技研
R&D Center

ディープラーニングを使った
火力発電所ボイラ配管の
画像による損傷評価の実現について

2019.5.28

技術研究所
発電技術研究室
木津　健一

関西電力
power with heart

自己紹介

氏名：

木津　健一

所属：

関西電力株式会社　技術研究所　発電技術研究室

担当業務：

火力機器（蒸気タービン、ボイラ）損傷評価

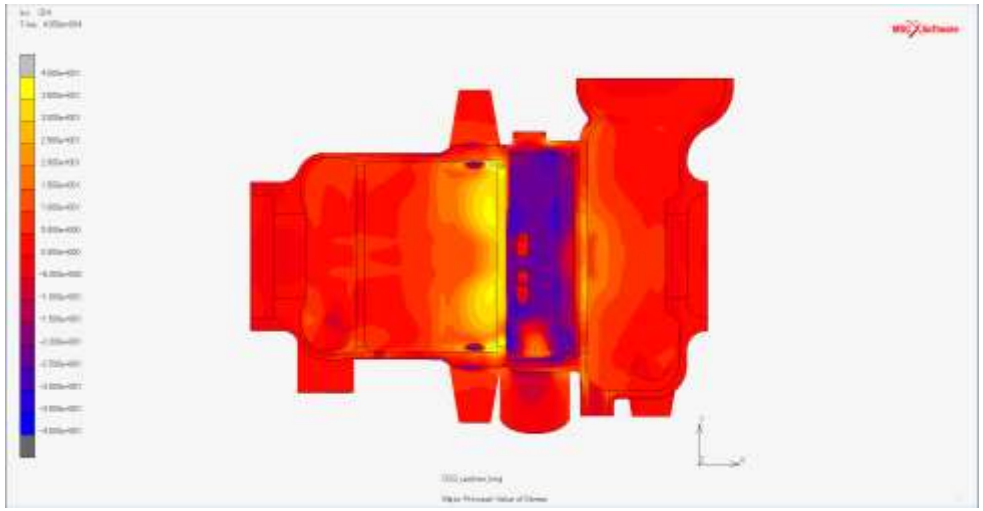
業務内容：

有限要素解析

人工知能

MATLAB使用歴：

２年半

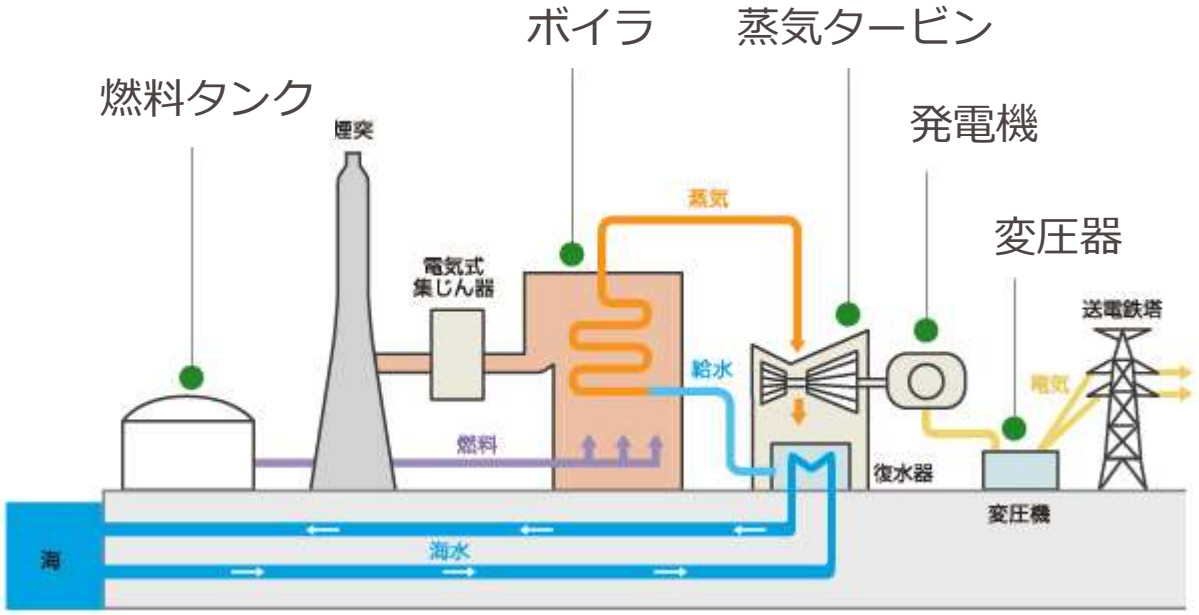


目次

- 背景・目的
  - 火力発電のしくみ
  - ボイラ配管について
  - ボイラ配管溶接部について
  - クリープについて
  - 従来型ボイラ配管溶接部のクリープ損傷
  - 従来型ボイラ配管溶接部の非破壊検査
  - 高クロム鋼
  - 高クロム鋼配管溶接部のクリープ損傷
  - 高クロム鋼ボイラ配管溶接部の非破壊検査（検討中）
  - 背景・目的のまとめ
- 人工知能開発用データ
  - 試験体
  - 微小領域ひずみ分布計測画像
- 分類用人工知能開発の実施
  - 問題の設定
  - データの拡張
  - 転移学習の採用
  - 学習の実施
  - 交差検証
  - 考察
- 回帰用人工知能開発の実施
  - 問題設定とデータの拡張
  - 転移学習の実施
  - 交差検証と考察
- 回帰用人工知能による外挿
  - 追加データ
  - 評価結果と考察
- 結言
- 今後の予定
- MATLABを導入してみて

火力発電のしくみ

- ボイラにて、燃料タンクから送られてきた燃料を燃やす。ボイラの中には多くの水の通った管があり、水を蒸気にして、タービンに送る。
- ボイラの熱で作られた蒸気で、タービンの羽根車を回転させる。
- 発電機はタービンとひとつの軸でつながっているため、タービンの回転を受けて発電機も回転し、電気がつくられる。



