

保全分野における AI を用いた順解析、逆解析、未来予測の試み

Attempts of forward analysis, reverse analysis and future prediction
using AI in the field of maintenance

原子燃料工業 (株)	○磯部 仁博	Yoshihiro ISOBE	Member
原子燃料工業 (株)	松永 嵩	Takashi MATSUNAGA	
原子燃料工業 (株)	藤吉 宏彰	Hiroaki Fujiyoshi	Member
原子燃料工業 (株)	小川 良太	Ryota OGAWA	Member
原子燃料工業 (株)	匂坂 充行	Mitsuyuki SAGISAKA	
東京大学	山田 知典	Tomonori YAMADA	
東京大学	吉村 忍	Shinobu YOSHIMURA	

Abstract As an attempt to apply AI in the field of maintenance, we have been studying "forward analysis", "inverse analysis" and "future prediction". As for the "forward analysis", as a theoretical verification of the digital hammering inspection results using the AE sensor, the natural frequency obtained in the hammering inspection is confirmed by "time history response analysis". Because there is a combination of the shape, material properties to be inspected, measuring position of natural frequency, etc., it is necessary to perform enormous amount of analysis. Therefore, learning the relationship between typical analysis conditions and analysis results using AI eliminates the need to perform the analysis each time. As for "inverse analysis", we report the case of evaluating the restraint state of the inspection object from the digital hammering inspection results and the shape of the object. By learning the relationship between "natural frequency", "shape of the inspection object" and "restraint state of the object" by AI, the restraint state can be calculated immediately from the natural frequency and the shape. With regard to "future prediction", changes in the "objective function" when changing the "design variable" are predicted based on the relationship between the "design variable" and the "objective function" learned by AI in advance.

Keywords: Maintenance, AI, Forward analysis, Reverse analysis, Future prediction

1. はじめに

保全分野において AI を適用する試みとして「順解析」、「逆解析」、「未来予測」について紹介する。

「順解析」の例としては、AE（音響）センサを用いたデジタル打音検査[1-3]（以降は、AE 打音検査）結果の理論的検証として、打音検査で得られる固有振動数を時間を要する「時刻歴応答解析」により確認するが、打音条件、検査対象の形状・物性、内部状態、固有振動数の計測位置（AE センサ位置）等の組合せがあり膨大な解析を行う必要がある。そのため代表的な解析条件と解析結果（AE センサで計測される固有振動数）の関係を AI（NN：ニューラルネットワーク）により学習することで、毎回、時刻歴応答解析を実施する必要性を無くす。

「逆解析」の例としては、AE 打音検査結果（固有振動数）と検査対象の形状から、検査対象の拘束状態を評価する場合を紹介する。検査対象が簡単な形状、拘束状態であれば固有振動数は理論式により求めることが可能であるが、実際の検査対象は必ずしもそうではない。そのような場合に、「固有振動数」と「検査対象の形状」と「検査対象の拘束状態」の関係を AI（NN）により事前学習することで、固有振動数と検査対象の形状から検査対象の拘束状態を直ちに算出する。

「未来予測」の例としては、AI（NN）により事前学習した評価対象の「設計変数」と「目的関数」の関係から、「設計変数」を変更した場合の「目的関数」の変化を未来予測する。

2. 保全分野におけるAIの適用の試み

2.1 順解析

トンネル、橋梁、高層ビル等の大型コンクリート構造物建設時の安全性、品質向上のために、AE打音検査とAI・シミュレーション技術を組み合わせることにより、コンクリート内部構造を診断する技術開発を以下の手順で進めている(図1)。

(1) 実験的DB構築

各種施工不良を模擬したデジタル打音検査データをDB化する。

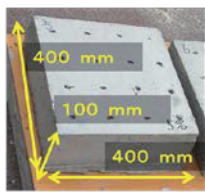
(2) AI・シミュレーション技術による大規模DB化

AE打音検査のFEMシミュレーションを実施し、実験的DBで検証する。その後、FEMシミュレーションの各種パラメータ(コンクリート強度、ひび割れ深さ、ひび割れ密度、内部空洞サイズ等)とFEMシミュレーションで得られるAE打音検査データをAIで学習、検証しながら、「順解析」によりDBを大規模化する。

