位置が欠陥識別率に与える影響について検証した。

6.1 同一仕様の探触子による試験結果

4.1で説明したように、学習用データの採取にあたっては、同一仕様の5個の探触子のうち性能パラメーターがばらつきの中心にあるものを標準探触子として使用している。本システムのデータ識別能力検証の第一ステップとして、まずこの仕様が標準品のスタディセンサーと同一の4個のサーチセンサを使用し、探触子位置は反射エコーが最大波高値を示す位置において欠陥識別を行った場合の識別率を図11に示す。図11から明らかなように、探触子の周波数が2MHz、5MHz、屈折角が45°、60°、70°のいずれの試験条件においても、3種類の欠陥形状について識別率100%であった。

図12に例として、5MHz、45°、狭帯域センサによりスリットおよび横穴のエコープロファイルをリアルタイムで形状識別している状況の探傷器CRT画面を示す。画面中のClassfire Outputの部分で、Class1はスリット、Class3は横穴を意味

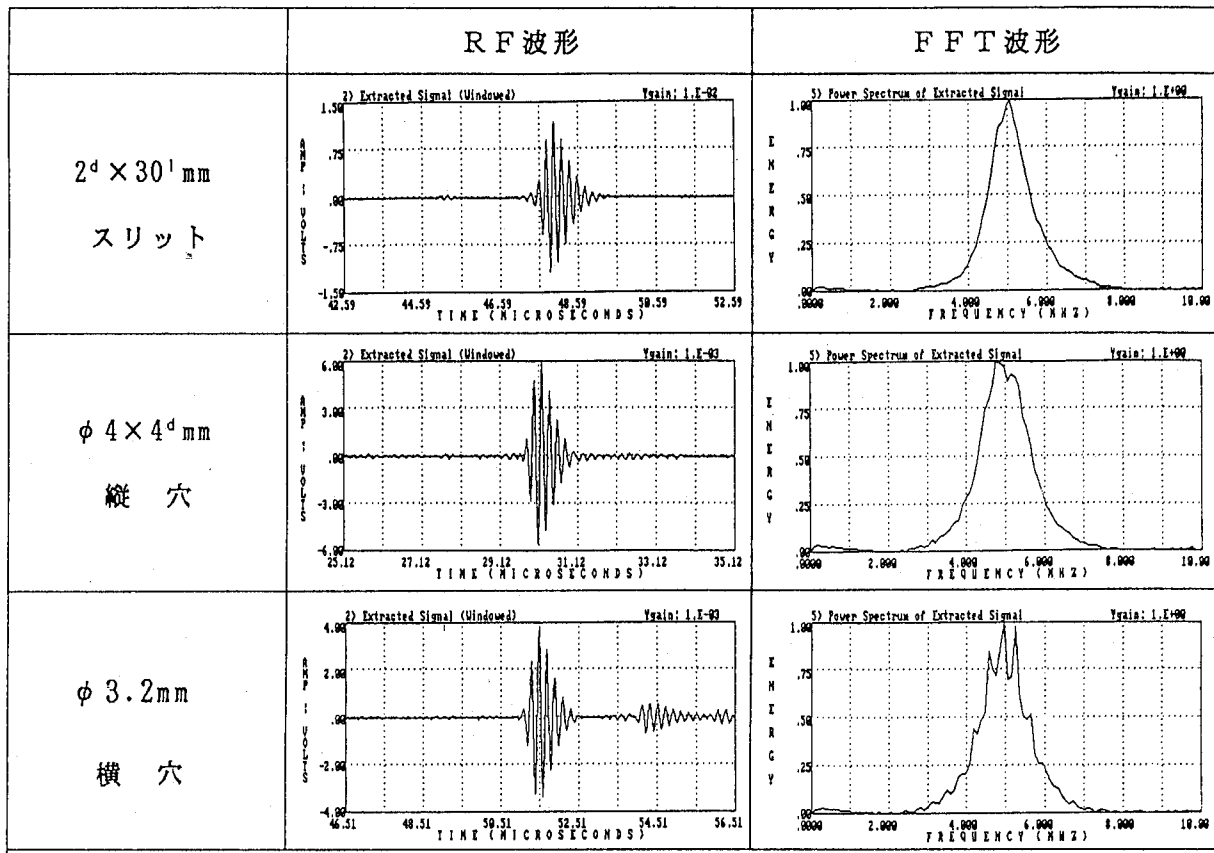


図 7 各種人工欠陥からの反射波形

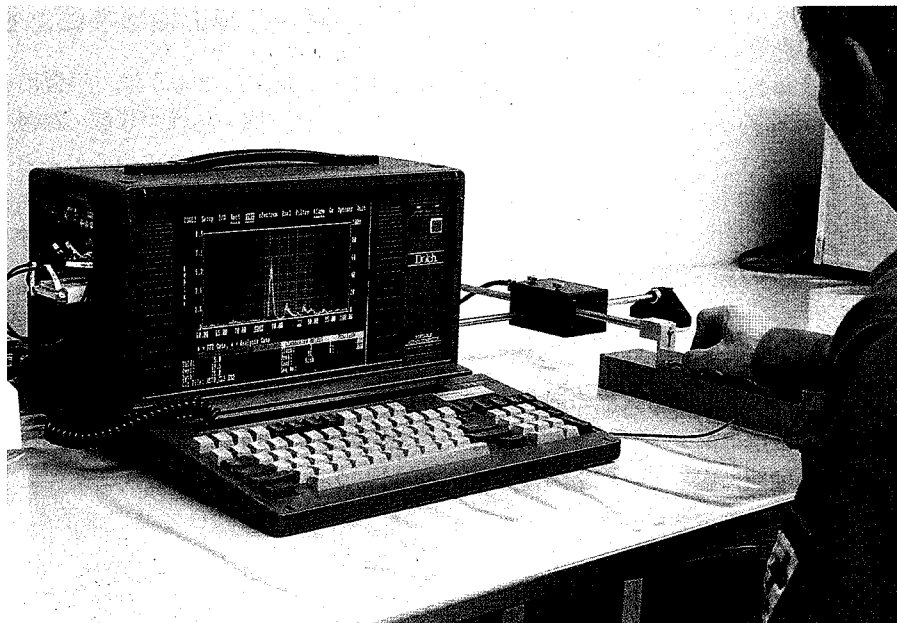


図 8 試験状況写真