火力発電の原理

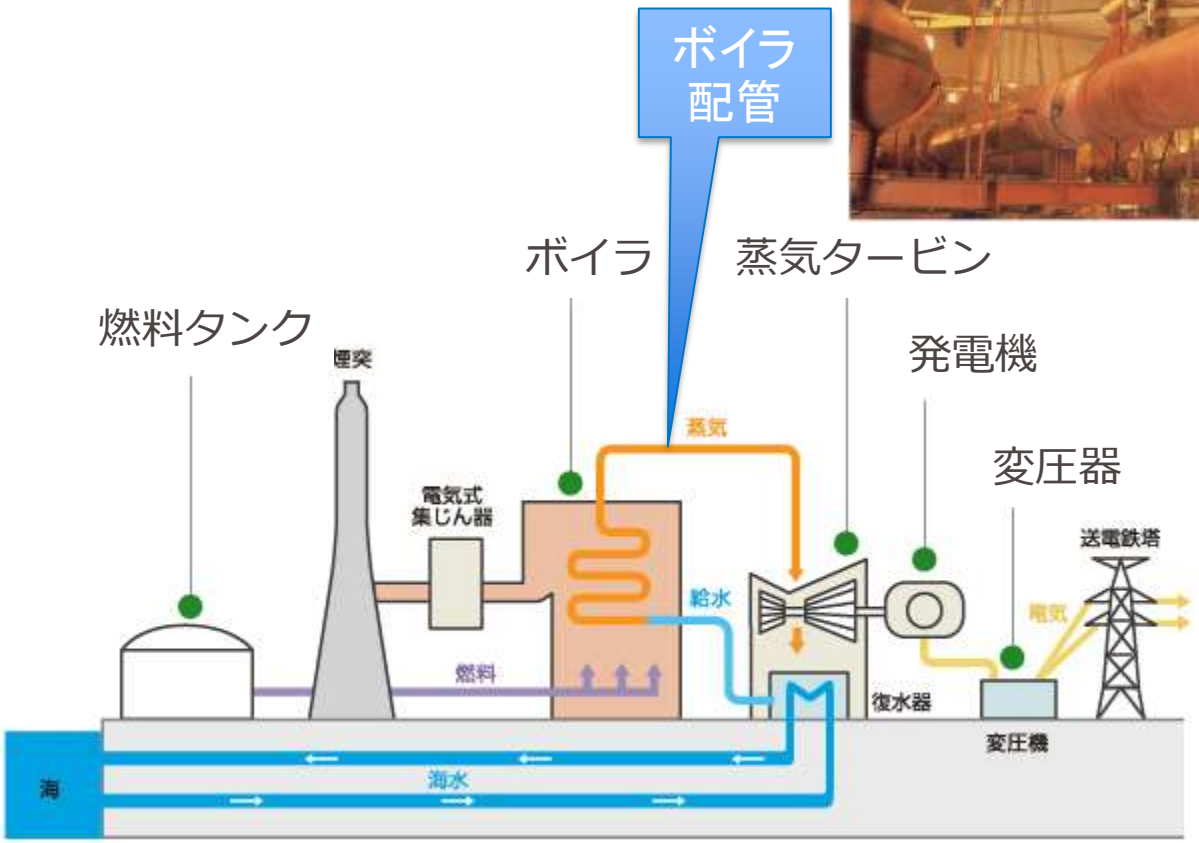
ボイラ外観

タービン羽根車

ボイラ配管について

- ボイラからタービンへ蒸気を送る配管をボイラ配管という
- 蒸気は高温・高圧で、弊社最新鋭ボイラなら595℃，24.5MPa
- 外径400～1000mm程度

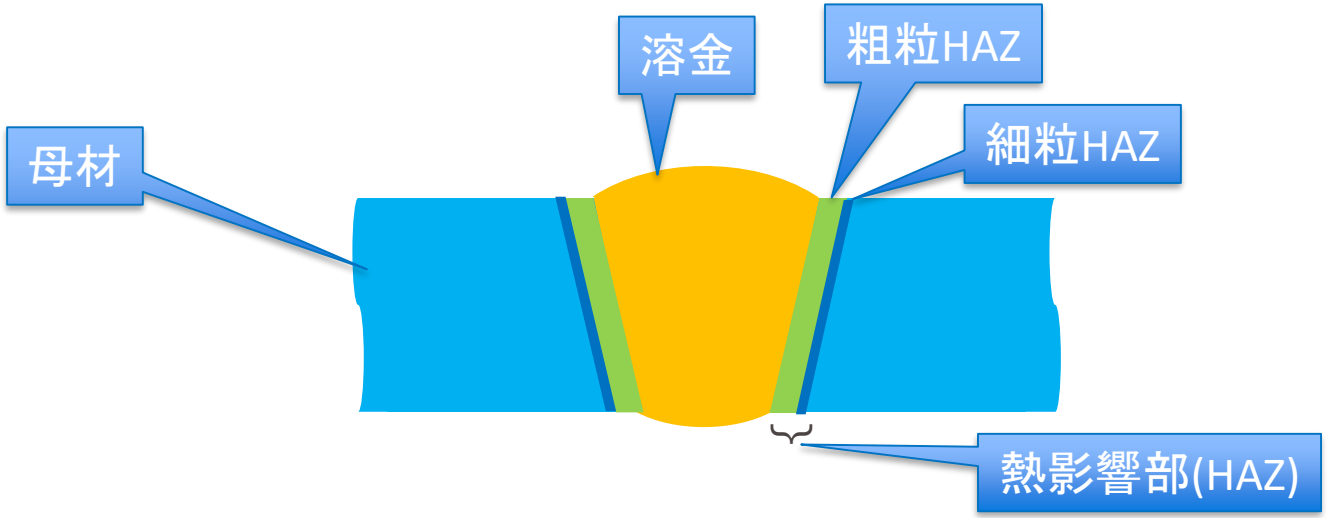
*日本製鉄カタログより



火力発電の原理

ボイラ配管溶接部について

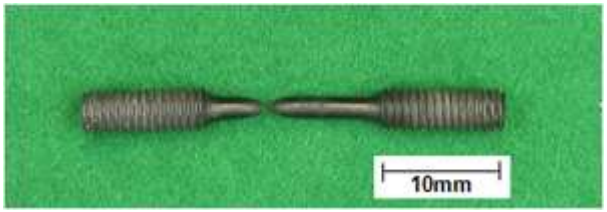
- ボイラ配管は溶接にて施工されている
- 溶接部は、母材、溶金、熱影響部(HAZ)に分類される
- HAZは結晶粒径によって粗粒HAZと細粒HAZにさらに分類される
- 配管溶接部はクリープにて損傷することが知られている



