

jh220033



斎藤隆泰(群馬大学)

NDE4.0の実現に向けた高性能波動解析技術とデータサイエンスの融合



研究拠点: 京都大学, 北海道大学, 研究分野: 超大規模数値計算系応用分野

メンバー構成: 愛媛大学(中畑和之, 一色正晴, 丸山泰蔵, 松尾太聖), 京都大学(牛島省, 小山田耕二) 北海道大学(岩下武史, 古川陽), 群馬大学(豊田哲志), 日本原子力研究開発機構(阿部雄太)

1 研究の背景と目的

工業部品や構造物の健全度評価に非破壊検査が行われている。特に、超音波を用いた非破壊検査(UT)は、現場適用が比較的簡単であるため、最も広く利用されている。超音波は固体中で弾性波の特性を示すため、弾性波の特性を把握し、有効活用することがUTの高度化に寄与することは言うまでもない。そのため、2017年度から2020年度まで、HPCI-JHPCNによる支援の下、「非均質・異方性材料中を伝搬する弾性波動解析手法の開発と非破壊検査への応用」に関する研究を継続して行ってきた。2020年度からは、AIやNDE4.0、デジタルツイン、データサイエンス、数値シミュレーション、逆解析、センシングデータの利用等をキーワードに、新たに研究課題を「NDE4.0の実現に向けた高性能波動解析技術とデータサイエンスの融合」と定め、データサイエンスと計算力学を融合させた新しいUTの開発を目的に研究を進めている。

2 共同研究として実施する必要性

金属を伝搬するMHz帯域の超音波の波長は数mm程度であるため、現実的なシミュレーションを実行するには代表波長の数十分の1程度の要素長や格子幅が要求される。そのため、数cm角の試験体に対する3次元シミュレーションでさえ、解析は大規模なものとなる。しかも、非均質材料や異方性を有する材料では、モデル化も複雑になり、場合によっては、モデルやデータのバラツキを考慮した確率論的アプローチも必要になる。従って、解析は必然的に大規模かつ多数回実施することになる。また、本研究で主体となる研究者達は、主に地方国立大学に籍を置く。現状、ハード面でこれだけの挑戦的な課題を実施するには、大型計算機を有する拠点研究機関のサポートが必須である。本研究は、分野横断的な協力体制の下、本公募型共同研究として実施すべき必要性が高い研究であり、大規模波動解析が実施できる環境下でのみ、効率的かつ実践的な研究展開が可能になると考える。

3 研究の意義

我々、日本の研究者らの強みは、このJHPCNで培ってきた高性能計算技術と逆解析技術である。我々の研究グループでは、現実的な数値モデルを用いて大規模計算ができるため、実大実験が主流である今の非破壊検査に、デジタルツインを導入できることが最大の特徴である。つまり、現実世界の様々な機器や材料の状況をセンシングし、サイバー空間上にデジタルツインとして再現することで、検査の高度化だけでなく、予防保全にも資する技術となる。本研究で提案する革新的UT技術を、日本が掲げるNDE4.0の目玉とするためには、共同研究による技術の検証や改善は非常に大きな意義を持つ。そこで、データサイエンスを取り入れた新しいUTモデルの開発を目指し、これまでの数理的モデリングに加えてデータ駆動型のアプローチを含めた学際的な研究を行っている。

4 研究計画

(A-1) 異方性・粘弾性に対する新しい時間領域境界要素法の開発

異方性や粘弾性を考慮した時間領域境界要素法は、近年、演算子積分法を適用することで進展した。しかし、両者を考慮した時間領域境界要素法は見当たらない。令和3年度は、二次元面外波動問題を対象に、異方性および粘弾性の両者を考慮した演算子積分時間領域境界要素法を開発した(図1)。令和4年度は、二次元弾性波動問題へと拡張する。またH-matrix法を演算子積分時間領域境界要素法に適用する方法についても引き続き検討する。定式化では、主に散乱体を空洞やクラックとした場合を想定している。