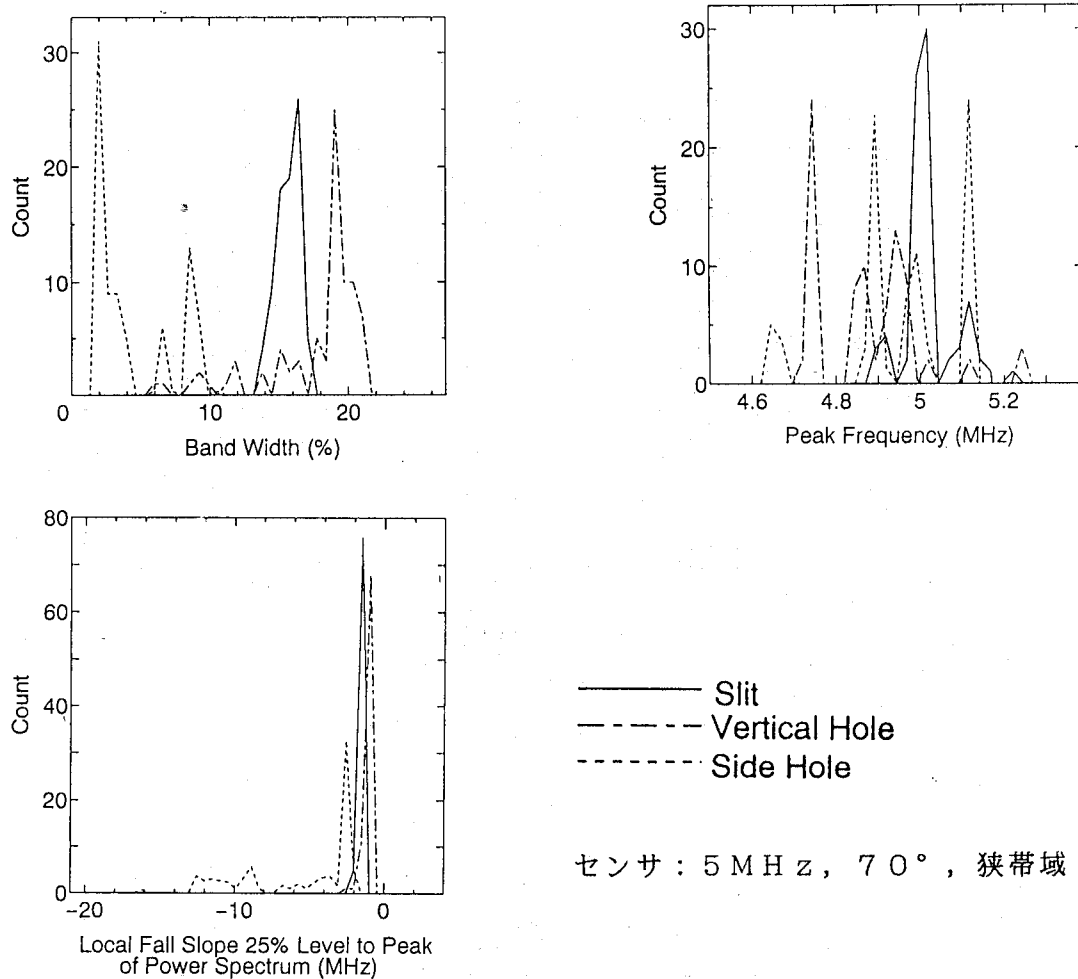


図9 人工欠陥における波形特徴量のヒストグラム

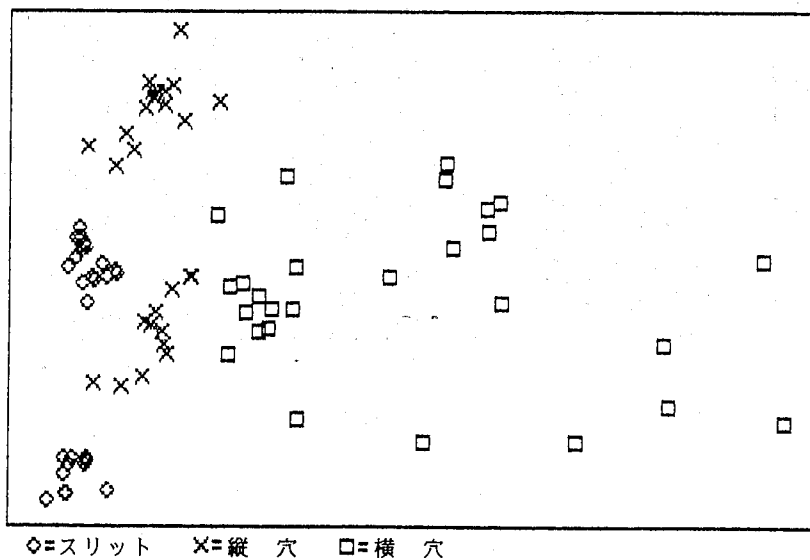
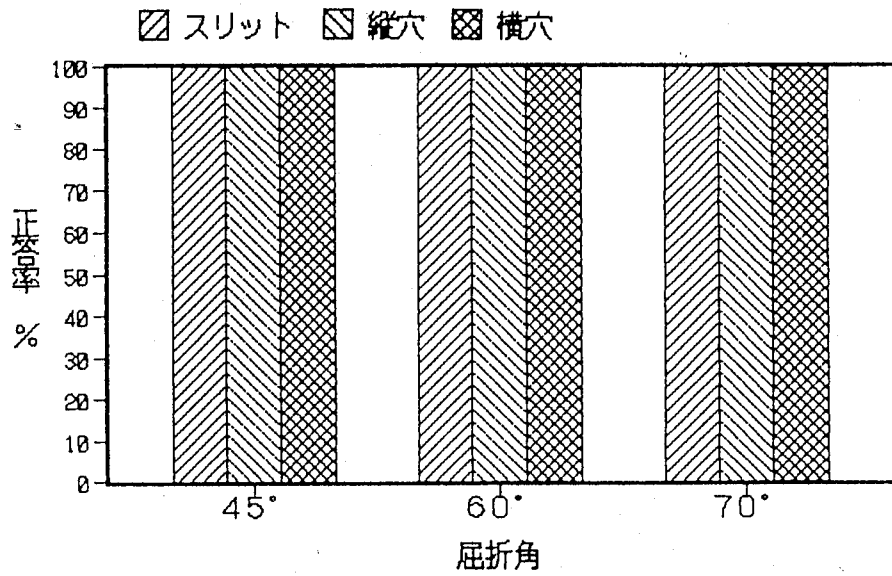
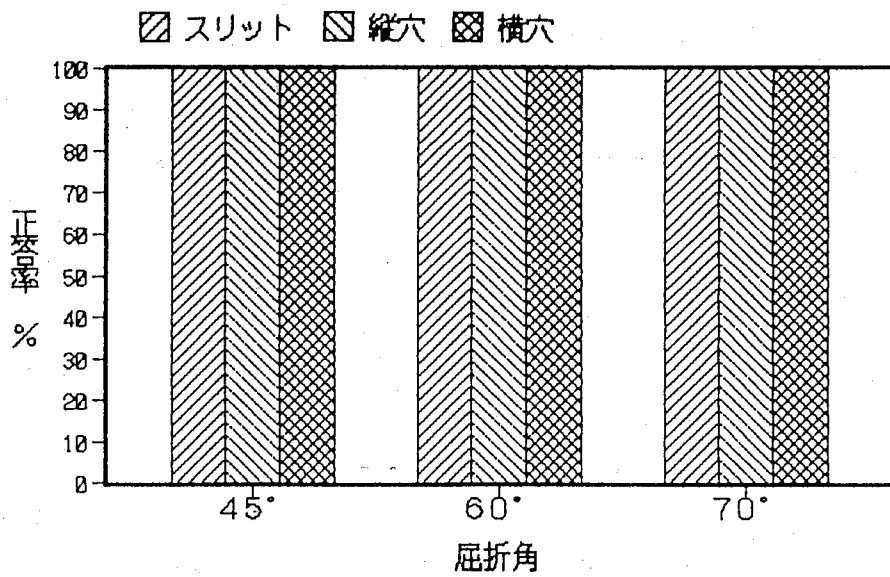