ボイラ配管溶接部

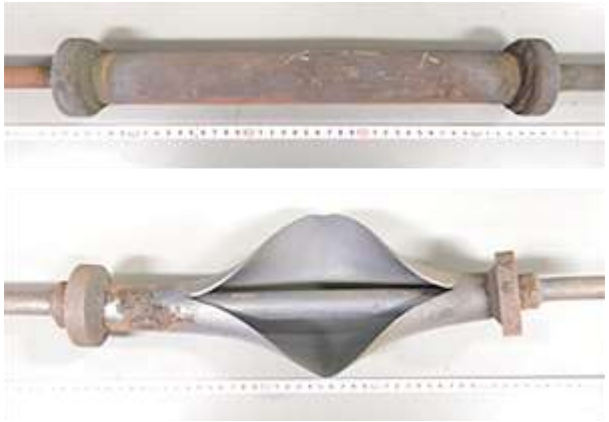
クリープについて

- ボイラ配管のように、高温で力が作用し続けると、変形しいずれ破断に至る。（高温での特徴的挙動）
- 配管がクリープで損傷するといずれ蒸気漏洩し、発電が不可能になる。



引張クリープ試験例

*日鉄テクノロジーwebサイトより
https://www.nstec.nipponsteel.com/technology/mechanical/high_temp/high_temp01/high_temp0101/



