

SUBARU打ち合わせ資料(プレス関連)
March, 2021

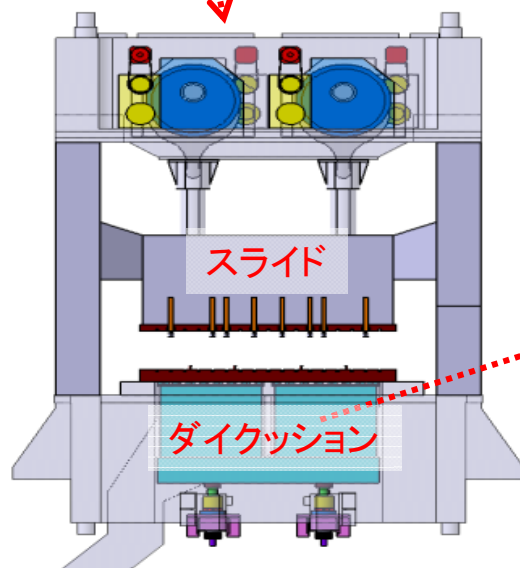
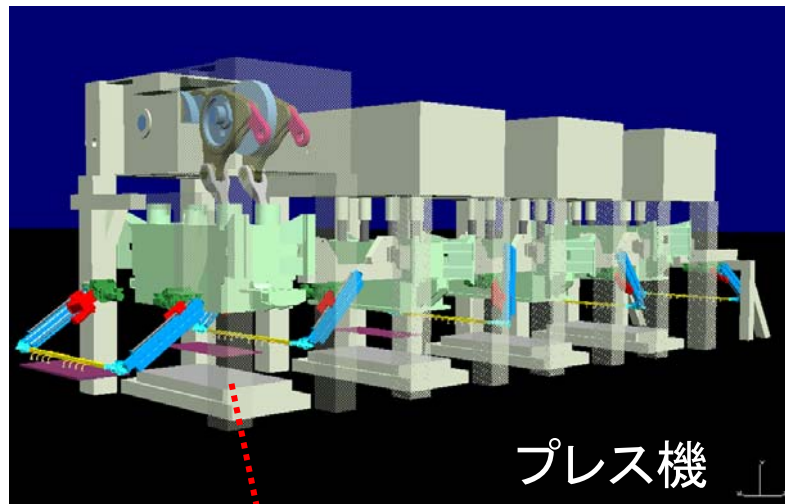
令和2年3月研究打ち合わせ