図10 特徴量空間における人工欠陥波形の分布例
 センサ : 5 MHz, 45°, 狭帯域

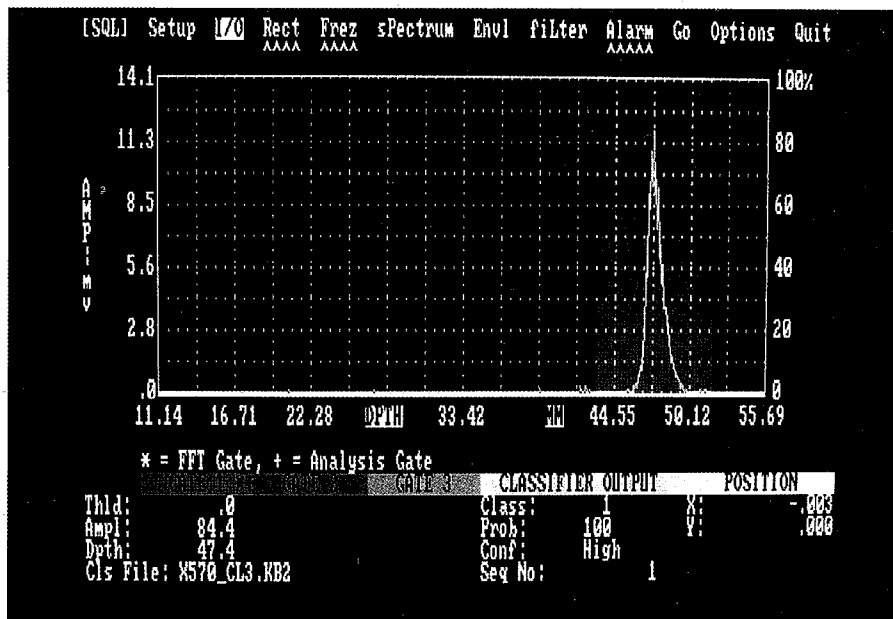


(a) 周波数 : 2 MHz

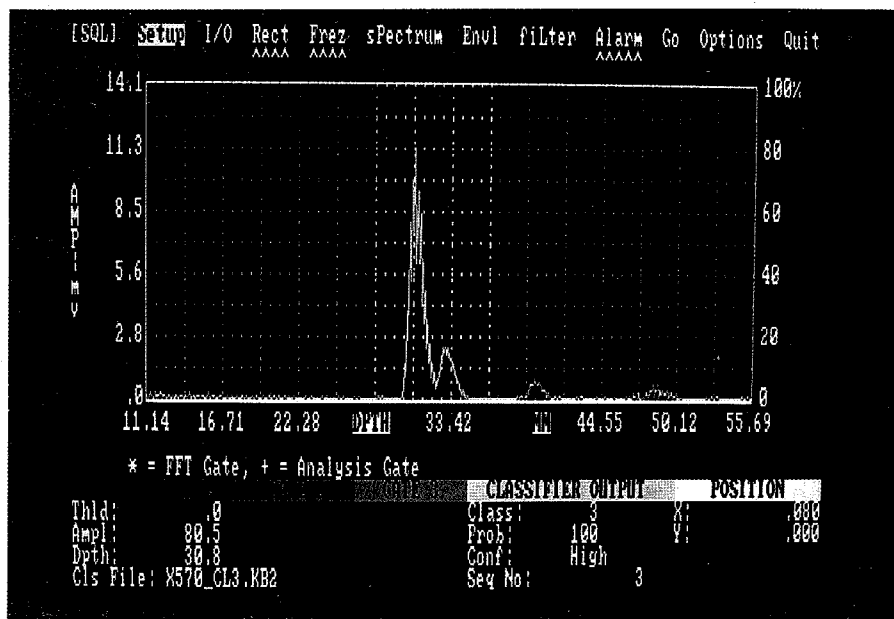


(b) 周波数 : 5 MHz

図 11 人工欠陥に対する形状識別試験結果
(同一仕様センサによる識別)



(a) スリット波形



(b) 横穴波形

図 12 探傷波形及び形状識別結果表示画面
 探触子：5 MHz，45°，狭帯域

し、いずれも正しく識別している。以上のことから、サーチセンサの仕様がスタディセンサと同一であり、サーチセンサ位置が最大波高値にあるという条件においては、良好な識別率を示すことがわかった。

6.2 センサ仕様が異なる場合の試験結果

図13, にスタディセンサとサーチセンサの周波数が異なる場合の欠陥識別率を示す。この図から明らかなように、スタディセンサとサーチセンサの周波数が異なる場合、識別率は全体平均で30%と大きく低下した。(2)の2MHzで学習し、5MHzでサーチした場合は、全ての欠陥をシステムが縦穴と判断したことを示している。また、屈折角、帯域が変化した場合も同様に識別率は全体平均で50%に低下する。これらのことから現状では、サーチセンサは、スタディセンサと同一仕様のものを使用する必要があると考えられる。