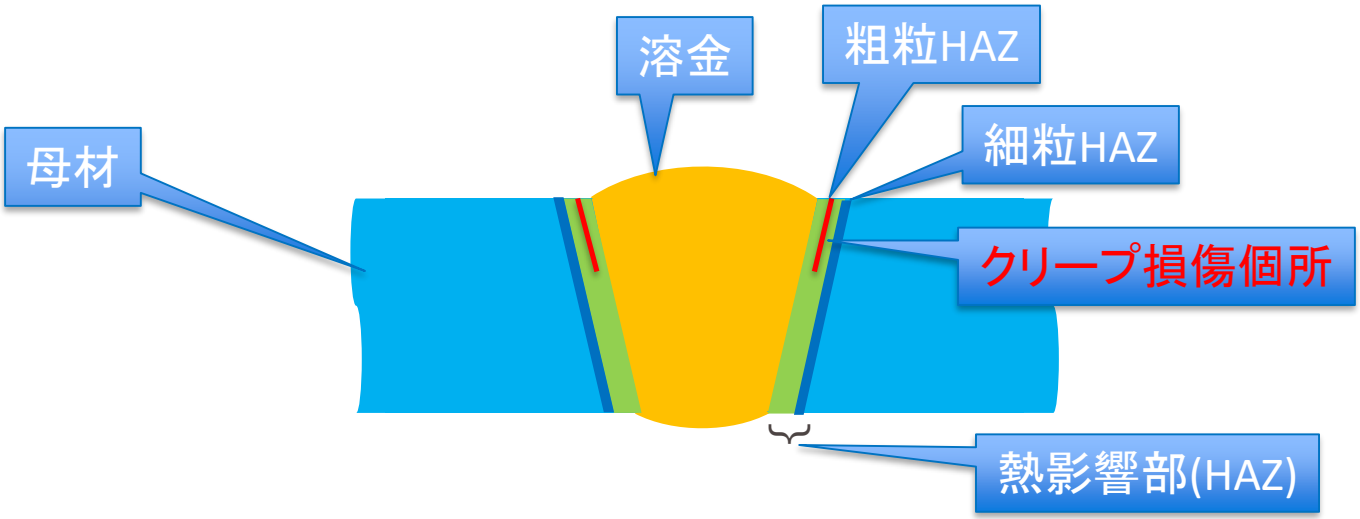
内圧クリープ試験例

*JFEテクノリサーチwebサイトより
https://www.jfe-tec.co.jp/jfetec-news/56/6p.html

従来型ボイラ配管溶接部のクリープ損傷

溶接熱影響部（HAZ）は母材に比べてクリープ損傷しやすいことが知られている。

非破壊検査により、蒸気漏洩前に配管取替



ボイラ配管溶接熱影響部のクリープ損傷

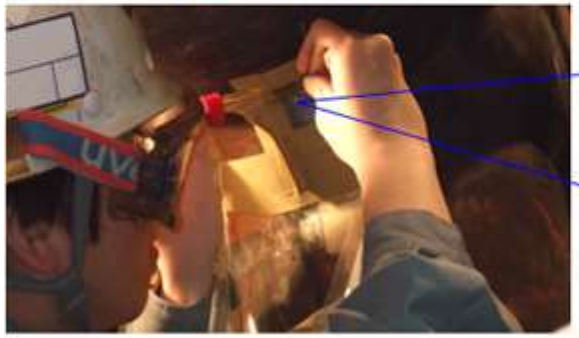
従来型ボイラ配管溶接部の非破壊検査

レプリカ法

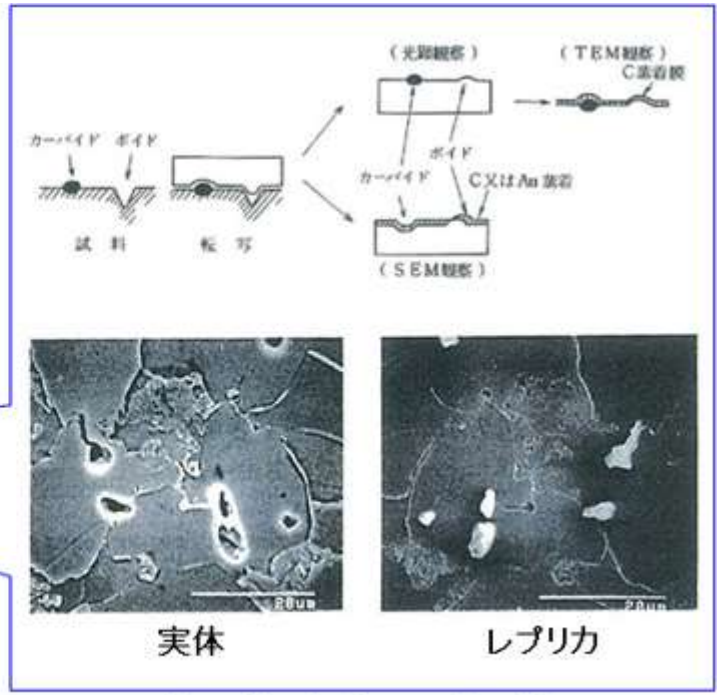
配管外表面から金属組織のレプリカを採取し、顕微鏡観察する

損傷していればクリープボイドが観察される

クリープボイドの個数で損傷を診断できる



レプリカ採取作業風景



ボイド観察（SEM観察）

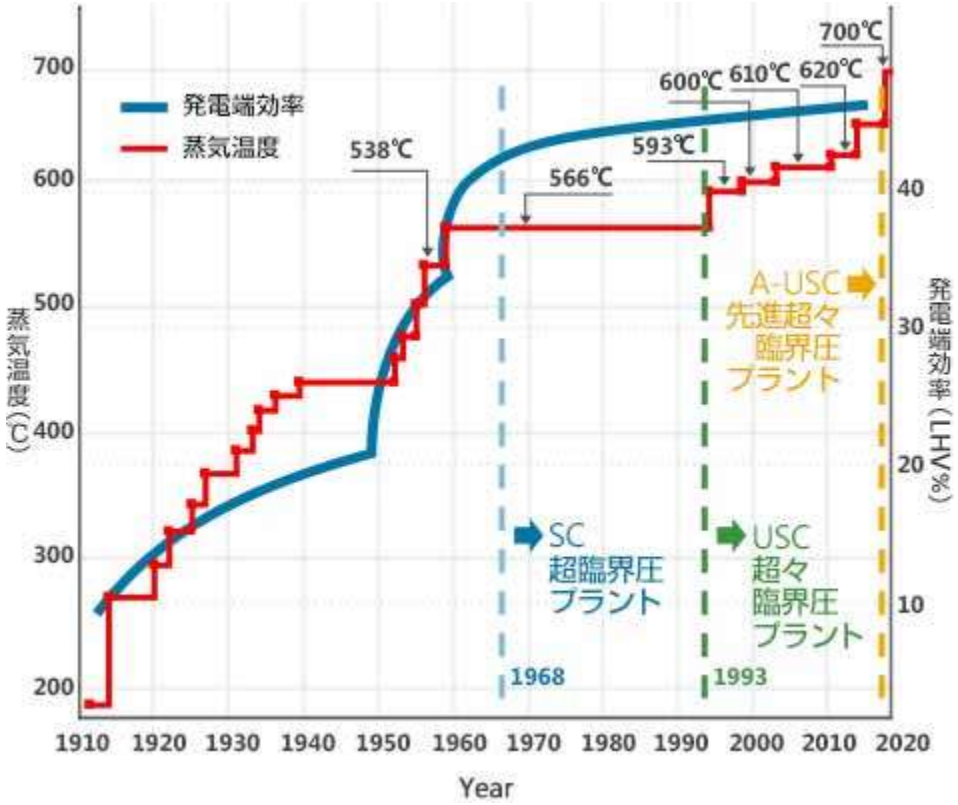
ボイラ配管非破壊検査

*日鉄テクノロジーwebサイトより
https://www.nstec.nipponsteel.com/technology/mechanical/high_temp/high_temp01/high_temp0102/