群馬大学 大学院 理工学府
橋本 誠司

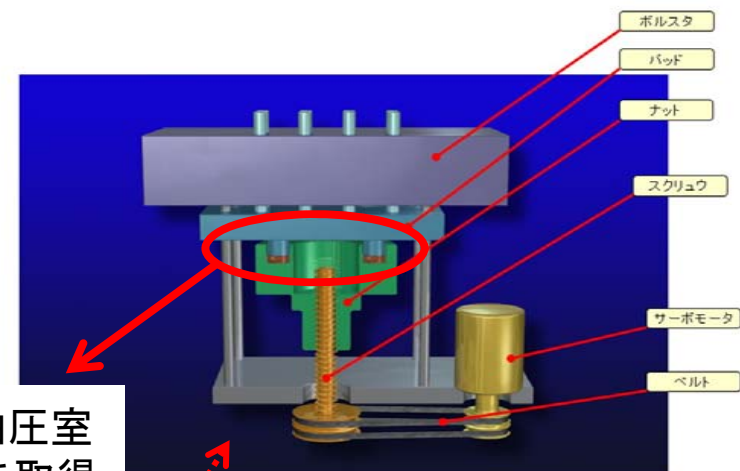
プレスデータの解析

～ 4軸データのプロットと解析～

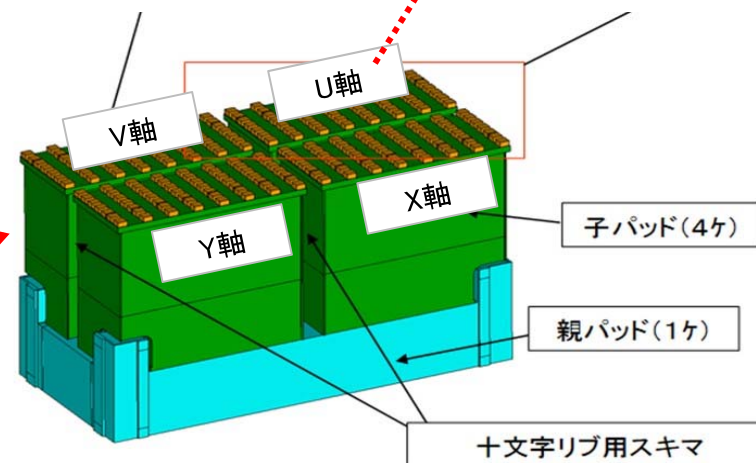
プレス機の圧力計測



サーボダイクッションの構造

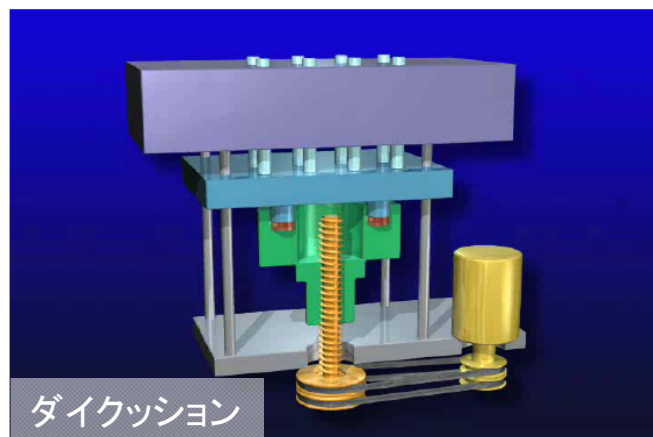
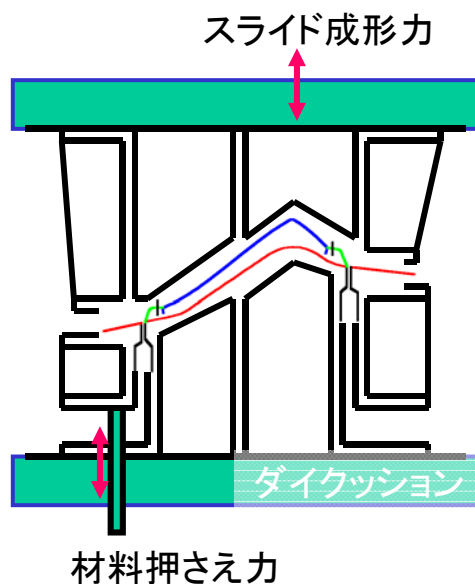


ココの油圧室
の圧力を取得



プレス機の圧力計測

■サーボダイクッション



ダイクッションとは;