6.3 サーチセンサの位置の影響

サーチセンサが最大波高値の位置からずれた場合の影響を検証するため、サーチセンサが 0 ± 2 mmの範囲内で縦横1mmずつ計25ケースについて特徴量がどう変化するかを調べた。図14に5MHz, 45° , 狭帯域センサをサーチセンサとしてスリットから採取したエコープロファイルの信号振幅、ピーク周波数が、25カ所の探触子位置においてどのように変化するかをマッピングしている。信号振幅は、赤から黄色になるにつれて低下していることを示す。ピーク周波数は、緑色が明るくなるにつれて高くなっていることを示す。図14からわかるように、サーチセンサの位置によって特徴量は微妙に変化する。

図15は、図14と同一条件での識別結果をマッピングしたものである。この例においては、実際の欠陥形状はスリットであるにもかかわらず、サーチセンサの位置が最大波高位置からずれた場合、25ケースのうち4ケースは縦穴と判断し、1ケースは横穴と誤って判断したことを示す。

本研究では、学習用データとして、探傷検査員の個人差を考慮して、最大波高位置 ± 2 mmの範囲からエコープロファイルを採取しているため、位置ず

れの影響をある程度低減できているものと考えられていた。しかし、サーチセンサの位置ずれによる特徴量の変化の影響は避けられないことがわかった。

7. 考察

本報においては、最も基本的な欠陥である標準試験片の3種の欠陥について本システムの学習機能ならびに欠陥識別能力を検証した。その結果学習段階においては、3種の欠陥を適切に分類できることがわかった。

欠陥の識別能力は、スタディセンサとサーチセンサの仕様が同一であり、センサの位置が最大波高位置であるという条件下においては、100%であることがわかった。

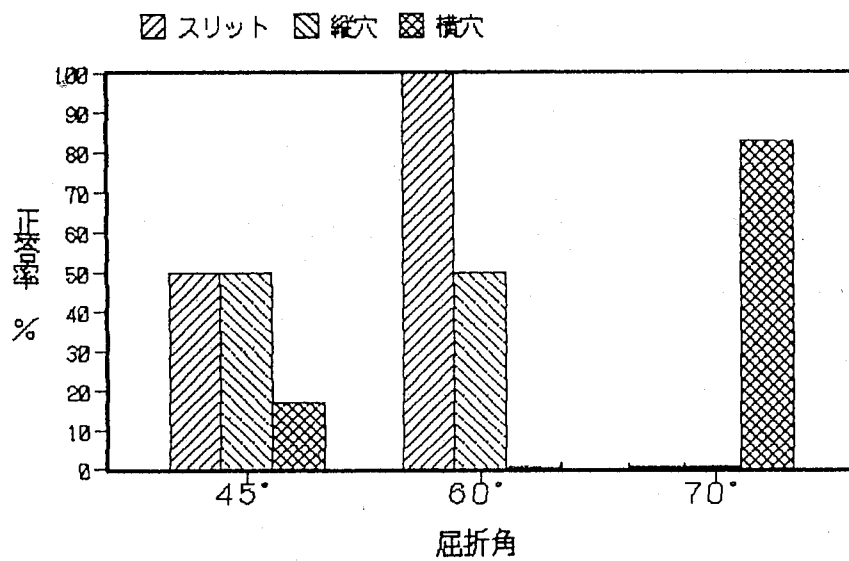
但し、スタディセンサとサーチセンサの仕様が異なる場合、あるいはサーチセンサの位置がずれた場合には、誤判断が避けられないこともわかった。

本システムは、欠陥からの反射エコーの時間領域、周波数領域におけるプロファイルの微妙な差に注目するものであり、スタディセンサとサーチセンサの周波数、屈折角等の仕様の差が誤った識別結果を生ずるのは、本来あり得ることである。また、スタディセンサとサーチセンサが同一仕様であっても、個々の探触子によって時間領域、周波数領域のエコープロファイルが多少異なることから、その誤差の程度によっては識別を誤る可能性があると考えられる。そこで、これをブレイクスルーし、周波数、屈折角等の探触子の仕様に影響されずに欠陥固有の情報抽出する手法を開発する必要がある。

