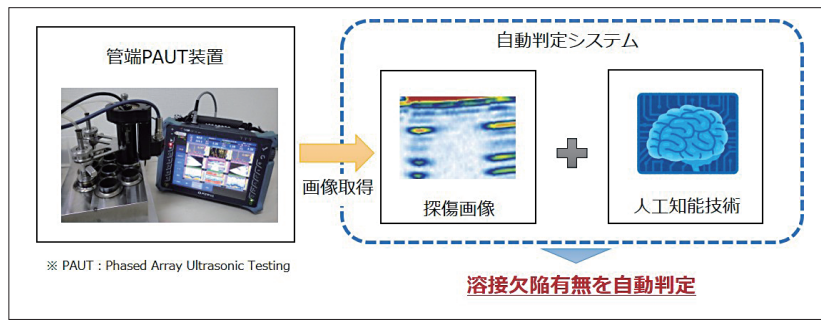


管端溶接部の溶接欠陥有無自動判定システムの開発



- 和田 貴裕 ①
- 井岡 良太 ①
- 篠田 薫 ②
- 片山 猛 ②
- 安部 正光 ③
- 竹中 俊哉 ④
- 服部 洋 ⑤

要旨

当社および株式会社ニチゾウテックは、熱交換器における管端溶接部のフェーズドアレイ超音波探傷画像に対して人工知能技術を適用し、溶接欠陥を自動判定するシステムを開発した。すでに我々は2016年に管端溶接部を対象としたフェーズドアレイ超音波探傷試験装置を開発していたが、検査員が目視で1枚ずつその探傷画像中の溶接欠陥有無を判定していた。このため、検査コストや検査員への負担が課題であった。

今回、開発したシステムは、従来の画像処理に人工知能技術を用いた判定手法を組み合わせることで、溶接管単位で約99%の判定精度を実現した。さらに、実機の検査業務に適用した結果、検査時間を従来比で75%削減できた。

キーワード

非破壊検査, 熱交換器, 超音波探傷, Deep Learning, YOLO, CNN, AutoEncoder

1. 緒言

多管式熱交換器は、熱エネルギーの異なる二つの流体間で熱を交換するために多くのプラントで使用されている。この熱交換器において最も重要な溶接継手の一つである管と管板の接合部（以下、管端溶接部）は、使用条件に応じた高い品質が求められる。これまで、管端溶接部における製造中および供用中機器の一般的な検査手段は、目視試験による外観検査や浸透探傷試験による表面検査であった。近年、管端溶接部の非破壊検査として探傷面に対して垂直方向の超音波ビームによる超音波探傷試験（UT）が用いられているが、管端溶接部の溶接欠陥形状や角度によっては検出性能が十分でないことが課題であった¹⁾。

当社では、この解決策として株式会社ニチゾウテックと共同で、2016年に世界初となる管端溶接部用フェーズドアレイ超音波探傷試験（Phased Array Ultrasonic Testing）装置（以下、管端PAUT装置）を開発した^{2) 3) 4)}。この装置は、多数の振動子により構成されるアレイ探触子が超音波ビームを送信するタイミングを制御し、合成された超音波波面を形成することで管端溶接部における溶接欠陥の場所とその範囲を高精度に検出することが可能である。この技術により、管端溶接部におけるUT検査の検出精度向上と検査時間の大幅な短縮を実現している。

本装置で取得した探傷画像による溶接欠陥有無の判定は、検査員が目視で1枚ずつ行う。しかし、多管式熱交換器は、数千から数万本の管を有する場合があり、多い場合で100万を超える膨大な画像を目視確認することになる。そのため、検査の長時間化による人件費などのコスト増加といった問題が生じた。また、長時間にわたる作業のため、検査員の肉体的、精神的な負担が大きく、溶接欠陥の見落としなどが懸念された。そこで、判定時間の短縮および検査員の負担軽減に向けて、フェーズドアレイ超音波探傷画像中の溶接欠陥有無を自動判定するシステムを開発した。

本稿では、人工知能技術を用いた超音波探傷画像中の溶接欠陥有無自動判定システムの概要と実機検査への適用結果について述べる。

2. 管端PAUT装置

管端PAUT装置（図1）は、管の内部に挿入したアレイ探触子により、管外側の管端溶接部を管内表面側から探傷することで、溶接部およびその周辺に内在する溶接欠陥を検査する（図2および図3）。アレイ探触子面にはウェッジ（探触子と管内表面との直接接触を避け、密着させるための遅延材）を装着することで管内表面と密着させ、水などの接触媒質をポンプで自動供給しながら管端溶接部全周を自動で1度毎に探傷を行い、360枚の探傷画像を取得する。