高クロム鋼

発電効率向上のため、最新鋭ボイラでは蒸気温度が600℃程度と従来より高い。

この高温に耐えられる材料として高クロム鋼が開発され使用されている。



火力発電プラントにおける発電効率と蒸気温度の推移

*MHPS webサイトより
https://www.mhps.com/jp/products/boilers/lineup/once-through/

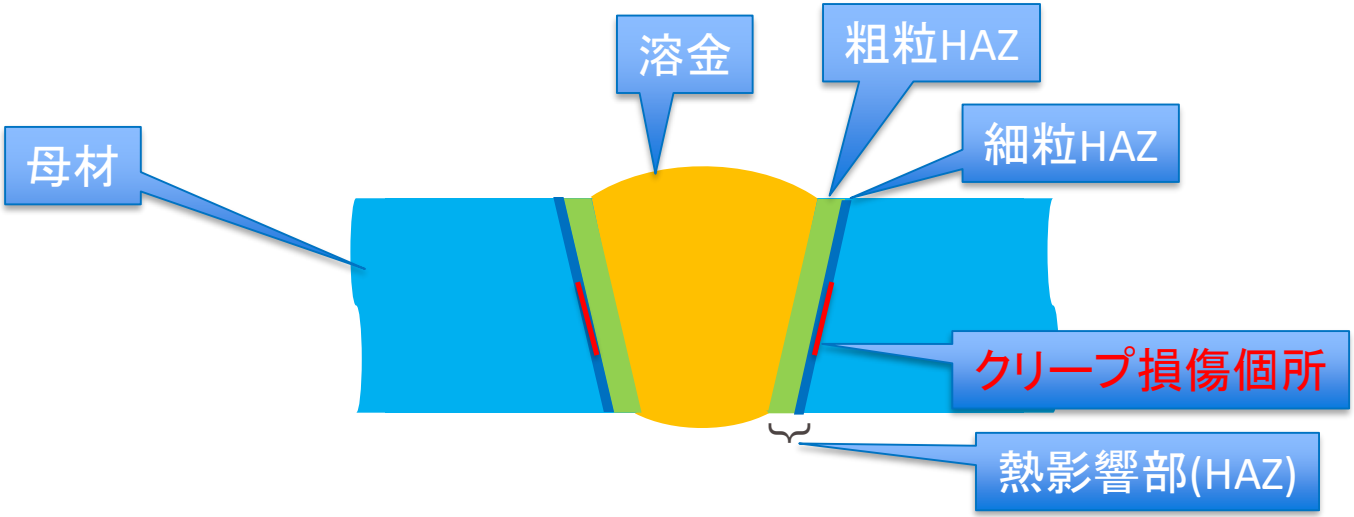
高クロム鋼配管溶接部のクリープ損傷

高クロム鋼配管溶接部では、肉厚内部から損傷することが多い

従来型ボイラ配管溶接部で使用していたレプリカ法は外表面の検査にしか使えない

経産省の寿命評価式を用いて判断し、配管を早めに取り換えることで、蒸気漏洩により発電できない事態を避けている

非破壊検査手法を取り入れたいという火力発電事業ニーズがある



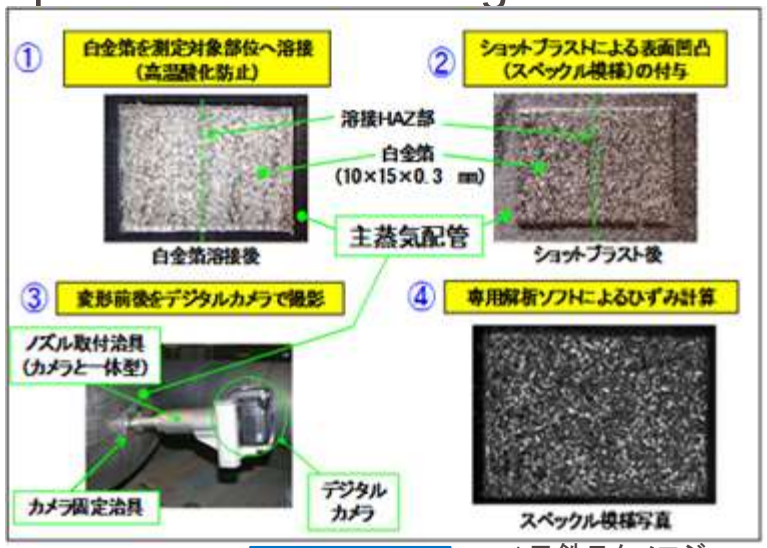
高クロム鋼ボイラ配管溶接熱影響部のクリープ損傷

高クロム鋼ボイラ配管溶接部の非破壊検査（検討中）

クリープは変形を伴うので配管外表面の微小領域ひずみでの検査を検討

微小領域ひずみを取得するため、溶接部に白金箔を溶接し、ショットブラストで模様を付与し、画像相関法でひずみ分布を取得

本手法はSPICA法（Speckle Pattern Image Correlation Analysis）と呼ばれる



SPICA法

*日鉄テクノロジー webサイトより
https://www.nstec.nipponsteel.com/technology/mechanical/high_temp/high_temp01/high_temp0102/

微小ひずみ分布画像からクリープ損傷を判断する手法は確立していない

ディープラーニングの適用を検討することに

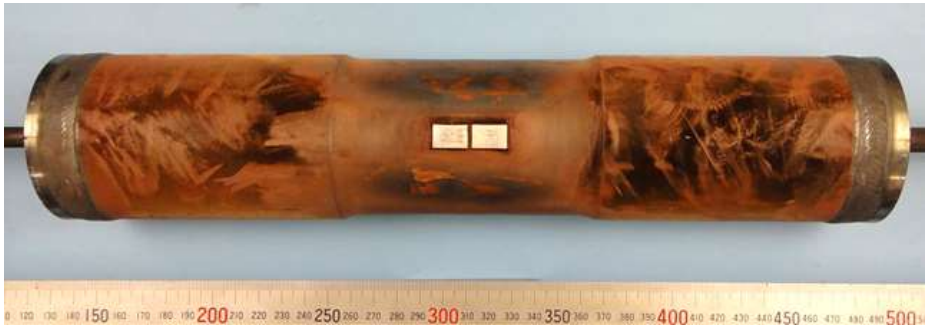
MATLABを導入して開発を試行

背景・目的のまとめ

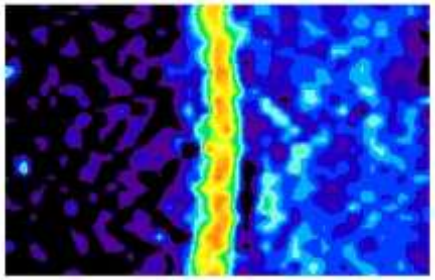
- ボイラ配管は高温高圧状態で使用するため、経年使用に伴う溶接部損傷による蒸気漏洩が懸念されている。
- そのため定検時に非破壊検査による余寿命診断を実施している。
- しかしながら、レプリカ観察等による非破壊検査では、配管外表面の検査しか行えず、肉厚内部の損傷は発見できないという問題点があった。
- 特に高クロム鋼配管溶接部では、肉厚内部で損傷が発生しやすいことが知られている。
- この対策として、配管外表面のひずみと肉厚内部の損傷の相関に着目した、SPICA法（Speckle Pattern Image Correlation Analysis）による微小領域ひずみ分布計測の適用が試みられている。
  - SPICA法・・・測定対象に白金箔を溶接しショットブラストにより模様を付与し、変形を模様の変化でとらえることでひずみを算出
- しかしながら、本手法によるクリープ損傷評価法の詳細は定まっていない。
- 本研究では、SPICA法による微小領域ひずみ分布計測で得られた画像データに深層学習を適用し、余寿命を診断する人工知能モデルの開発を試行することにより、余寿命診断技術としての検討を実施した。

人工知能開発用データ(1)試験体

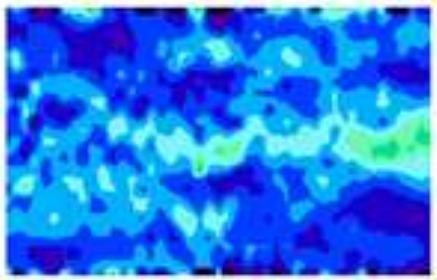
- 人工知能モデル開発に利用した微小領域ひずみ分布画像は、参考文献『森田ほか, 日本材料学会第67期学術講演会, 609 2018』の内圧クリープ試験のデータを使用した。
- 試験体は火SUS410J3TPを用いて作製され、溶接部は周方向にU開先でTIG溶接にて施工されている。
- 内圧試験片はΦ78mm、肉厚13mm、長さ350mmの管であり、平行部はΦ74mm、肉厚11mm、長さ100mmである。左右のボンド部に微小領域ひずみ分布計測用の白金箔が溶接されている。
- なお今回は、周溶接部の損傷の進行に伴う軸方向ひずみの増大が確認されたため、軸方向の微小領域ひずみ分布画像を人工知能モデル開発に利用した。
- また、本内圧クリープ試験は19,350[h]で蒸気漏洩に至っている。



試験体



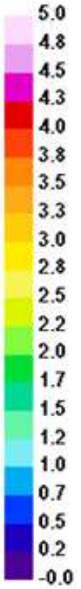
軸方向ひずみ



周方向ひずみ

人工知能開発用データ(2)微小領域ひずみ分布計測画像

- 試験時間8,000、12,000、14,000、16,000、17,000、18,000[h]でのSPICA法による微小領域ひずみ分布計測画像を入手
- ひずみの表示範囲は0～5%までで、全画像で統一されている。ただし、トレーニング用データは微小領域ひずみ分布画像のみであり、ひずみ表示範囲を示す画像はトレーニング用データには含まれていない。
- [180°右]のデータを教師データとした。
- AI用に取得したデータではなく、報告書から切り抜きで作成した。