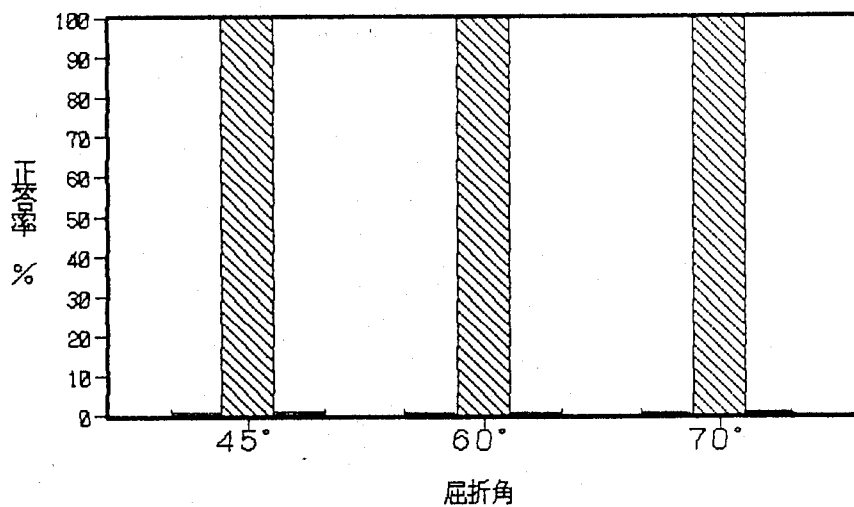
また、探触子の位置ずれによる特徴量変化の程度は特徴量の種類によって差があり、位置ずれの影響を大きく受けるものと、あまり受けないものがあると考えられる。探触子の位置ずれによる識別結果への悪影響を低減するためには、探触子位置変化に伴う特徴量の変化について定量的に解析し、改善方法について検討する必要がある。

8. むすび

本報においては、本システムの実機への適用の第一ステップとして標準試験片の欠陥に対するシステムの学習機能、識別能力について検証した。

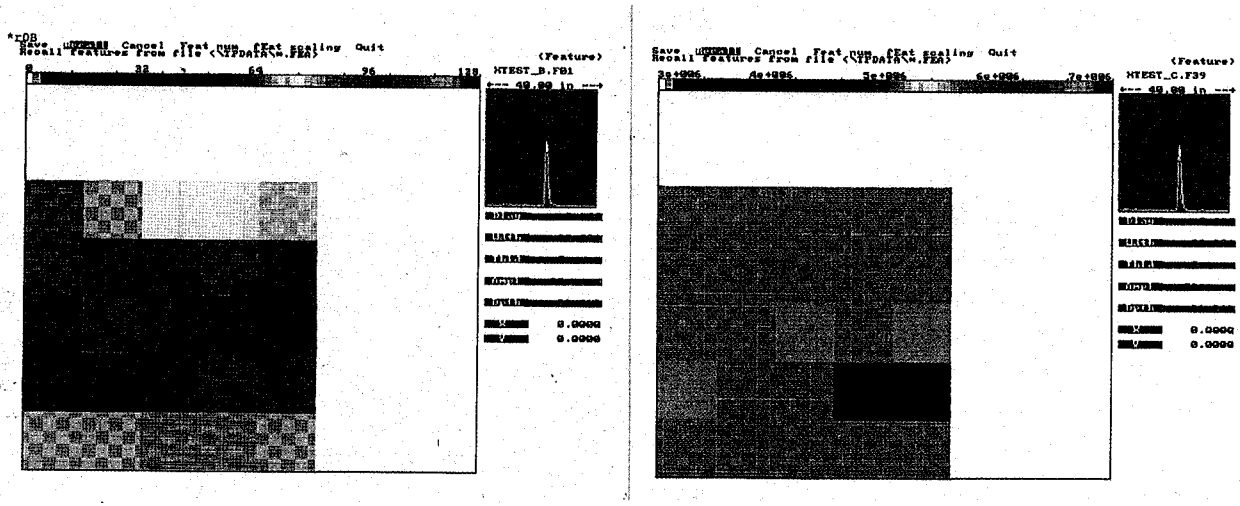


(1) 5 MHz で学習 → 2 MHz でサーチ



(2) 2 MHz で学習 → 5 MHz でサーチ

図 13 欠陥識別性に与えるセンサ仕様の差の影響 (周波数の影響)