アレイ探触子は、多数の振動子により構成され、個々の振動子におけるパルスのタイミングを電子的に制御することで超音波ビームを任意の方向に走査させる。リニアスキャン（図4）では、アレイ探触子を構成する振動子のうち、複数の振動子を制御することで探傷面に対して垂直方向

① 技術研究所 知能機械研究センター
② 機械事業本部 開発センター
③ 機械事業本部 開発センター 博士(工学)
④ 機械事業本部 プロセス機器ビジネスユニット
⑤ 株式会社ニチゾウテック 技術開発室 博士(情報学)

に超音波ビームを走査する。一方、セクタースキャン(図5)では、複数の振動子をひとつの探触子とし、各振動子を制御することで探傷面に対して斜め方向に超音波ビームを走査する。このように、超音波を一定の焦点深度に設定するとともに、任意の角度に偏向して送信することで、超音波ビームの位置および方向が変更可能となる。これにより、管軸方向に進展している管端溶接部の溶接欠陥だけでなく、管に対して垂直な方向や斜め方向に進展している溶接欠陥の検出も可能となる。

探傷範囲で溶接欠陥などの反射源が存在する場合、その部位に反射したエコー(超音波波形)が測定される。このエコー高さを0~100%で示し、色付けを行うことで各スキャン方向における探傷画像(図6)が得られる。探傷画像中の管端溶接部はおおよそ赤破線内であり、この範囲内にエコーがあるか否かを確認することで、溶接欠陥の有無を判定する。この確認作業を膨大な探傷画像に対して、検査員が目視で1枚ずつ行うため、検査時間の長時間化によるコスト増加や検査員への負担が課題となっていた。

3. 溶接欠陥有無自動判定システム

管端PAUT装置で取得した探傷画像の溶接欠陥有無を自動で判定するシステムを開発することで、検査時間の短縮および検査員の負担軽減を図った。

開発したシステムの特長は次のとおりである。

- [1] 物体検出手法を使用することで、従来の画像処理では困難であった探傷範囲の抽出を可能とした。



図1 管端PAUT装置

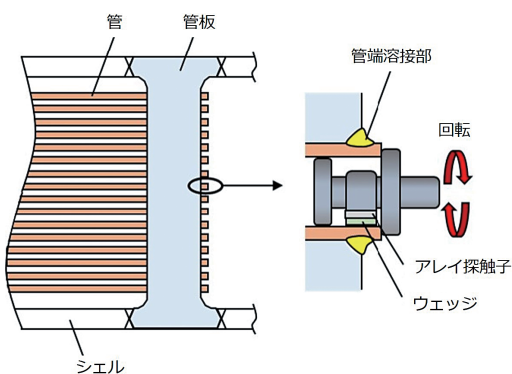


図2 探傷断面図



図3 実機での検査

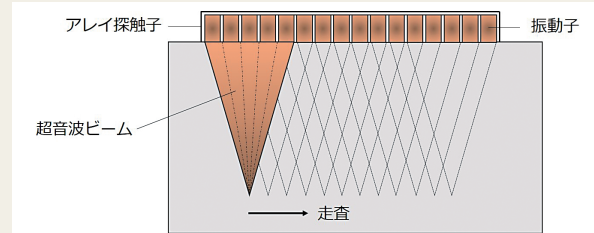


図4 リニアスキャン

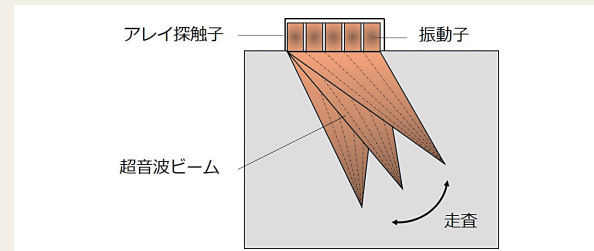


図5 セクタースキャン

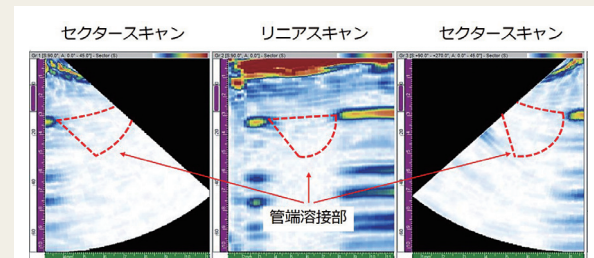


図6 リニア・セクタースキャンによる探傷画像例

- [2] 人工知能技術を含む3つの手法を用いて溶接欠陥有無を判定することで、各判定結果における傾向の片寄りを防止した。
- [3] 各判定手法の信頼度を使用したアンサンブルにより、判定精度の向上を実現した。