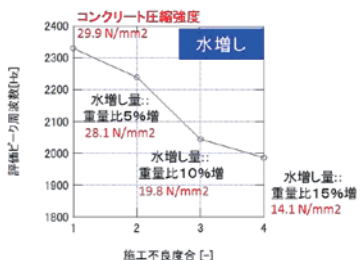
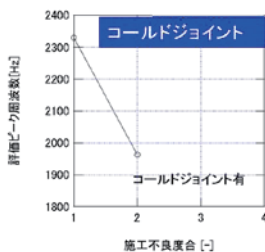
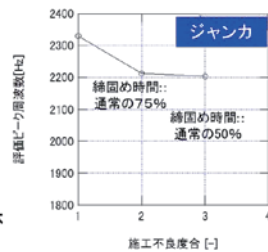
(3) 逆解析モデルの構築と適用性検証

コンクリート表面における複数点測定データから内部構造を診断する逆解析モデルを構築する。また、現場での実証試験で、その適用性や評価精度を確認する。

(1) 実験的DBの構築



コンクリート施工不良模擬試験体 (材齢31日)



(2) AI・シミュレーション技術による大規模DB化

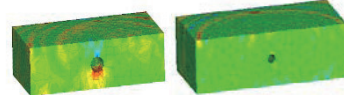
FEM解析入力情報

形状変数:
(内部空洞サイズ/位置、ひび割れ深さ等)
材料特性変数
(コンクリート強度等)

AIで学習
DB大規模化

FEM解析出力情報

コンクリート表面の振動データ



(3) 逆解析モデルの構築と適用性検証

逆解析モデルの構築

コンクリート表面の
振動データ

大規模DBを
AIで学習

コンクリートの内部構造

現場
検証



表面測定データ
から内部構造を診断

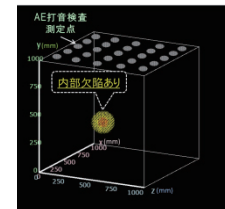


図1 デジタル打音検査とAI・シミュレーションの統合的活用によるコンクリート内部構造診断

前記、(2) AI・シミュレーション技術による大規模 DB 化における、FEM シミュレーションの各種パラメータ(コンクリート強度、ひび割れ深さ、ひび割れ密度、内部空洞サイズ等)と FEM シミュレーションで得られる AE 打音検査データを AI で学習、検証しつつ、「順解析」により DB を大規模化するプロセスの例を図2、図3に示す。

図2にはコンクリート構造物に対する AE 打音検査をシミュレーションする時刻歴応答解析のモデル形状と解析条件を示す。中央部にはサイズが異なるシース穴(空洞)が存在する。図3は内部空洞サイズをφ30、50、100mm 等と変化させ、打音検査を実施(打撃付与)した場合に得られる周波数分布を示している。FEM シミュレーションの入力情報と解析結果として得られる固有周波数を AI で学習することにより、解析を実施していない条件(例: φ70mm)における固有周波数(4410Hz)を得る。