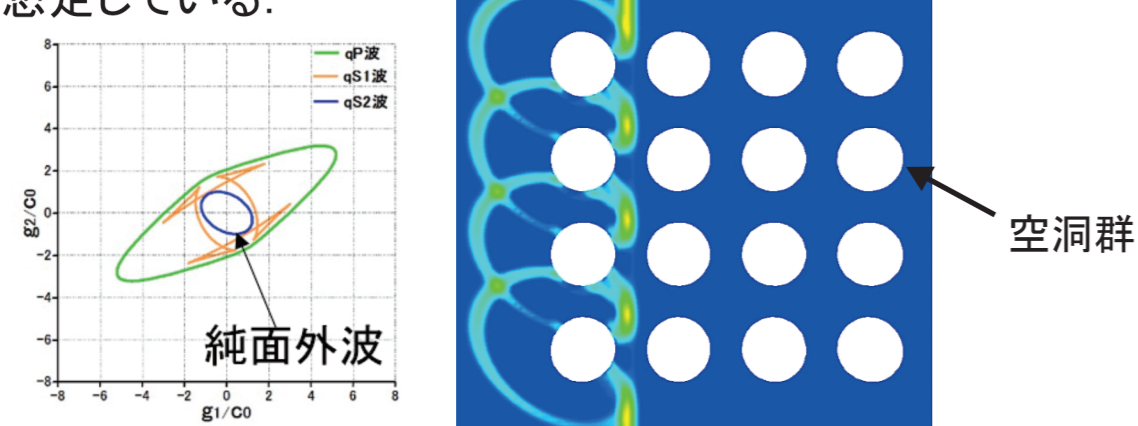


図1: 純面外波を対象とした異方性・粘弾性に対する演算子積分時間領域境界要素法による数値解析例(左)群速度曲線、(右)空洞群による散乱解析結果。

(A-2) 遠方場からの散乱波を高精度に再現するための数値解析手法の開発

水面下では高速炉の配管検査の具体的なシナリオが検討されている。炉の径は大きいもので50cmを超えるものがあり、炉内の超音波センサから発振した超音波が配管から戻るまでの路程は1m近くなる(図2)。従って、長距離伝搬する波動を模擬する解析手法が必要となる。しかしながら、通常の波動解析手法は、時間ステップが多くなるほど数値分散を引き起こす。ここでは基本解に遠方近似を利用したBEMの適用を考える。配管減肉部からの散乱波を有限積分法で計算し、減肉部からセンサまでの伝搬はBEMを利用したハイブリッド法を開発を検討する。