3.1 溶接欠陥有無判定の処理フロー 本システムの処理フローを図7に示す。本システムでは、YOLO (You Only Look Once)⁵⁾⁶⁾、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network、以下CNN)⁷⁾、自己符号化器 (AutoEncoder、以下AE)⁸⁾ の3つの人工

知能技術を採用した。

判定システムには、管端PAUT装置で取得した探傷画像が入力される。入力された探傷画像は、物体検出手法であるYOLOにより探傷範囲の抽出が行われる(図7①)。続いて、YOLOを用いて抽出した画像に対して、従来の画像処理による溶接欠陥有無判定(図7②)、CNNを用いた画像分類による溶接欠陥有無判定(図7③)、AEを用いた画像復元による溶接欠陥有無判定(図7④)が行われる。同時に、各判定手法における抽出画像に対する信頼度が計算される(図7⑤)。最後に、各判定手法の判定結果と信頼度をもとにアンサンブルを行い、最終的な判定結果を出力する(図7⑥)。開発したシステムについて以下に詳述する。

3.2 YOLOによる探傷範囲抽出

3.2.1 YOLO

YOLOは、ワシントン大学のJoseph Redmon氏が開発した物体検出用ネットワークである。従来の物体検出手法では、はじめにオブジェクトの領域を推定し、その後クラス確率の計算を行い識別していたため処理が複雑であり、処理時間が長くなるという欠点があった。YOLOは、単一のCNNネットワーク構造により、画像全体から「領域推定」と「識別」を同時に行うため、従来の手法に比べてリアルタイムな処理が可能である。本開発には、YOLOv3を使用した。

3.2.2 探傷範囲抽出

管端PAUT装置で取得される探傷画像は、管の厚さや径、溶接条件、アレイ探触子の接触状態などにより、溶接欠陥の位置、溶接部の高さ、エコーの形状や高さなどが変化するため、探傷画像ごとに構図が様々である(図8(a)~(c))。また、電気ノイズなどの溶接欠陥ではないエコーが現れる場合

もある(図8(d))。探傷画像における溶接欠陥が生じる範囲は、図6中の管端溶接部である赤破線内であり、この探傷画像の変化に対応した溶接欠陥の判定が必要となる。しかし、溶接欠陥を判定する範囲が探傷画像ごとに一定ではなく、従来の画像処理では探傷範囲の特定が困難であった。そこで、機械学習による物体検出手法であるYOLOを用いて溶接欠陥が生じる領域を検出し、探傷範囲の抽出を行った。

YOLOによる領域検出モデルの作成には、9,432枚の探傷画像を学習データとして使用した。学習データには、対象となる画像中の検出したい領域の座標情報が必要となる。そのため、学習データに対して検出したい領域のアノテーション(四角形の枠で囲む作業)を行う。YOLOにより検出すべき領域は、溶接欠陥を含む管端溶接部である。探傷画像中における健全な管端溶接部は、エコー高さが低いため、白色の領域となる。しかし、探傷画像中にはエコー高さが低い領域が管端溶接部以外にも多く存在する。そのため、白い領域をアノテーションした画像を学習すると、検出時に管端溶接部以外の白い領域を誤検出してしまう可能性があった。そこで、YOLOにより検出する領域は、管端溶接部の周縁部(管端側の管表面および管奥側の管表面)から反射したエコー(以下、底面エコー) 図9(1)~(4)の一部からなり、管端溶接部が含まれる黒破線で囲んだ範囲とした。上記の検出領域をアノテーションした座標情報を教師データとして学習データに付与することで学習を行い、領域検出モデルを作成した。