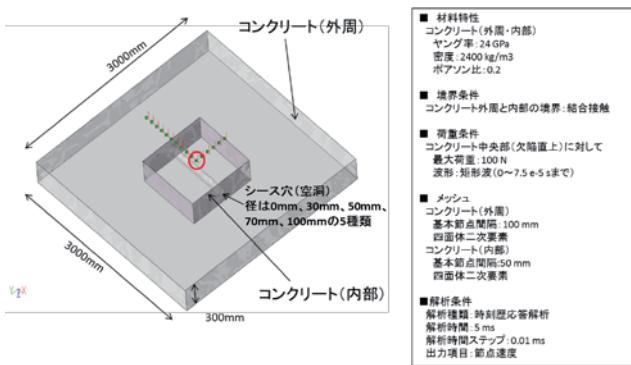


図2 コンクリート構造物に対する AE 打音検査をシミュレーションする FEM モデル形状と解析条件

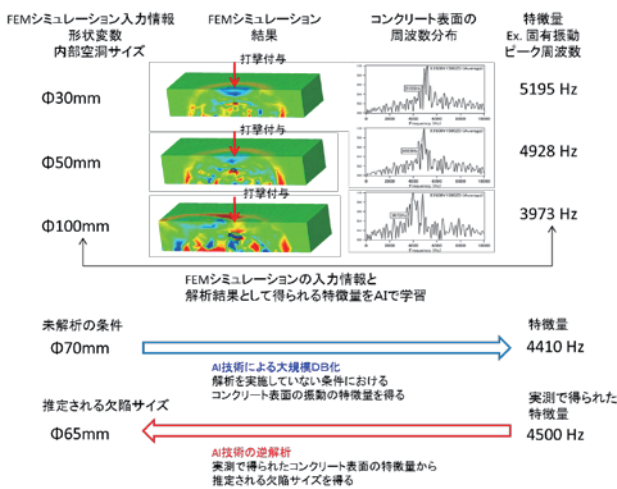


図3 AI・シミュレーション技術による大規模DB化、逆解析のイメージ

2.2 逆解析

AE 打音検査に基づく、グラウンドアンカー(以下、「アンカー」という)の緊張力評価の例について紹介する。アンカーは、のり面・斜面を安定化させる工法に用いられる。アンカーの維持管理では、残存引張り力(以下、「緊張力」という)の測定が実施されているが、労力的、経済的にも多大な負担を要するため、簡易的にアンカーの緊張力を把握する非破壊調査法の開発が必要とされている。

筆者らは、AE センサをアンカー頭部に押し当て、ハンマーで打撃した際の頭部振動を評価することで、緊張力を推定する診断技術を開発しており(図4、図5)、その診断手法は、緊張力の増加に伴い固有振動周波数が上昇することに注目している(図6)。但し、片持ち梁の曲げ振動の理論解(式(1))、及び、梁が軸力(引張)を受ける場合の理論式(式(2))に示すように、固有振動数は、緊張力以外にアンカー径、頭部長さ等にも依存するため、緊張力評価の定式化は多少複雑になる[4]。

$$f = \frac{1}{2\pi} \cdot \frac{\lambda^2}{L^2} \cdot \sqrt{\frac{EI}{\rho A}} \quad (1)$$

ここに、 f : 固有振動数、 λ : 1.875、 L : 振動長さ、 E : 縦弾性係数、 I : 断面定数、 ρ : 密度、 A : 断面積である。

$$f' = f \sqrt{1 + \frac{T}{n^2 P_C}} \quad (2)$$

ここに、 f' : 軸力(引張)を受けるときの固有振動数、 f : 軸力を受けないときの固有振動数、 T : 軸力、 P_C : オイラーの限界荷重、 n : 振動モードである。

ここでは、理論式に基づかず、NN 技術を応用することで、「結果(固有振動数)+形状等の条件」から直接的に「求めたい原因(緊張力)」を算出した。具体的には、形状等の条件(アンカーの径、頭部長さ)、測定結果(1次周波数、2次周波数)を入力層として、緊張力を出力層として、NN で学習させた。学習データは、緊張力(6段階)、アンカーの径(4種類)、頭部長さ(3段階)を系統的に変化させた際の実験結果(6×4×3=72 データ)を用いた。

学習済み NN に対して、学習データを用いた検証を行った結果を図7に示す。推定緊張力は、学習済み NN が学習用データのインプット情報に基づいて算出した緊張

力であり、実緊張力が実験時の値である。一次回帰線の R^2 は、0.9502 と高く、強い相関が得られていることから、NN 技術を用いることで容易に緊張力評価が実施可能であることが示された。