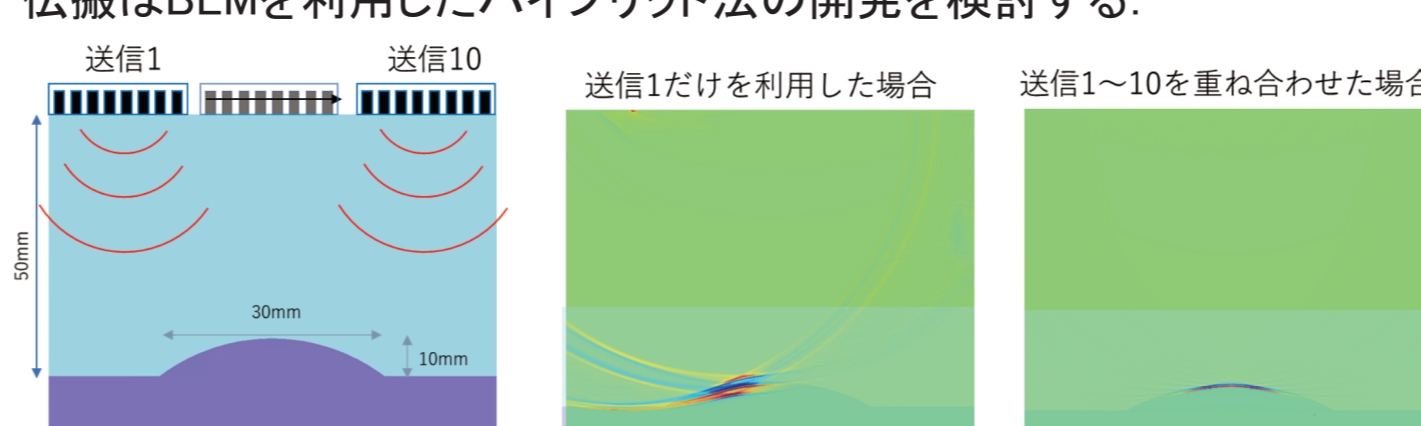


図2: 移送時に各送信点で得られた画像を重ね合わせることで広領域での高精度映像化を開発中である。本解析では波動伝搬距離を1m程度と想定している。

(B-1) 時間反転法を用いた欠陥形状再構成手法の開発

デジタルツイン非破壊評価では、実際と同等の試験体を仮想空間で作成する。R3年度は、二次元面外波動問題に対して、実際の計測で得られたデータを時間反転させ、仮想空間上で再入射させることで、再入射した波動の収束位置より欠陥を検出する時間反転法をデジタルツインUTに応用する検討を行った。その際、近年機械工学の分野で注目を集めているトポロジー最適化の概念を取り入れて、材料内部の欠陥形状を再構成する方法について検討した(図3)。R4年度は二次元弾性波動問題へ拡張する。