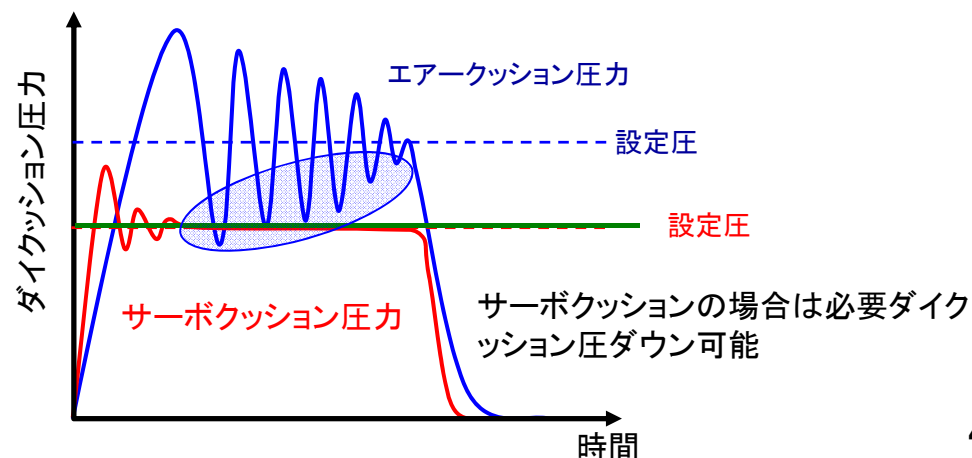
→スライド成形力に対して抵抗を発生させる
ことにより材料押さえ力を発生する機構

- 従来のダイクッション

→空圧や油圧により抵抗発生

- サervoダイクッション

→ボールネジ+サーボモーターにより抵抗発生



プレス機の圧力計測

■ 良品条件の管理

成形加重などのデータを取得し、特徴点などの抽出により逸脱条件を監視する

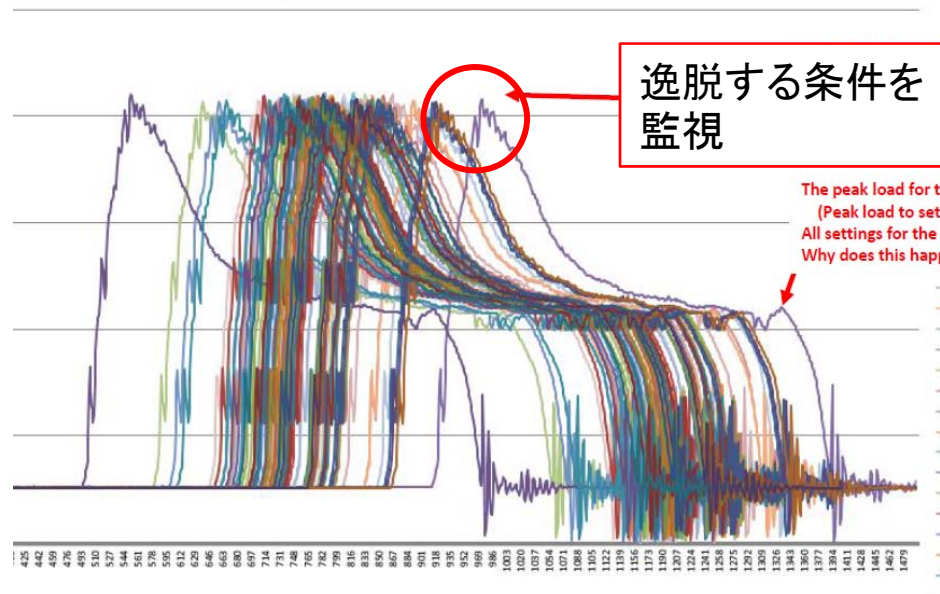
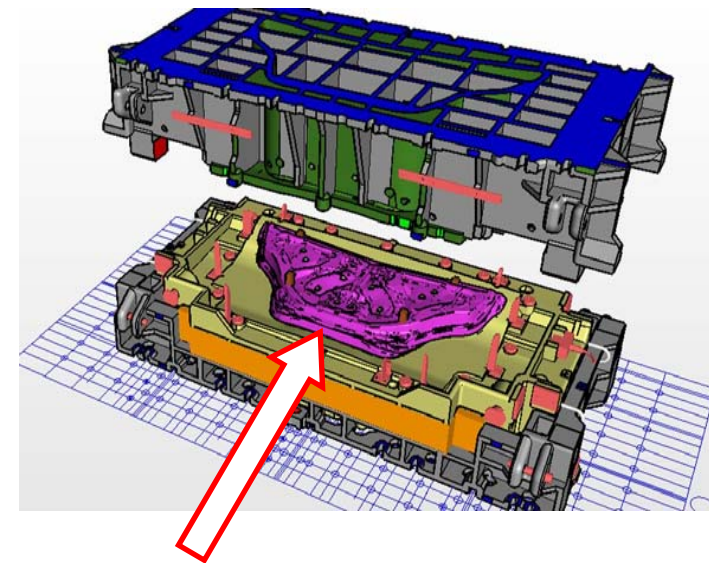


図 成形荷重

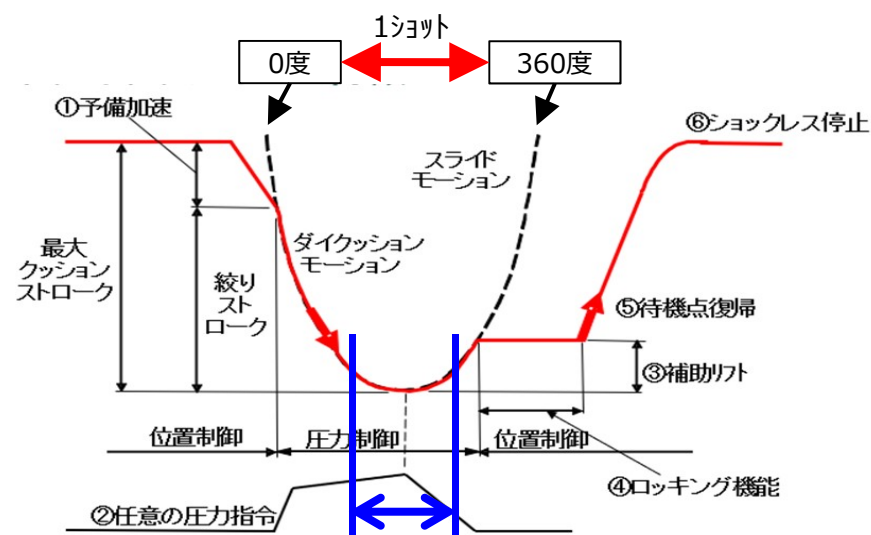


- 成形時の条件変化によりワレが発生
- 成形時に発生する荷重を監視

プレス機の圧力計測

■ 各種条件等

- 軸数: 4軸 (X, Y, U, V)
- データ数: 25個/ショット/軸
- 1ヶ月当たりのショット数は約15万ショット(全部品合計)
- 1回の生産で500~1,000ショット