図4 AE センサを用いたデジタル打音検査状況

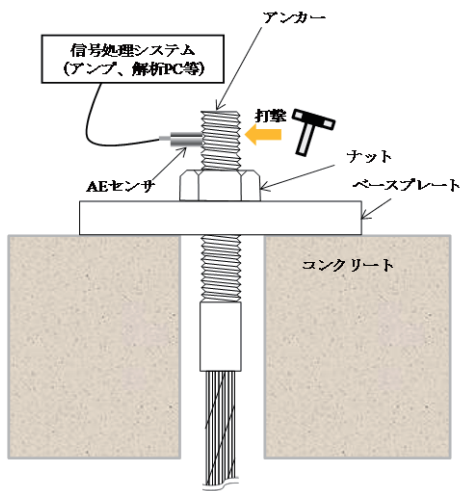


図5 AE センサを用いたデジタル打音検査概要

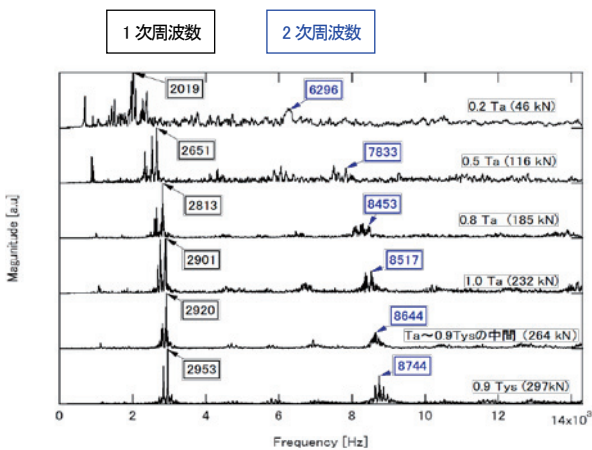


図6 F40TA の緊張力に伴う周波数分布の変化 (実大試験)

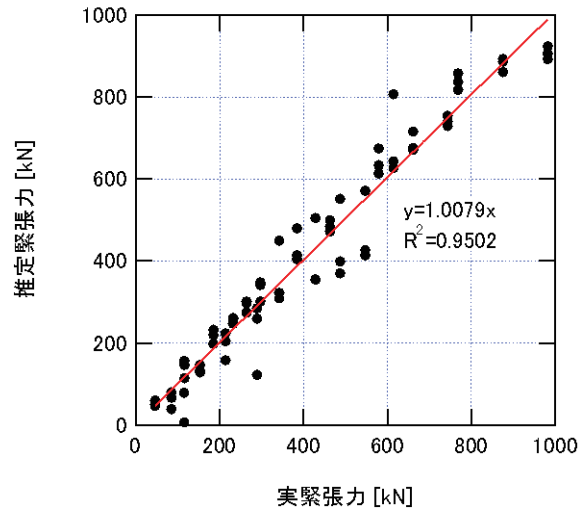


図7 実緊張力と推定緊張力の対比

2.3 未来予測

保全活動のさらなる信頼性向上のためには、ヒューマンエラーを低減することの重要性が指摘されている。ヒューマンエラーの発生比率は作業環境に依存することはよく知られているが、著者らは「多次元可視化ツール」と「ニューラルネットワーク」を用いた BIG DATA 解析・シミュレーションシステム Dr. Design を用いて、作業環境を改善するためのアプローチと作業環境の改善効果の未来予測について検討している[5-11]。

ヒューマンエラーの低減は人間が係わるが故に単純ではなく、例えば、ヒューマンエラーに関する3つの誤解が指摘されている[12]。

- ・ヒューマンエラーは注意力によって防げる
- ・ヒューマンエラーは教育・訓練によって防げる
- ・ヒューマンエラーは人による検査・確認によって防げる

表1が示すように、ヒューマンエラーは人間の意識、換言すれば生理的状态に依存することが知られており、生理的状态が改善されない限り、単純に注意力を高めるというだけでは限界があるようである。

図8が示すように、「標準と異なる作業をした」ケースについて分析した結果、「標準を知っていた」→「標準通り作業できる」→「標準を守るつもりだった」にも係わらず、40%ものヒューマンエラー発生比率があった。即ち、このケースについては、教育・訓練が役立たない。

図9が示すように、人による検査・確認の多重度によってヒューマンエラーは $1-(0.35)^5=0.99$ によって低減すると思いがちであるが実際はそうではない。また、エラーの含まれる割合が減少すると検出力が低下することも知られている。

表1 ヒューマンエラーは注意力によって防げる？ [12]

フェーズ	意識のモード	生理的状態	エラー発生率
O	無意識、失神	睡眠	1
I	意識ぼけ	疲労、居眠り	0.1以上
II	正常 リラックスした状態	休息時、 定例作業時	0.01~ 0.00001
III	正常 明晰な状態	積極活動時	0.000001 以下
IV	興奮状態	慌てている時、 パニック時	0.1以上