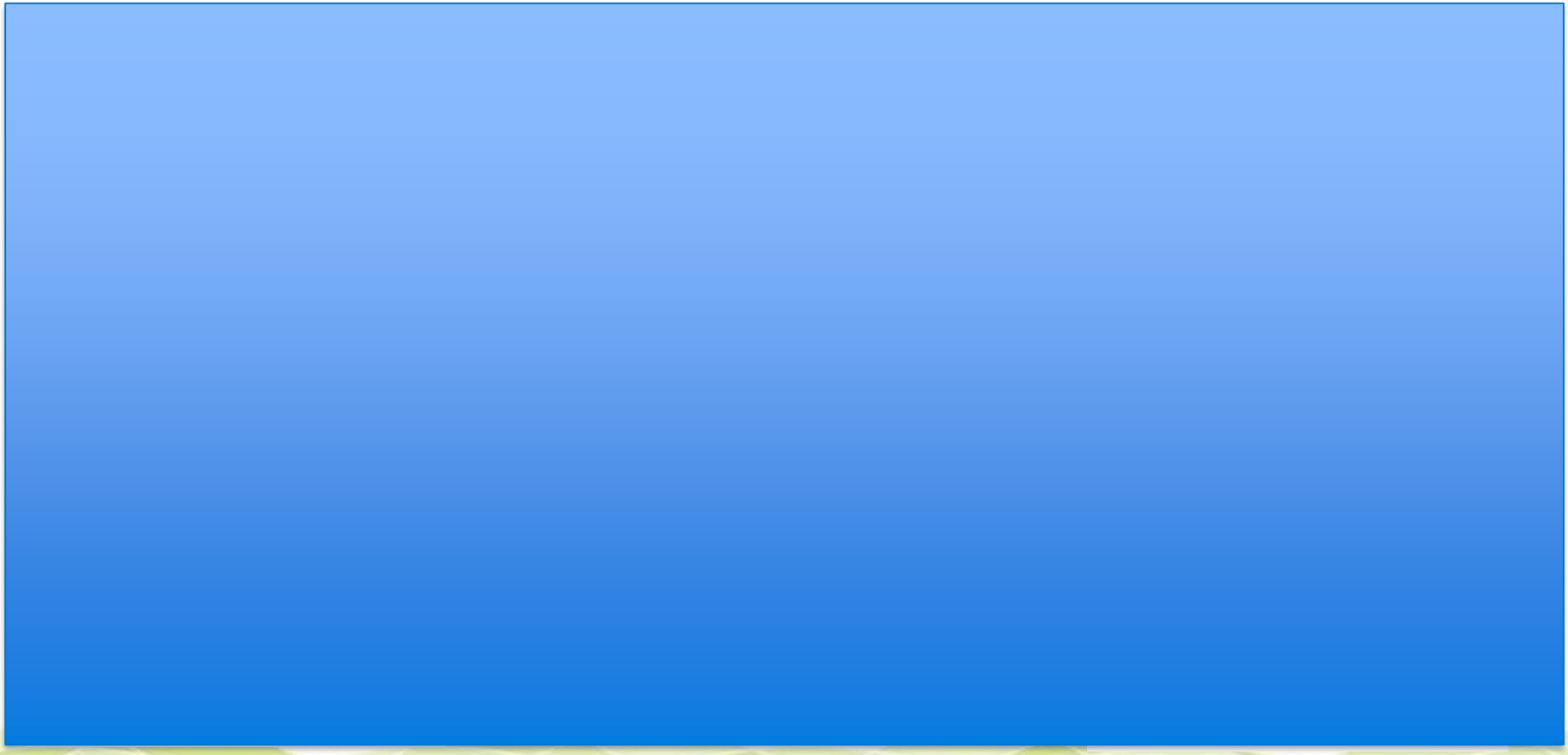


	8,000[h]	12,000[h]	14,000[h]	1,6000[h]	17,000[h]	18,000[h]
0°左						
0°右						
180°左						
180°右（教師データ）						

微小領域ひずみ分布計測画像

分類用人工知能開発の実施(1)問題の設定

- [180°右]のデータのうち、8,000、12,000、14,000、16,000[h]のデータを「損傷小」、17,000、18,000[h]のデータを「損傷大」とする分類問題を設定した。残り3箇所は交差検証用とした。
- これは、クリープ損傷率（＝試験時間÷破断時間）85%を閾値とすることに相当する。



教師データ

分類用人工知能開発の実施(2)データの拡張

- 画像データ数が6枚では人工知能トレーニングには少ない
- 画像を回転させて別画像を作成することにより対応
- 回転角度は-0.1～0.1度まで0.001度ずつ変化させ、これにより「損傷小」のデータを808枚、「損傷大」のデータを404枚、人工知能トレーニング用データとして作成

```
clear, close all

imds = imageDatastore(fullfile('./ImageData', {'UnDamaged1'}), ...
'LabelSource', 'foldernames');

imgs=readall(imds)
imgs_size=size(imgs)
a=imgs_size(1)
for j=-0.1:0.001:0.1
for i=1:a
imgs2=imrotate(imgs{i},j);
imgs_size=size(imgs);
imgs{imgs_size(1)+1}=imgs2;
end
end

imgs_size=size(imgs)
a=imgs_size(1)

for k=1:a
pic_filename='./ImageData/UnDamaged1_ex/'+string(k)+'.jpg';
   imwrite(imgs{k},char(pic_filename))
end
```

新しいバージョンのMATLABでは、
以下の関数を使用して実現できる。
imageDataAugmenter
augmentedImageDatastore

分類用人工知能開発の実施(3)転移学習の採用

- このデータ数でも深層学習のトレーニングには困難が予想
- 学習済み深層学習モデルから、画像の特徴量を抽出するネットワークを借用し、その出力を機械学習で分類することで対応（転移学習）
- 画像特徴量抽出にはAlexNet（ VLFeat上に公開された学習済み深層学習モデル）を使用した。（新しいバージョンのMATLABではアドインに含まれている。）
- 分類用機械学習にはサポートベクターマシン(SVM)を用いた。

```
clear, close all

convnet = helperImportMatConvNet('imagenet-caffe-alex.mat');
imageSize = convnet.Layers(1).InputSize;

imds = imageDatastore(fullfile('./ImageData', {'UnDamaged1_ex', 'Damaged1_ex'}),'LabelSource', 'foldernames');
imds.ReadFcn = @(filename)readAndPreprocessImage(filename, imageSize);

[trainingSet, testSet] = splitEachLabel(imds, 0.7, 'randomize');

featureLayer = 'fc7';
trainingFeatures = activations(convnet, trainingSet,featureLayer,'OutputAs','rows');

classifier = fitcsvm(trainingFeatures, trainingSet.Labels);

testFeatures = activations(convnet, testSet, featureLayer,'OutputAs','rows');
predictedLabels = predict(classifier, testFeatures);
[C,order] = confusionmat(testSet.Labels, predictedLabels);

C
order
```