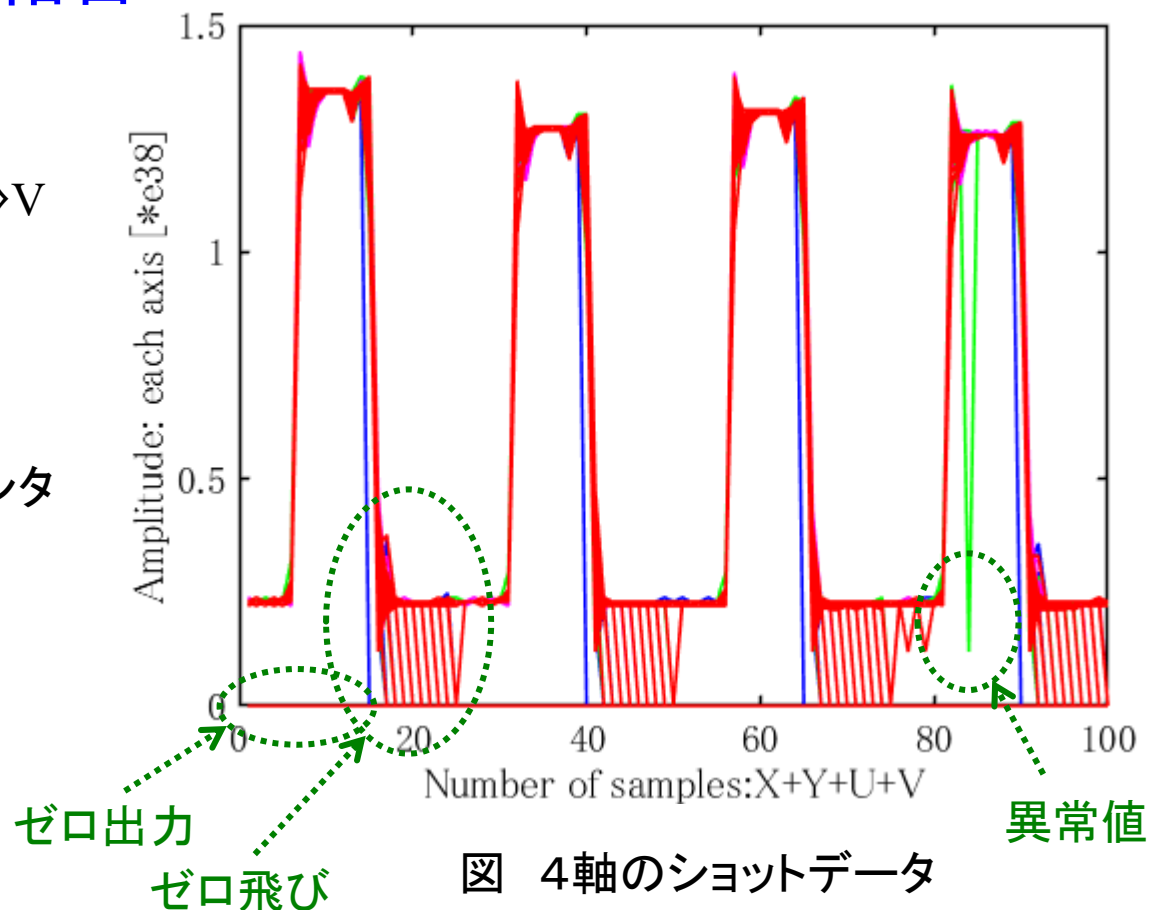
スライド130度~210度の間のダイクッション圧力データを1ショット25個取得している

プレス機の圧力計測

■ 圧力データ: 4軸結合

プロット条件

- 4軸のデータをX⇒Y⇒U⇒Vの順に接続
- プロットの線色;
1~500ショット⇒青
501~1000ショット⇒緑
1001~1500ショット⇒マゼンタ
1501ショット以降⇒赤
- データへの前処理:
[数値] × 1e38