出典：橋本邦衛、「安全人間工学」、中央労働災害防止協会

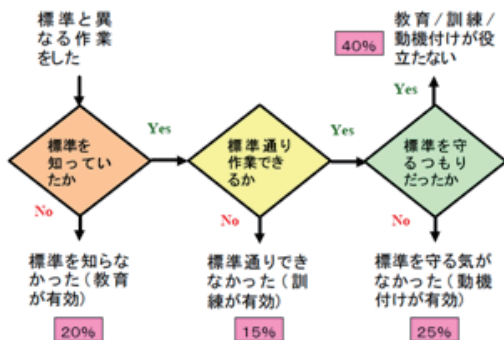
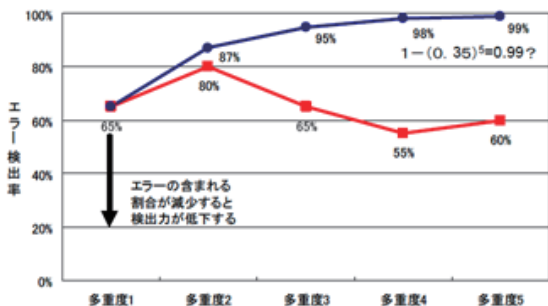


図8 ヒューマンエラーは教育・訓練によって防げる？ [12]



出典：島倉大輔・田中健次、「人間による防護の多重化の有効性」、品質、33巻

図9 ヒューマンエラーは人による検査・確認によって防げる？ [12]

前述のようにヒューマンエラーを低減することは単純ではないものの、ヒューマンエラーの発生比率は作業環境に大きく依存することも知られている。そのため、ヒ

ューマンエラーと作業環境の関係を分析・把握して、作業環境の改善がヒューマンエラー低減のために有効と考えられる。しかしながら、ヒューマンエラーは人間の感性に係わり、人間の感性が一般的に非線形であるため、従来の多変量解析法では線形解析法のためにヒューマンエラーの分析に制約があると考えられる。

以上のような背景から、著者らは軽水炉保全最適化のための統合型シミュレータ Dr. Design の機能である「多次元可視化」と「ニューラルネットワーク」を用いて、作業環境を改善するためのアプローチと作業環境の改善効果の予測を検討している。そのアプローチの概要を以下に示す。

作業環境を規定する『設計変数』と作業者の作業環境に対する満足度を表す『目的関数』の因果関係を定量的に把握し、作業環境の改善効果を定量的に予測、最適化する手法である。

Step①：作業者の満足内容（『目的関数』）と、それを左右すると考えられる作業環境（『設計変数』）を設問に含めたアンケート調査（5段階評価）を実施。

Step②：「ニューラルネットワーク」を応用した非線形解析によって、『設計変数』と『目的関数』の因果関係を定量分析（図10）。

Step③：「多次元可視化」により、『設計変数』と『目的関数』の因果関係を視覚的に俯瞰しながら、インタラクティブな操作で作業環境の最適化について検討（図11）。

Step④：さらに、『設計変数』と『目的関数』の因果関係を学習した「学習済ニューラルネットワーク」により、作業環境の改善効果（『設計変数』の改善による『目的関数』への影響）を定量予測。

以上のようなアプローチによってヒューマンエラーの発生比率に大きく影響を与えるとされる作業環境の改善効果について定量的に予測し、作業環境の効率的な改善が期待される。

原子力発電所での作業員のアンケート調査並びに評価は未実施であるが、首都圏に立地するIT企業の役員を除く全従業員を対象とし、660名から回答を得た。回答率は78.5%、その内訳は男性550名(83.3%)、女性110名(16.7%)で、平均年齢は33.4歳である。

アンケートは、モチベーションに着目した実態調査を目的とし、質問項目は仕事のやり方や評価、人間関係、職場の環境、健康状態や職務の満足度等について多角的視点に及ぶ。内容は標準的に用いられる職業性ストレス簡易調査票及び簡易職務満足度チェックリストに加え、新たに設計した独自アンケート15質問項目の3種類から構成されている。

図10では多次元可視化空間において、永年勤続 ≥ 2.5 、職務内容 ≥ 3.5 、全般的満足 ≥ 3.5 となる点を濃い色で表示させ、対応する設計変数も同様に变化させた。設定範囲を変化させ、対話的・視覚的に比較することにより、設計変数をどの様に变化させれば目的関数がどの様に向上するかを考察する。多次元空間上で提示される多様な方策の中から、実現の可能性が高い方策を選択すればよい。更に、ニューラルネットワークで学習済みのDr. Designに設計変数を向上させたデータを入力し、方策の効果を確認することも可能である。