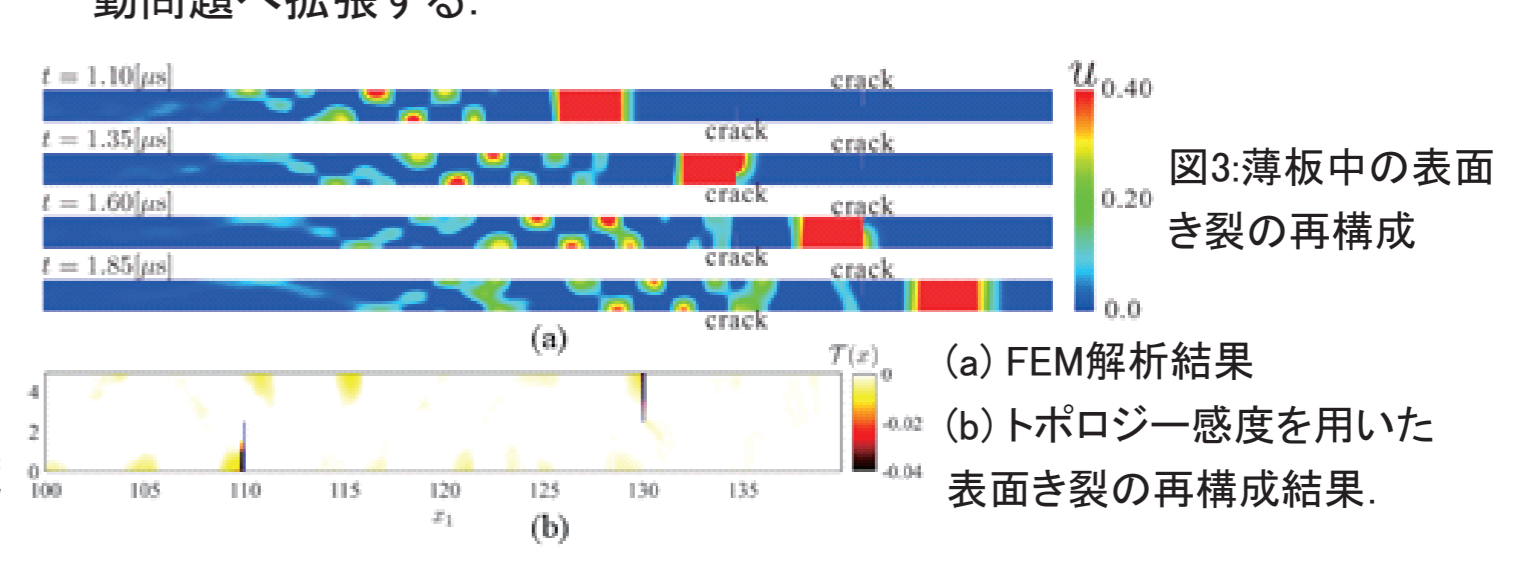


図3: 薄板中の表面き裂の再構成 (a) FEM解析結果 (b) トポロジー感度を用いた表面き裂の再構成結果。

(B-2) 移送型開口合成法の開発

R3年度は、アレイセンサと開口合成法やMUSICを組み合わせて、固体内部の欠陥映像化手法を研究してきた(図4)。ここでは具体的に、炉内検査のためにアレイセンサを移動させながら配管の映像化を行うことを考える。移送時に各送信点で得られた画像を重ね合わせることで、広領域での映像化を目指す。このとき、減肉部が急峻な凹凸を有する場合は散乱波が得られないため、機械学習を用いて高精度化を施す。

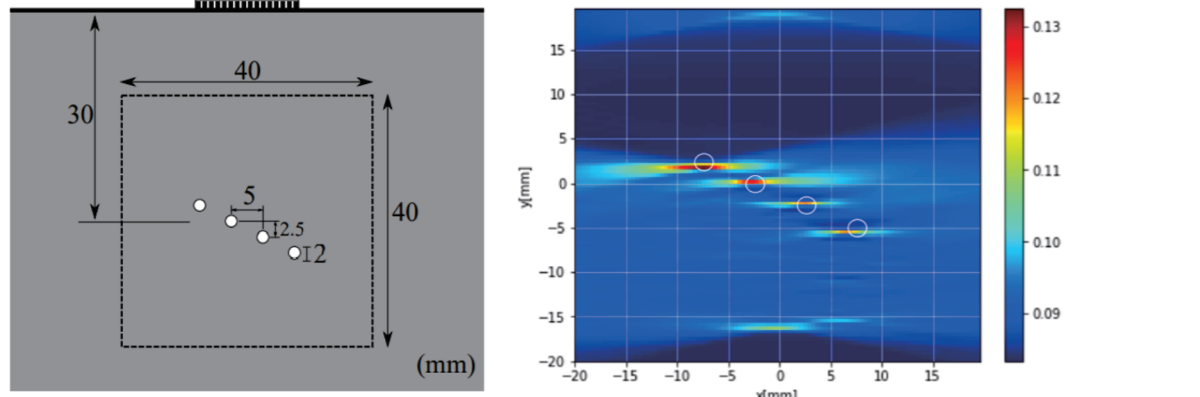


図4: 複数周波数を用いたMUSICによる空洞のイメージング結果。(アレイ探触子を想定した数値シミュレーション波形を使用)

(C-1) 二次元面外波動問題に対する深層学習ベース逆散乱解析法の開発

R3年度は、超音波散乱波形に対する深層学習を実施し、波形から欠陥の有無を推定するAIのプロトタイプを作成した。R4年度は、欠陥の有無のみならず、大きさや位置等も推定する深層学習ベースの新しい逆散乱解析法を開発する(図5)。