- 異常値(ゼロ出力, ゼロ飛び, 異常値)の混入が確認できる
- 4軸で振幅の差が(目視でも)確認できる

プレス機の圧力計測

■ 圧力データ: 各軸個別

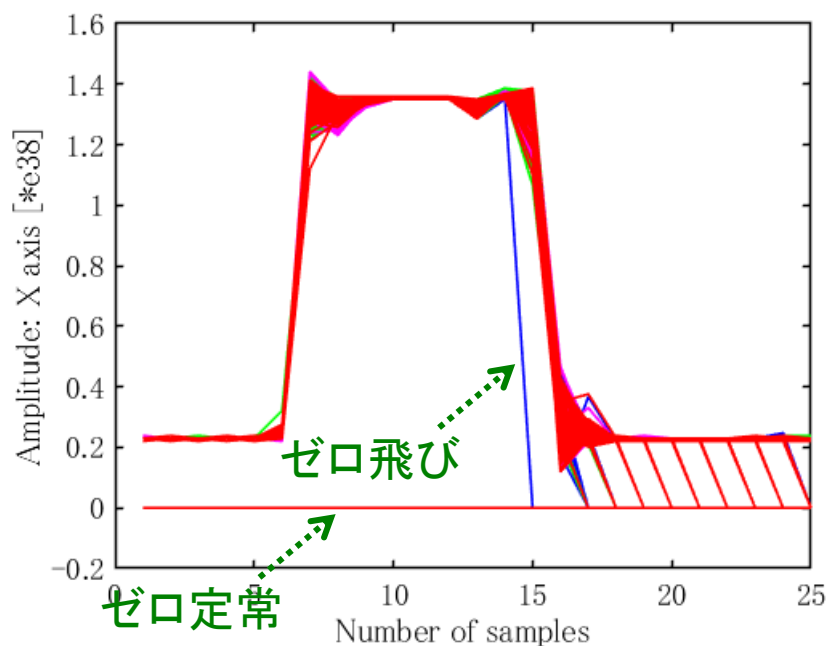


図 X軸のショットデータ

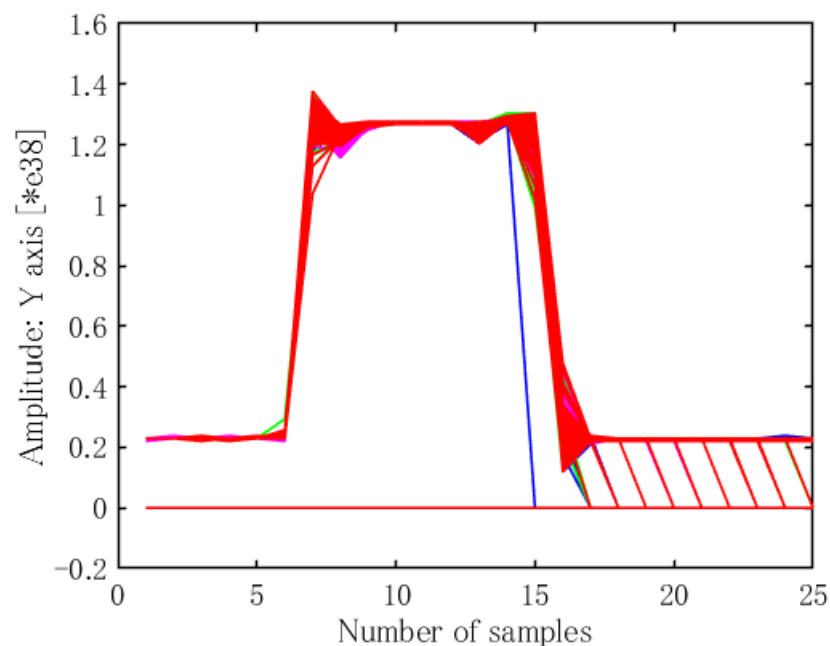


図 Y軸のショットデータ