分類用人工知能開発の実施(4)学習の実施

- まず、学習用全データ1212枚のうち70%のデータをAlexNetに入力し、特徴量ベクトルを出力した。
- 次に、この特徴量ベクトルと、微小領域ひずみ分布画像の分類「損傷小」「損傷大」の組み合わせを教師データとし、SVMモデルのトレーニングを実施した。
- 次に、残り30%のデータをAlexNetに入力して得られた特徴量ベクトルを、トレーニング実施済みSVMモデルに入力し、「損傷小」「損傷大」の判定を出力した。
- この出力結果と設定された分類を比較したところ、正答率は100%であった。

損傷大を 損傷大と 判定（正解）	損傷大を 損傷小と 判定（誤り）
損傷小を 損傷大と 判定（誤り）	損傷小を 損傷小と 判定（正解）

混合行列の見方

121	0
0	242

混合行列結果

分類用人工知能開発の実施(5)交差検証

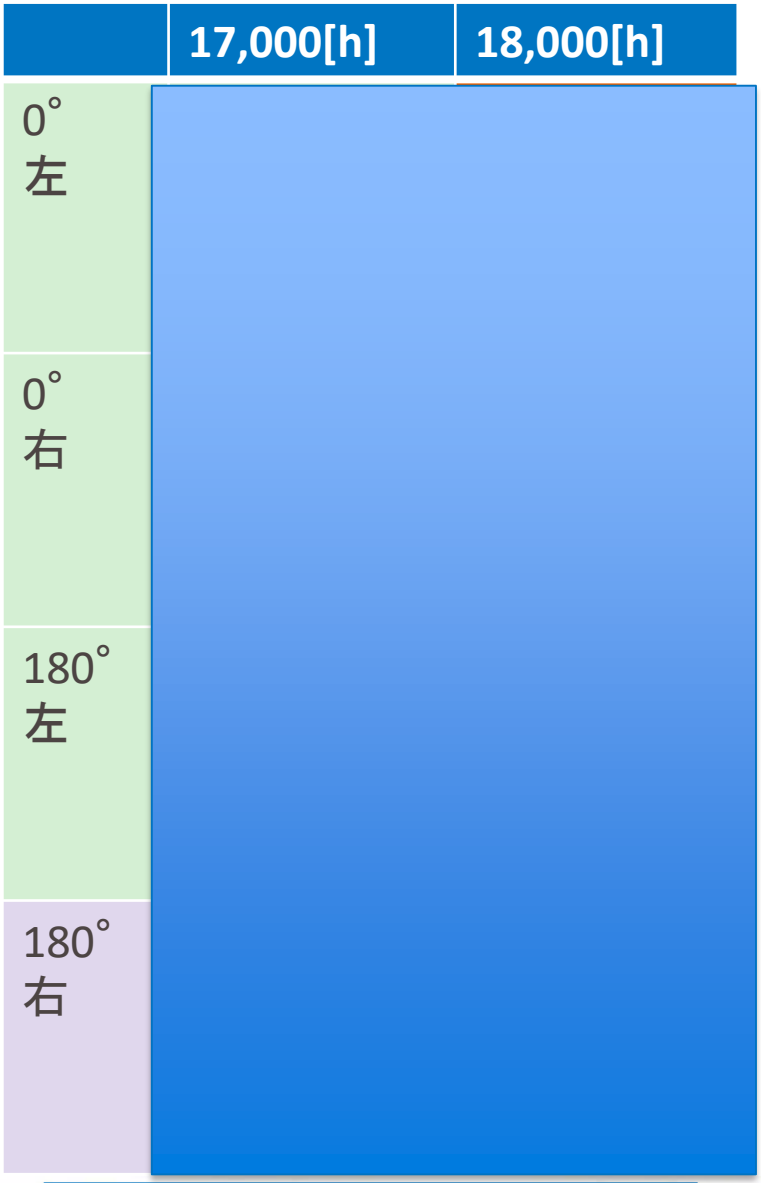
- 次に、本モデルを用いて、人工知能トレーニング用データとして用いていない、残り3箇所の溶接部のデータの評価を実施した。実施結果を表に示す。最下段[180°右]は、トレーニング用データでの結果である。

人工知能による周溶接部クリープ損傷評価結果

	8,000[h]	12,000[h]	14,000[h]	1,6000[h]	17,000[h]	18,000[h]
0°左	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小	損傷大
0°右	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小	損傷大	損傷大
180°左	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小
180°右	損傷小	損傷小	損傷小	損傷小	損傷大	損傷大

分類用人工知能開発の実施(6)考察

- 人工知能による分類結果より、溶接部右側についてはトレーニング用データによる結果と一致した。
- これは、人工知能トレーニングに用いたデータも溶接部右側のデータであり、180度位置が異なるだけなので、損傷率が近いためであると考えられる。
- 溶接部左側については、損傷小と判定されやすい結果になった。これは、溶接部左側の軸方向ひずみが右側よりも小さかったことから、溶接部左側は右側より損傷の進行が遅かったと考えられる。



人工知能による損傷評価結果

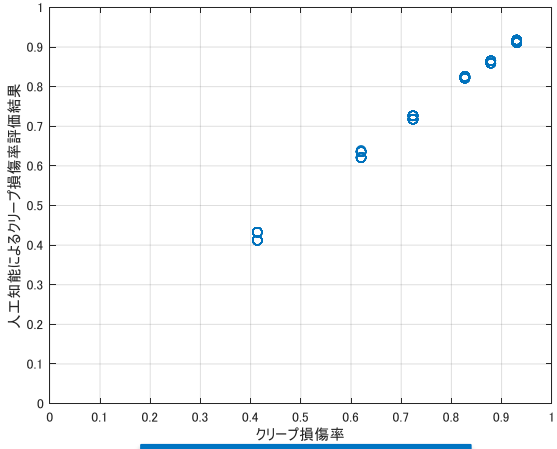
回帰用人工知能開発の実施(1)問題設定とデータの拡張

- 次のステップとして、クリープ損傷率（試験時間÷破断時間）を評価する回帰問題として人工知能モデルの開発を実施した。
- 開発に用いたデータは分類問題と同一である。（データ拡張済み）