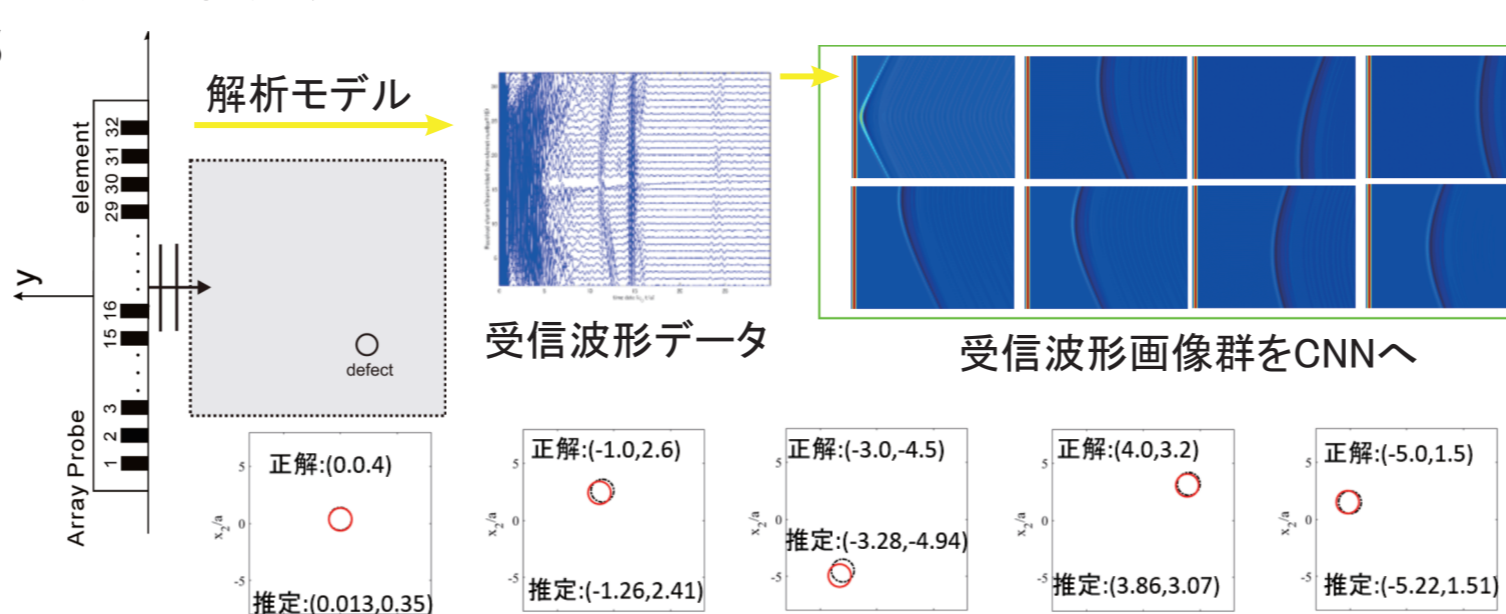


図5: UTにおける散乱波形データとその映像化および深層学習ベース逆散乱解析結果の一例。

(C-2) AIを搭載した時間領域BEMの開発

R3年度はUTで得られたデータに対する機械学習について主体的に取り組んだ。R4年度は、数値計算手法自体にAIを搭載することを検討する。一般的にBEMは、場の基本解を必要とするため、基本解が求まらない問題に対しては適用できない。また、図6のように基本解が著しく複雑な場合は、かなりの計算時間を必要とする。そこで、本研究では、AIでそのような未知(または複雑な)基本解を再構成し、BEMに適用する新しい試みに挑戦する。

3次元異方性弾性波動問題周波数領域基本解

$$U_{ij}(x, y, \omega) = U_{ij}^{St}(x, y) + U_{ij}^{Dy}(x, y, \omega)$$
$$U_{ij}^{St}(x, y) = \frac{1}{8\pi^2} \int_{|n|=1} \sum_{m=1}^M \frac{P_{ij}^m}{\rho c_m^2} \delta(n \cdot r) dn \text{ (静的項)}$$
$$U_{ij}^{Dy}(x, y, \omega) = \frac{i}{8\pi^2} \int_{|n|=1} \sum_{m=1}^M \frac{k_m P_{ij}^m}{2\rho c_m^2} \exp(ik_m |n \cdot r|) dn \text{ (動的項)}$$