- ・ 異常値(ゼロ出力, ゼロ飛び)の混入が確認できる

プレス機の圧力計測

■ 圧力データ: 各軸個別

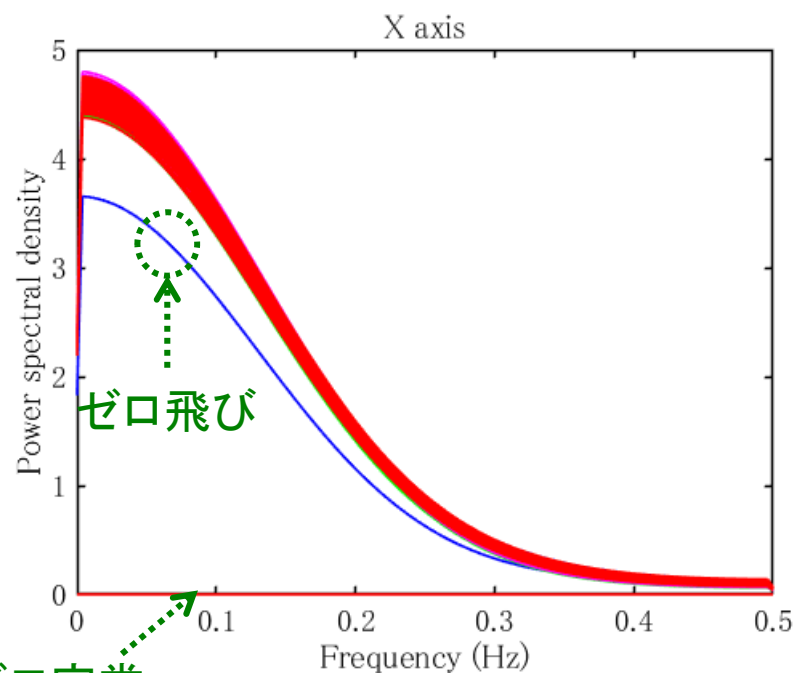


図 X軸の周波数特性
(パワースペクトル密度)

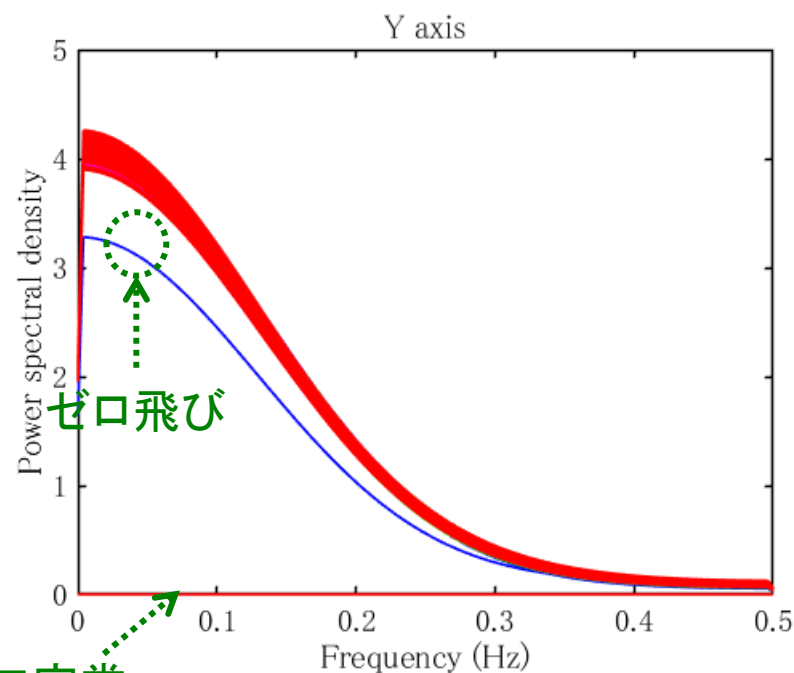


図 Y軸の周波数特性
(パワースペクトル密度)

- 異常値(ゼロ出力, ゼロ飛び)以外の波形は分類が困難か!?