YOLOを用いて探傷範囲を抽出した結果、図10に示すように想定した領域を検出し、抽出できることが確認で

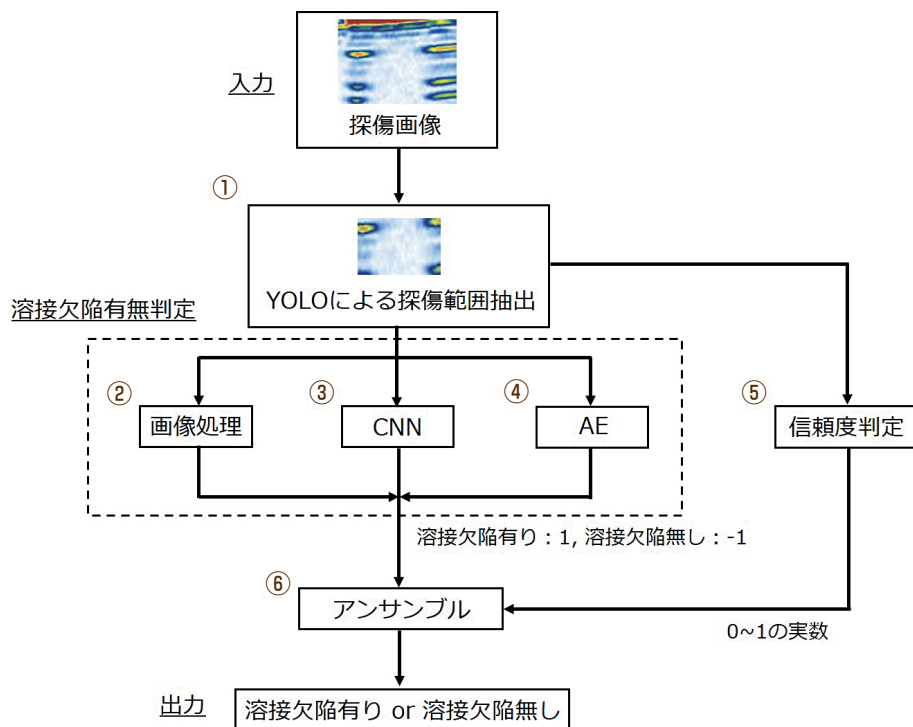


図7 溶接欠陥有無自動判定システムの処理フロー

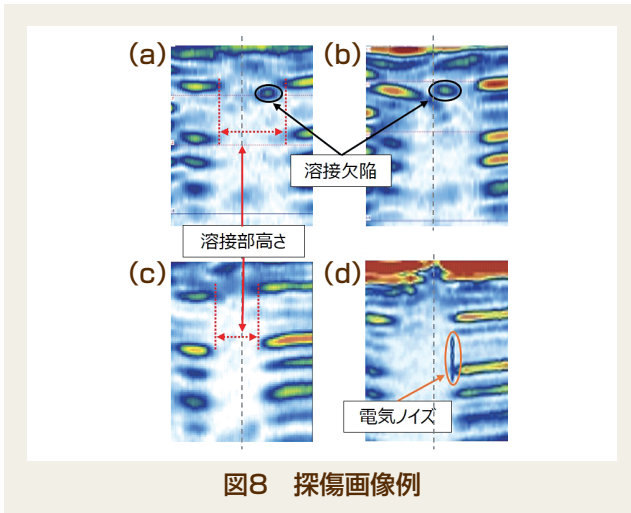


図8 探傷画像例

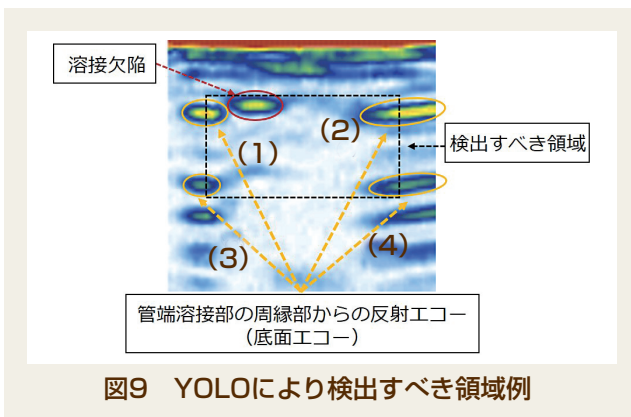


図9 YOLOにより検出すべき領域例

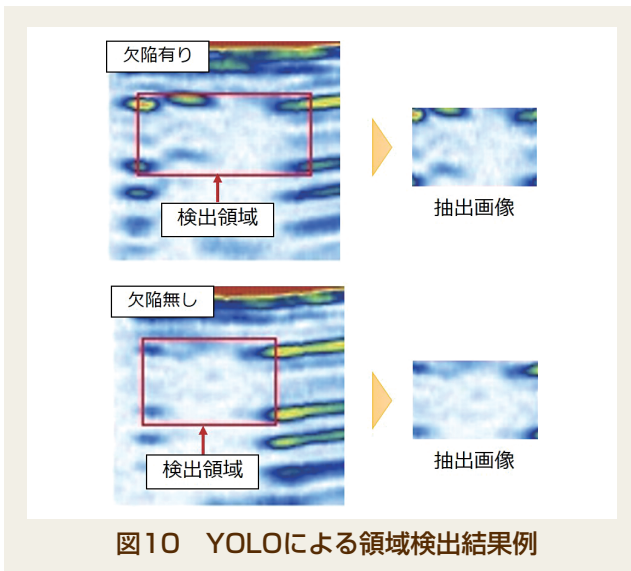


図10 YOLOによる領域検出結果例

きた。また、学習に使用していないテスト画像1,440枚を用いて評価した結果、抽出精度は約99%となった。検出範囲の四隅に底面エコーの一部を含めることで、探傷画像中の底面エコーの特徴に応じた検出が可能となり、様々な底面エコーの形状や高さの探傷画像においても、管端溶接部を高精度に抽出することができた。

3.3 画像処理による判定 画像処理による溶接欠陥有無判定では、YOLOが抽出した探傷領域に対して、底面エコー部を除いた領域内の全ピクセルを一つずつ探索し、基準値以上の高さを有するピクセルが一定

以上ある場合に溶接欠陥有りと判定する。この手法では、基準値を超えたピクセル数をカウントするため、溶接欠陥であると判定する寸法に照らして抽出することが可能である。

学習に使用していないテスト画像1,440枚を用いて評価した結果、画像処理による溶接欠陥有無判定精度は約90%となった。しかし、以下の問題点があった。

- [1] 機械的に全ピクセルを確認するため、ノイズなどで人が見れば溶接欠陥ではないと判別可能なものでも、閾値を超えていれば抽出されてしまう。
- [2] 底面エコーと溶接欠陥がつながっている場合、溶接欠陥を検出することができない。

そのため、画像処理による溶接欠陥有無判定では、溶接欠陥の見落としが生じる懸念があった。また、こうした画像の一部は、人による目視であれば容易に判断できるものであった。そこで、人工知能技術であるCNNおよびAEを用いた溶接欠陥有無判定を試みた。