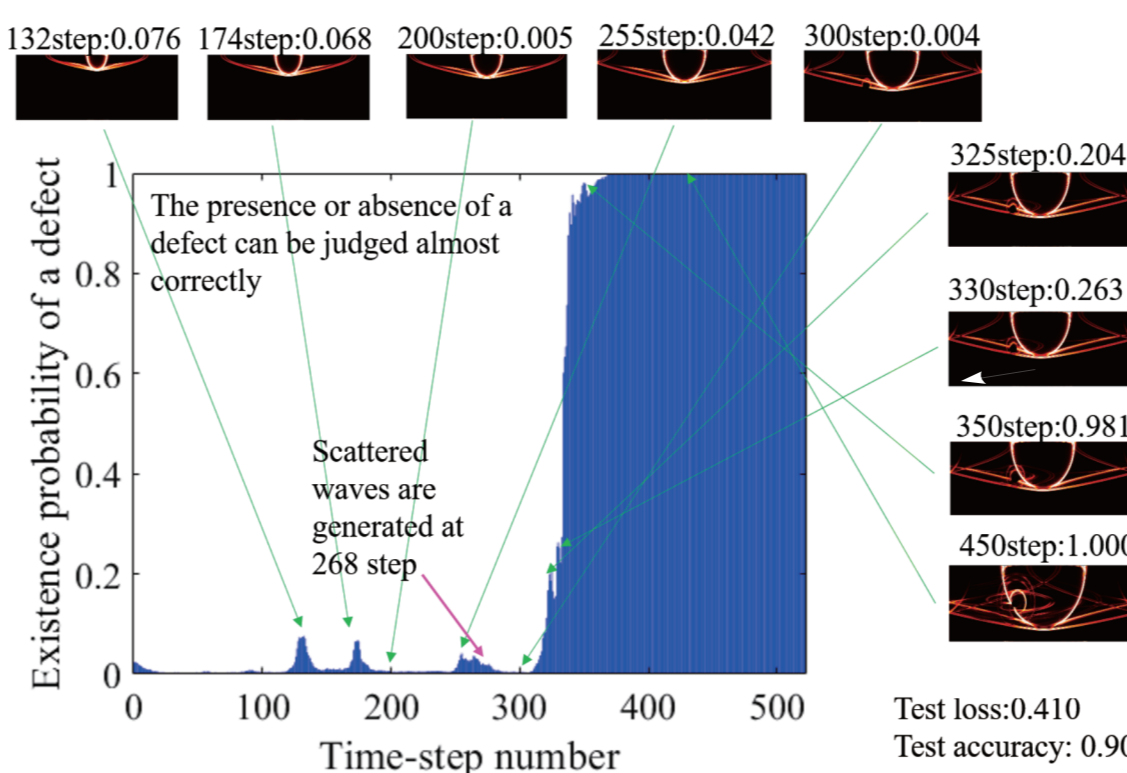
図6: 複雑な基本解の例(3次元異方性弾性波動問題の基本解)。

5 これまでの研究成果

研究代表者は、2017年度から2020年度の4年間に「非均質・異方性材料中を伝搬する弾性波動解析手法の開発と非均質への応用」という題目で、HPCI-JHPCNの支援を受けてきた。R3年度より、新たにAIやデータサイエンスをキーワードに本研究課題を実施している。例えばR3年度は、CNNや転移学習、RNNを用いたAI非破壊検査のプロトタイプの作成(図7)、FDM、FEMを用いたレーザー超音波のシミュレーション、機械学習利用した界面補完による超音波イメージングの高精度化(図8)、スパースモデリングを利用した多チャンネル欠陥イメージング手法の開発等を行った。

AIのUTへの応用

図7: レーザー超音波可視化試験(LUVT)を模した数値解析データに対する深層学習の一例。LUVTの時刻歴データを数値計算で大量に作成し、それらをCNN等を用いて、欠陥の有無の判定を行った。欠陥からの散乱波をAIが確認すると欠陥検出確率が急激に上昇する。R4年度も、予定している研究課題と並行し、引き続きLUVTに対するAI非破壊検査の高精度化を図る。



センシング計測データの応用

図8: 機械学習を用いた二層体の界面と欠陥の映像化。機械学習を用いて散乱波形データを補完し、欠陥形状再構成を高精度化している。