教師データ

回帰用人工知能開発の実施(2)転移学習の実施

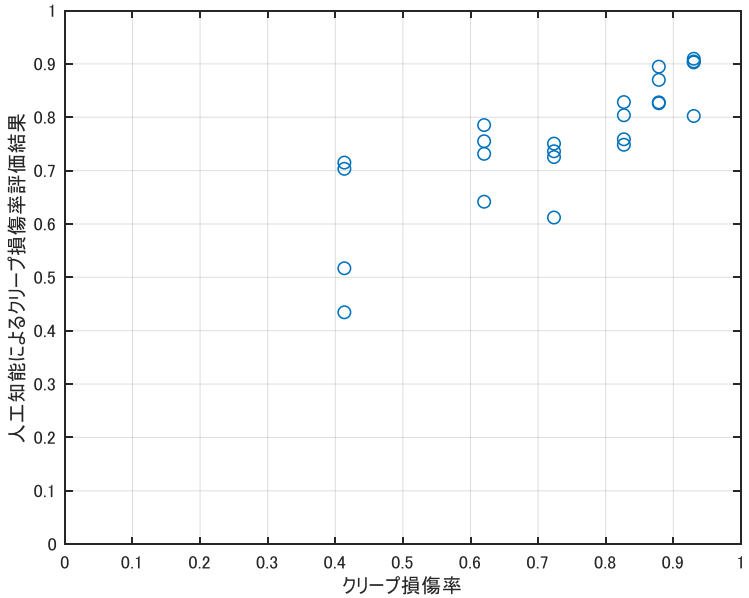
- まず、学習用全データ1212枚のうち70%のデータをAlexNetに入力し、特徴量ベクトルを出力した。
- 次に、この特徴量ベクトルを説明変数とし、微小領域ひずみ分布画像に対応する試験時間を破断時間19,350[h]で除した値であるクリープ損傷率を目的変数として設定した。
- これらを教師データとしてSVMの回帰モデルを作成した。
- 次に、残り30%のデータをAlexNetに入力して得られた特徴量ベクトルを、回帰のトレーニング実施済みSVMモデルに入力し、クリープ損傷率を評価した。
- 評価結果を図に示す。横軸がクリープ損傷率であり、縦軸が今回開発した人工知能モデルによるクリープ損傷率評価結果である。



回帰学習結果

回帰用人工知能開発の実施(3)交差検証と考察

- 次に、本モデルを用いて、人工知能トレーニング用データとして用いていない、残り3箇所のデータの評価を実施した。実施結果を図に示す。



回帰交差検証結果

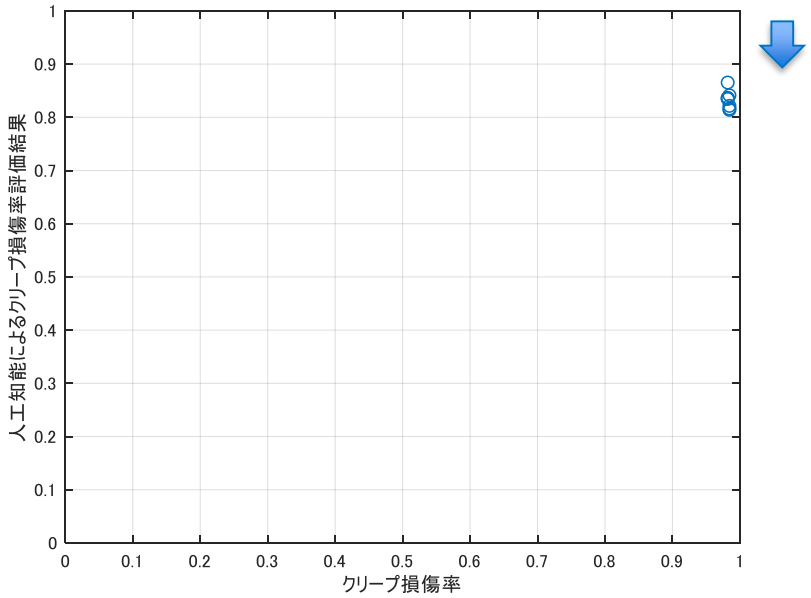
- 図に示した人工知能による評価結果より、損傷率が高いところでは比較的良い精度で評価できたが、損傷率が低いところでは、ばらつきが大きい結果となった。
- 損傷率が低いところではクリープひずみが小さく、画像に特徴が現れていないことが原因であると考えられる。
- よって実機評価に本手法を応用する際には、分類用人工知能モデルで第1段階の評価を実施し、「損傷大」と評価された場合に回帰用人工知能モデルでクリープ損傷率を評価するのが適切であると考えられる。

回帰用人工知能による外挿(1)追加データ

- 追加の評価として、19,000[h]超の試験時間の微小領域ひずみ分布画像データを入手した。
- ただしひずみの表示範囲は0～10%までであり今までのデータの表示範囲と異なる。（AI用のデータではないので標準化されていない。）
- このデータに対し、開発した人工知能モデルで評価を実施した。

回帰用人工知能による外挿(2)評価結果と考察

- 19,000[h]超のデータでは、精度は高いものの、すべて損傷率がかなり低めに評価された。
- これは、人工知能トレーニングにはひずみ表示範囲が0～5%の画像を用いたのに対し、19,000[h]超のデータではひずみ表示範囲が0～10%の画像であり、ひずみ表示範囲が異なる画像で評価したためであると考えられる。
- よって、表示範囲設定が必要な画像データで深層学習を行う場合は、表示範囲設定を統一することが望ましい。



追加検証結果

結言

- 高クロム鋼配管溶接部のクリープ損傷評価を実施する人工知能モデルを開発した。
- 開発した人工知能モデルは、「損傷小」「損傷大」を判定する分類を実施するものと、クリープ損傷率を評価するものの、2種類を開発した。開発には転移学習を用いた。
- 損傷の進行に伴い、人工知能によるクリープ損傷率の予測精度は向上する傾向を示した。
- 分類用人工知能モデルで第1段階の評価を実施し、「損傷大」と評価された場合に回帰用人工知能モデルでクリープ損傷率を評価する手法を示した。
- SPICA法による微小領域ひずみ分布画像に深層学習を適用することにより、余寿命診断を実施できる可能性がある。

今後の課題

- 実機の損傷評価に適用できるかどうか確認
  - 寸法、温度等条件の違い
  - 開先形状
  - システム応力
- 9Cr鋼や低合金鋼への応用
- 損傷形態によってモデルを分ける
- データの追加取得
- カメラを配管に取り付けてオンライン診断
- 画像相関法をMATLABで実装
- ひずみテンソルでの評価も検討
- 検査個所を有限要素法で絞込

MATLABを導入してみて

- ディープラーニングが簡単にできた
  - 職場にユーザは私一人だけ
  - プログラミングが不得意
  - 他の仕事の片手間で開発
  - コンサルサービス、サポートは一切使わず
  - 無料セミナーとヘルプメニューだけで全く困らなかった

- 他の案件にもすぐに活用できた
  - 機械学習アプリを用いた発電所運転データを用いた機器異常検知

- MATLABを用いて今あるデータで人工知能開発をすぐに試してみるべき

Thank you.