3.4 CNNを用いた画像分類による判定

3.4.1 CNN ディープラーニング(深層学習)

は、機械学習の一種であり、脳神経細胞のネットワークを疑似的に再現した多層ニューラルネットワークを用いることで、自動的にデータから特徴を抽出できる。そのため、人間並みの認識率が実現可能と言われており、画像認識や音声認識の分野で幅広く活用されている。その中でもCNNは、視覚野の特徴抽出の仕組みをモデル化しており、特に画像認識の分野にて用いられる。CNNは、畳み込み層、プーリング層、全結合層などから構成されたニューラルネットワークである(図11)。畳み込み層では、入力された画像に対して複数のフィルタ処理を行い、画像の特徴量を抽出する。そして、プーリング層では、特徴を損なわないように画像サイズの変換が行われる。この処理が何度か繰り返された後、全結合層では、抽出されたエッジやテキストチャなどの特徴量に基づいて演算を行い、入力した画像のクラス分類結果を出力する。



図11 CNNイメージ

3.4.2 画像分類による判定 YOLOによる抽出画像のうち、溶接欠陥の有る画像および溶接欠陥の無い画像を学習データとして使用した。この学習データをもとに、CNNによる2クラス(溶接欠陥有り/無し)の分類モデルを作成した。学習済の分類モデルに画像を入力すると、溶接欠陥有り/無し別の確信度(溶接欠陥有無の確率)が出力される。確信度はそれぞれ0~1の実数値をとり、合計すると1になる。ここでは、溶接欠陥有

りの確信度が0.5以上の場合に「溶接欠陥有り」、0.5より小さい場合に「溶接欠陥無し」と判定することにした。

学習に使用していないテスト画像1,440枚を用いて評価した結果、CNNを用いた画像分類による溶接欠陥有無判定精度は約80%となった。ただし、この判定手法では、溶接欠陥の有る画像に対する判定精度が約94%となり、溶接欠陥の見落としが少なかった結果となった。今後、検査ごとに得られるデータを適宜追加し学習することで、さらなる精度向上が見込まれる。