プレス機の圧力計測

■ 圧力データ: 各軸個別

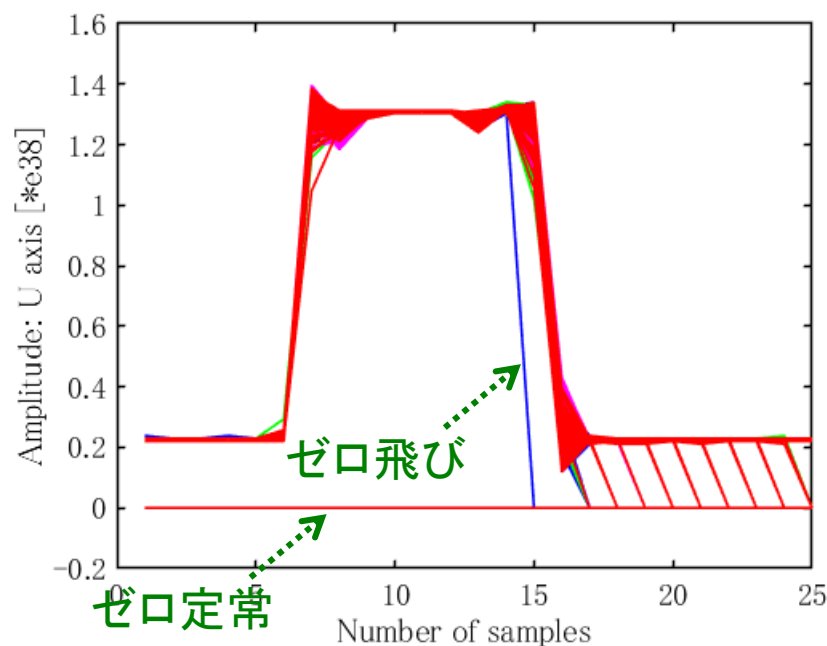


図 U軸のショットデータ

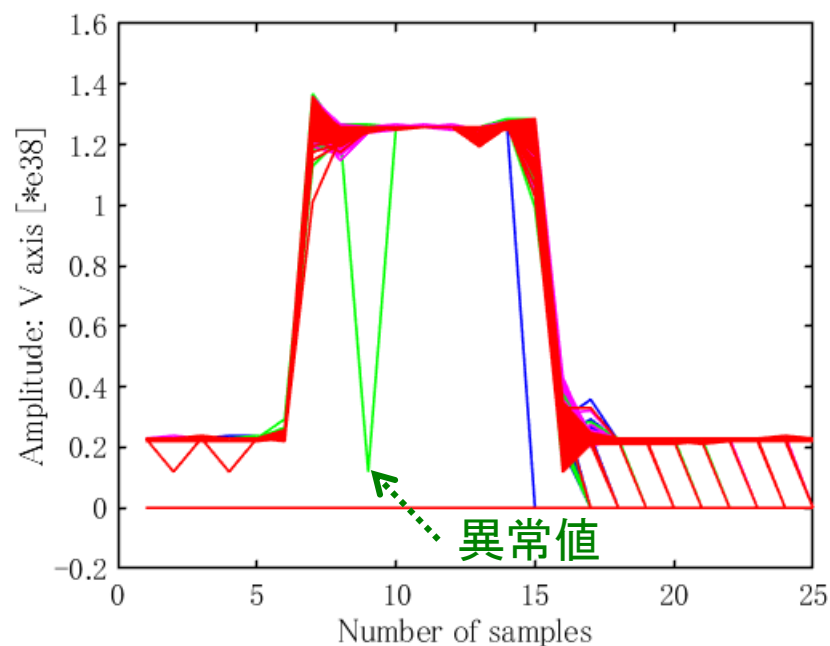
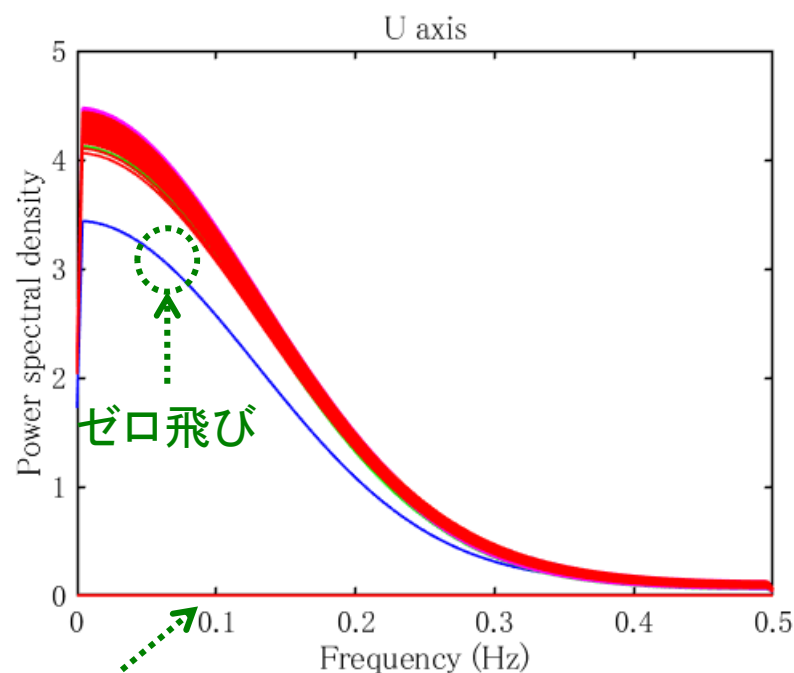


図 V軸のショットデータ

- 異常値(ゼロ出力, ゼロ飛び, 異常値)の混入が確認できる

プレス機の圧力計測

■ 圧力データ: 各軸個別



ゼロ定常

図 U軸の周波数特性
(パワースペクトル密度)