(a) 信号振幅

(b) ピーク周波数

図 14 識別用データの Feature Map の例
 探 触 子：5MHz 45° 狭帯域
 対象欠陥：2 d×30 ℓ mmスリット

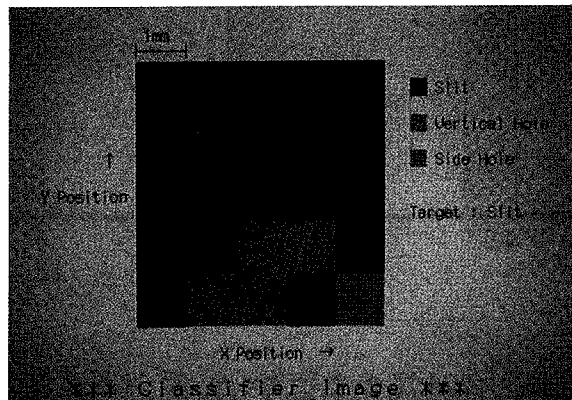


図 15 識別結果のマッピング表示例
 探 触 子：5MHz 45° 狭帯域
 対象欠陥：2 d×30 ℓ mmスリット

その結果、以下のことがわかった。

1. 学習段階と識別段階の探触子仕様が同一であり、探触子位置が最も適切な最大波高位置にあるという条件下では、標準試験片の3種の欠陥について100%の識別率が得られる。
2. 探触子仕様が異なる場合は、識別性能が低下する。
3. 探触子位置がずれた場合は、誤識別をすることがある。

今後は、探触子仕様と探触子の位置ずれの影響を低減する手法の開発が必要である。

参考文献

- (1) Chiou C-P, Schmerr L W : A neural network model for ultrasonic flaw sizing, Nondestr Test Eval VOL.10, NO.3 1993
- (2) Song S J, Schmerr L W : Ultrasonic Flaw Classification in Weldments Using Probabilistic Neural Networks, J Nondestr Eval VOL.11, NO.2 1992
- (3) 大石篤哉, 矢川元基: 波動伝播シミュレーションとニューラルネットワークによる欠陥同定, 構造工学における数値解析法シンポジウム論文集 1992
- (4) 大石篤哉, 矢川元基: 超音波法に基づく欠陥同定へのニューラルネットワークの応用, 日本機械学会論文集 1992
- (5) 松浦洋司, 芳村敏夫: 超音波探傷試験評価のためのファジイエキスパートシステム 欠陥エコーの波形判定におけるデータ処理の適用, 日本機械学会論文集 1993
- (6) 松浦洋司, 芳村敏夫: 超音波探傷試験評価のためのファジイエキスパートシステム 推論法などの改良とパソコン用システムの構築, 日本機械学会論文集 1992
- (7) 平尾友二, 芳村敏夫: 超音波探傷試験による溶接部検査結果のデータベース化とその評価支援エキスパートシステムの構築に関する研究, 徳島県立工業技術センター研究報告 1992
- (8) Kalyanasundram P: High sensitivity detection and classification of defects in austenitic weldments using cluster analysis and pattern recognition, J Nondestr Test VOL.33, NO.6 1991
- (9) Perron Marie-Claude : Feature extraction and learning decision rules from ultrasonic signals, 1988 Ultrasonic Symposium NO.1
- (10) 森本 匡: 画像表示超音波探傷器の開発, 非破壊検査 第43巻 第2号 1993
- (11) G. Selby, R. Williams : Feature-Enhanced-Imaging Field Trials : Peach Bottom Unit 3, EPRI Report NP-5865, 1988