3.5 AEを用いた画像復元による判定

3.5.1 AE AEは、機械学習においてニューラルネットワークを使用した次元削減のためのアルゴリズムであり、入力データを圧縮するEncoderと圧縮したデータを復元するDecoderから構築される(図12)。AEでは、入力層と出力層の次元が同じになるよう学習が行われ、中間層では、入力データが圧縮されるため入力層より次元が小さくなった特徴表現を得ることができる。出力層では、圧縮された特徴的なデータをもとに入力データの復元が行われる。AEにおける学習では、正常データのみを学習して、正常なデータを圧縮し、復元するモデルを構築する。学習していない異常なデータを入力した場合は、異常箇所をうまく圧縮、復元できないため、入力されたデータとは異なるそれが復元される。そのため、入力データと復元データを比較すると、それらの差が大きくなる。この差を異常度とすることで、正常および異常の判定(異常検知)を行うことができる。また、画像中の差分が大きい箇所を抽出することで、異常個所の特定が可能となる。AEでは、正常なデータのみを学習に使用するため、異常なデータが少ない場合においても有効な技術である。

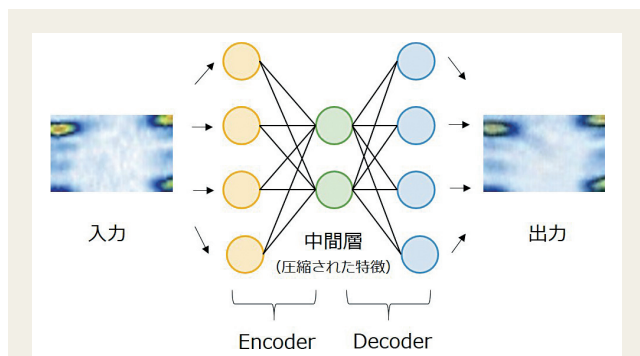


図12 AEイメージ

3.5.2 画像復元による判定 YOLOによる抽出画像のうち、溶接欠陥の無い探傷画像のみを学習データとして使用した。この学習データをもとに、AEによる画像復元モデルを作成した。学習済みの復元モデルに溶接欠陥の無い探傷画像を入力した場合、入力した溶接欠陥の無い探傷画像と同様の画像が復元される。一方、学習済みの復元モデルに溶接欠陥の有る探傷画像を入力した場合、溶接欠陥部分のみがうまく復元されず、入力した溶接欠陥の有る探傷画像とは異なる画像が復元される。そのため、入力画像と復元画像の差を計算すること

で、溶接欠陥有り/無しの判別が可能となる。しかし、入力画像および復元画像には、YOLOにより抽出した底面エコーの一部が含まれており、底面エコーの形状は画像ごとに異なるため、AEによる完全な復元が困難であった。そのため、入力画像と復元画像の差を計算すると、溶接欠陥部分と同様に底面エコー部においても差分が大きくなった。そこで、入力画像と復元画像の溶接欠陥部分での差を顕著にするため、入力画像と復元画像の差分を計算する前に、底面エコー部を除去する処理を行った。

溶接欠陥が有る場合、溶接欠陥部分における差がそれ以外の領域と比べて大きくなるため、ピクセルに対する分散は大きくなる。一方、溶接欠陥が無い場合、ノイズなどの影響を除いて差は小さくなるため、相対的にピクセルに対する分散は小さくなる。そこで、AEを用いた画像復元による溶接欠陥有無判定の評価指標には分散を使用することとした。ここでは、分散が一定値以上の場合に「溶接欠陥有り」、一定値より小さい場合に「溶接欠陥無し」と判定することにした。

学習に使用していないテスト画像1,440枚を用いて評価した結果、AEを用いた画像復元による溶接欠陥有無判定精度は約92%となり、3手法のうち最も高い判定精度となった。

3.6 信頼度判定 各手法の溶接欠陥有無判定精度は、約80%から約92%とばらつきがあった。また、手法によって探傷画像ごとの正解および不正解が異なっていた。例えば、各手法のうち最も精度が高かったAEによる判定が誤っている画像に対して、CNNおよび画像処理では正しい判定結果となる事例が見られた。そこで、各手法が出した判定結果に対して、信頼度を掛け合わせた溶接欠陥有無判定方法を導入した。