図11では多次元可視化空間において、目的関数である「永年勤続する気持ち」、「職務内容の満足度」、「仕事の全般的満足感」が高い点の回答が、設計変数である「会社の安定性・成長感」、「仕事の適正」、「成長できる環境」も高い点であることに着目し、これらの設計変数を20%向上させた場合、アンケート回答者全体として目的関数にどの程度影響するかを予測するシミュレーションを行った。その結果、「永年勤続する気持ち」は11.0%、「職務内容の満足度」は5.2%、「仕事の全般的満足感」は8.5%向上する予測結果が得られた。

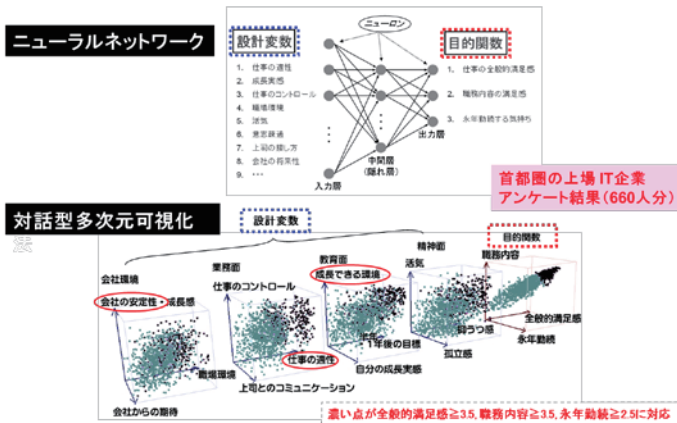


図10 アンケート調査結果をNNにより学習することで職場環境を改善するためのアプローチ

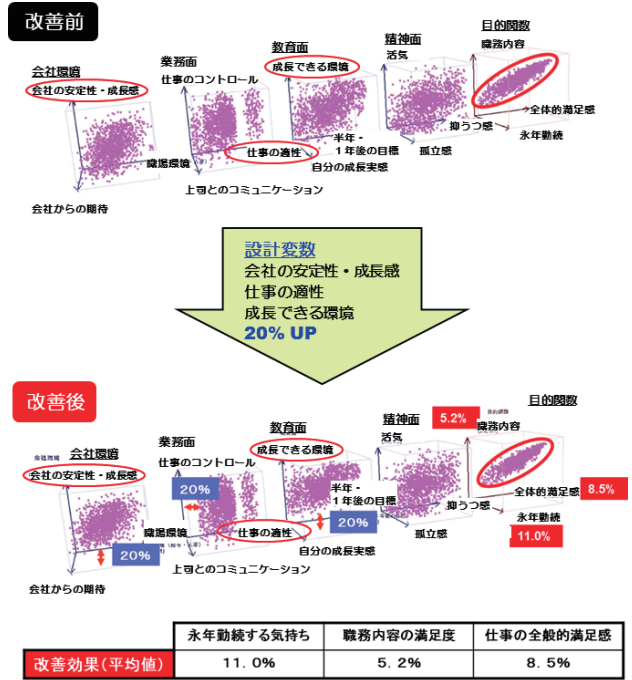


図11 多次元可視化とAIを用いた職場環境改善の未来予測

3. まとめ

保全分野においてAIを適用する試みとして「順解析」、「逆解析」、「未来予測」について紹介した。

「順解析」の例としては、FEM解析において、膨大な解析条件があり、長時間の解析時間が必要な場合には、代表的な解析条件と解析結果の関係をAIにより学習することで、毎回、FEM解析を実施する必要が無くなる場合に有効であると考えられる。

「逆解析」の例としては、AE打音検査とAI・シミュレーションの統合的活用により、コンクリート表面の打音検査からコンクリート内部構造の診断の可能性の検証を進めている。

「未来予測」の例としては、アンケート調査に含まれる「設計変数」と「目的関数」の関係をAIにより事前学習し、「設計変数」を変更した場合の「目的関数」の変化を未来予測した。保全活動におけるヒューマンエラー低減のための環境設計に役立てることが可能と考える。