信頼度は、判定画像に対する各溶接欠陥有無判定手法の確からしさを表す。事前に、手法別に正しく判定できた画像、判定できなかった画像を準備し、CNNによるどのような画像に対して正しい判定ができるかを学習した。これにより、YOLOによる抽出画像を入力した際に、正しい判定ができる画像であるかの確信度が判定手法ごとに出力される。つまり、過去に正解した画像に似ている場合は1に、過去に不正解となった画像に似ている場合は0に近い値が求まる。

3.7 アンサンブル手法 最後に、式[1]に示す各手法の判定結果 x_i と信頼度 r_i の総和 y によるアンサンブルを行う。アンサンブルの結果、 $y>0$ の場合は「溶接欠陥有り」、 $y<0$ の場合は「溶接欠陥無し」、 $y=0$ の場合は「判定不可」を最終的な判定結果として出力する。つまり、探傷画像に応じた信頼度により、各判定手法の判定結果を適切に考慮した溶接欠陥有無判定結果を得ることが可能となる。アンサンブルによる溶接欠陥有無の判定結果例を表1に示す。表1では、3つの判定手法のうちCNNのみが異なる判定結果となっているが、画像処理およびAEの信頼度が高いため、最終的な判定結果は「溶接欠陥有り」となる。

$$y = \sum x_i r_i \dots\dots [1]$$

ここに x_i : 各手法における判定結果
(溶接欠陥有り:1、溶接欠陥無し:-1)
 r_i : 各手法における信頼度
(0~1の実数値)

学習に使用していないテスト画像1,440枚を用いて評価した結果、アンサンブルによる溶接欠陥有無判定精度は画像単位で約96%、溶接管単位(1°毎に取得した画像360枚分を1セットとしたもの)で約99%の判定精度を実現した。アンサンブルを行うことで判定精度が向上し、各手法単独での判定結果と比較して溶接欠陥の見落としは、ほとんど無くなった。

表1 アンサンブルによる溶接欠陥有無判定例

判定手法	各手法の判定結果 x	信頼度 r	総和 y
画像処理	1	× 0.91	= 0.91
CNN	-1	× 0.56	= -0.56
AE	1	× 0.87	= 0.87
			1.22 ($y > 0$)
			溶接欠陥有り

4. 実機検査への適用

開発した溶接欠陥有無自動判定システムを化学プラント向け熱交換器の管端溶接部における検査業務に適用した。本システム導入前後の効果を図13に示す。従来は、検査員が取得した全ての探傷画像データに対して目視による欠陥有無の判定を行っていたが、判定システム導入後は全データのうち、判定システムが「溶接欠陥有り」と判断した画像のみ検査員による目視確認を行った。

その結果、判定システム導入前の検査業務と比較して検査および判定に係る時間を約75%削減することができ

た。具体的には、200万を超える探傷画像データの判定に従来は約2カ月を要したが、本システムを適用することによって約2週間で迅速かつ正確に判定可能となり、検査コストと検査員の負担を大幅に低減することができた。

5. 結言

近年、熱交換器の管端溶接部における精密検査のニーズが高まっている。新規製作時の品質向上や初期状態の把握、ならびに供用中の機器における有害な亀裂の検出や補修・更新を判断するための劣化診断などを目的に、管端PAUT装置が適用されている。従来、装置より取得した探傷画像中の溶接欠陥有無を検査員が目視で1枚ずつ判定していたため、検査コストや検査員の負担軽減といった課題を克服する必要性から、本開発を行った。適用した手法および得られた成果を下記に示す。

- ①YOLOを用いて探傷領域を検出および抽出した。
- ②画像処理、CNN、AEの3手法により、溶接欠陥の有無を判定した。
- ③各手法の判定結果と信頼度を用いたアンサンブル手法により、最終的に画像単位で約96%、溶接管単位で約99%の判定精度を実現した。
- ④溶接欠陥有無自動判定システムの適用により、検査および判定に係る時間を従来と比べて約75%削減することができた。

今後、化学プラントの分野をはじめ、様々な分野で使用される熱交換器における管端溶接部の欠陥検出のほか、応力腐食割れや管内外面の腐食部検査などへ本システムの適用を進めていく。

SDGsに貢献する技術

熱交換器の管端溶接部におけるUT検査にAI技術を適用することで、検査員の作業負荷軽減に貢献してい

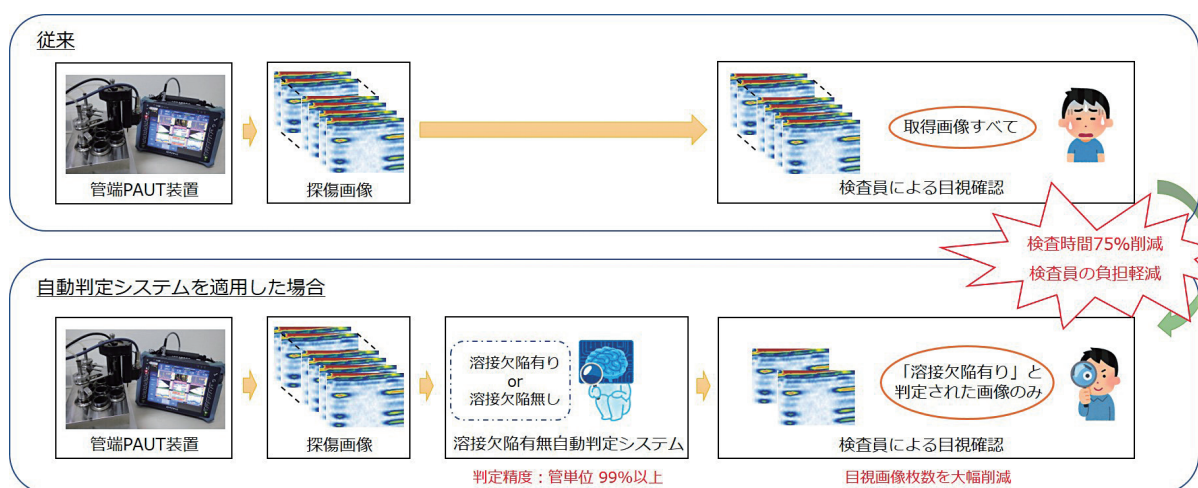


図13 欠陥有無自動判定システム導入による効果

る。また検査時間を短縮できるため生産性向上にもつながっている。

参考文献

- 1) J.Prajapati, S.Ghosh, S.Bera et al.: Ultrasonic Examination Of Tube To Tubesheet Weld Joints In High Pressure Heat Exchanger For The Urea Process, NDE **2015** Hyderabad.
- 2) Hitz技報 製品紹介 熱交換器の管端溶接部非破壊検査システム, **2016**, Vol.77, No.1, 48-49.
- 3) M.Abe, J.Murakami, N.Shinmura : Ultrasonic Testing and Photographic Imaging System for Tube to Tubesheet Weld of Heat Exchanger, ASME, **2017**, PVP2017-65569, 1-8.
- 4) 篠田薫, 安部正光, 村上丈一ほか: 多管式熱交換器における管端溶接部のPAUT検査技術, 溶接構造シンポジウム2019講演論文集, 大阪, **2019-12-3/4**.
- 5) J.Redmon; S.Divvala; R.Girshick et al.: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, **2016**.
- 6) J.Redmon and A.Farhadi: YOLO9000: Better, Faster, Stronger, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, **2017**.
- 7) LeCun,Y.; Boser,B.; Denker,J.S. et al.: Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, Neural Computation, **1989**, 1(4), 541-551.
- 8) G.E.Hinton and R.R.Salakhutdinov: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. Science, **2006**, 313 (5786), 504-507.

文責者



Hitz日立造船株式会社
事業企画・技術開発本部
技術研究所 知能機械研究センター
和田貴裕
Tel : 06-6551-9312
E-mail : wada.t@hitachizosen.co.jp

Development of Automatic Detection System for Welding Defects in Tube to Tube-sheet Weld Joints

Abstract

Hitachi Zosen Corporation and NICHIZO TECH INC. have developed an automatic detection system for welding defects by applying artificial intelligence technology to phased array ultrasonic images of tube to tube-sheet weld joints in heat exchangers. We had already developed a phased array ultrasonic testing system for tube to tube-sheet weld joints in 2016; however, it required inspectors to visually check the inspection images one by one for defects, presenting the issues of inspection costs and the load on inspectors.

By combining the conventional image processing method with artificial intelligence technology, the system developed achieved 99% accuracy in judgement for each welded tube. When applied to actual heat exchangers, the system reduced inspection times by 75% compared to the conventional method.

Authors

Takahiro Wada (Hitachi Zosen Corporation, E-mail : wada.t@hitachizosen.co.jp)
Ryota Ioka Kaoru Shinoda Takeru Katayama Masamitsu Abe Toshiya Takenaka
Hiroshi Hattori