紹介した例以外にも、複数センサを用いた逆止弁オンラインモニタリング[13]、非破壊検査の複雑な信号処理、並びに信号処理の自動化にAIを活用する開発を継続している。

参考文献

- [1] Takashi MATSUNAGA, Ryota OGAWA, Mitsuyuki SAGISAKA, Hiroaki FUJIYOSHI and Yoshihiro ISOBE, “Social infrastructural diagnosis by hammering inspection with AE sensor”, E-Journal of Advanced Maintenance Vol. 11 No. 1 (2019) 27-33.
- [2] 礪部仁博, 松永嵩, 匂坂充行, 小川良太, 藤吉宏彰, 下田彩子, “i-Construction 新技術現場試行: AE センサを用いた打音検査によるコンクリート施工品質評価”, 日本保全学会第 15 回学術講演会要旨集 pp.135-136, 福岡国際会議場 (2018).
- [3] 松井計雄, 礪部仁博, 藤吉宏彰, 小川良太, “ボルト簡易診断法の開発研究 (2)”, 日本保全学会第 15 回学術講演会要旨集 pp.451-452, 福岡国際会議場 (2018).
- [4] 浜崎智洋, 笠間清伸, 松永嵩, 小川良太, 礪部仁博, 佐山政幸, “打音診断技術を活用したグラウンドアンカーのあらたな緊張力計測手法に関する実験的研究”, 土木学会論文集 C(地圏工学) 75 巻 (2019) 1 号 p.90-102.
- [5] 礪部仁博, 高坂徹, 吉村忍, “多次元可視化ツールと AI を用いた顧客アンケート要因分析と設計”, 日本経営工学会秋季大会予稿集, p142-143, パシフィコ横浜 (2017).
- [6] 礪部仁博, 匂坂充行, 小川良太, 松永嵩, 高坂徹, 松本聡司, 吉村忍, “軽水炉保全最適化のための統合型シミュレータ Dr. Mainte によるヒューマンエラーの影響とその低減効果の検討 2”, 日本保全学会第 13 回学術講演会要旨集, p371-374, 神奈川県立かながわ労働プラザ (2016).
- [7] 礪部仁博, 匂坂充行, 江藤淳二, 松永嵩, 高坂徹, 松本聡司, 吉村忍, “軽水炉保全最適化のための統合型シミュレータ Dr. Mainte”, 日本保全学会第 11 回学術講演会要旨集, p347-348, 八戸工業大学 (2014).
- [8] 礪部仁博, 江藤淳二, 松永嵩, 匂坂充行, 高坂徹, 松本聡司, 吉村忍, “軽水炉保全最適化シミュレーションツール Dr. Mainte を用いたヒューマンエラーの影響とその低減効果の検討”, 日本原子力学会 2013 年秋の大会, I38, p402, 八戸工業大学 (2013).
- [9] 匂坂充行, 礪部仁博, 江藤淳二, 松永嵩, 高坂徹, 松本聡司, 吉村忍, “軽水炉保全最適化のための統合型シミュレータ Dr. Mainte による作業環境の改善検討”, 日本原子力学会 2012 年秋の大会, N27, p599, 広島大学 (2012).
- [10] 高坂徹, 佐久太郎, 礪部仁博, 吉村忍, “ニューラルネットワークと多次元可視化ツールを用いた企業における従業員モチベーション要因分析と設計,” 日本経営工学会平成 22 年度秋季研究大会予稿集, 福岡工業大学(2010).
- [11] 高坂徹, 佐久 太郎, 礪部仁博, 吉村忍, “従業員のモチベーション要因分析とその向上における非線形データ解析/多次元可視化ツールの応用,” 日本リスク研究学会第 23 回年次大会講演論文集, Vol.23, p43-48, 明治大学 (2010).
- [12] 中條武志, ものづくり・サービス提供におけるヒューマンエラーの防止
<http://www.indsys.chuo-u.ac.jp/~nakajo/open-data/pokayo-ke.pdf>
- [13] 松永嵩, 江藤淳二, 稲川聡, 礪部仁博, “逆止弁診断システムの開発”, 日本原子力学会 2014 年春の年会, L40, p571.