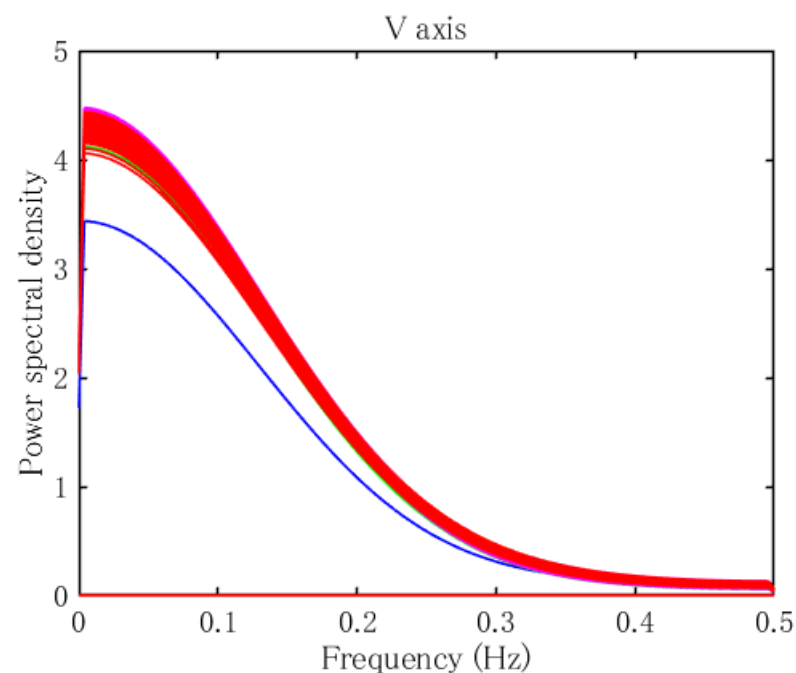


図 V軸の周波数特性
(パワースペクトル密度)

- ・ 異常値(ゼロ出力, ゼロ飛び)以外の波形は分類が困難か!?

ニューラルネットワークによる 分類・診断法

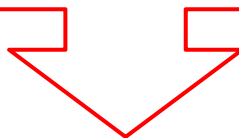
～ 4軸データのCNNによる分類 ～

4軸データのCNN分類

■現状の課題

- ・ サンプルング時間が不十分(時間分解能が低い)
- ・ 振幅の分解能が低い(量子化分解能が低い)

振動波形の解析, 時間分解能が低い場合にも有効な手法



畳み込みニューラルネットワーク(CNN)
に基づく画像診断法

4軸データのCNN分類

■ 診断画像

条件

- 軸: 4軸
- 転移学習
(DenseNet201)
- 学習率可変
- 画像拡張有
- データ数: 各100枚
(学習: 検証
=80%:20%)



4軸をCNNで
正しく分類で
きるか検証

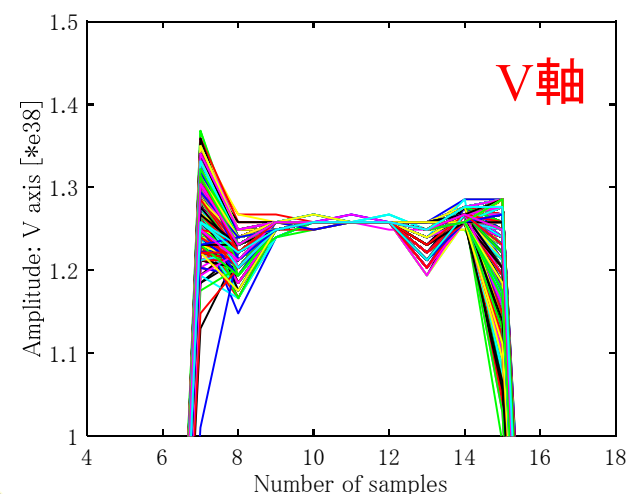
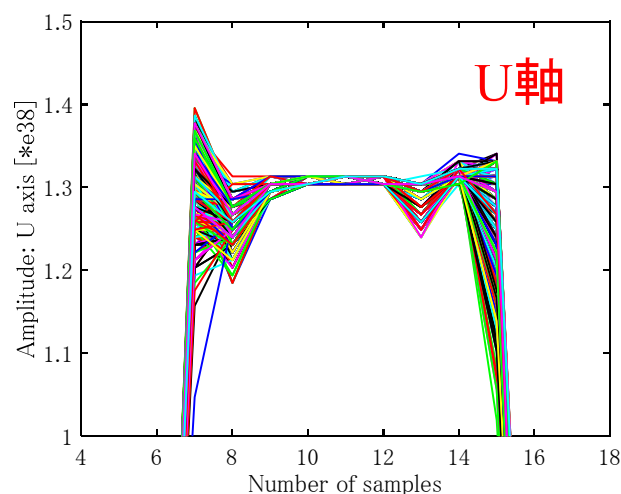
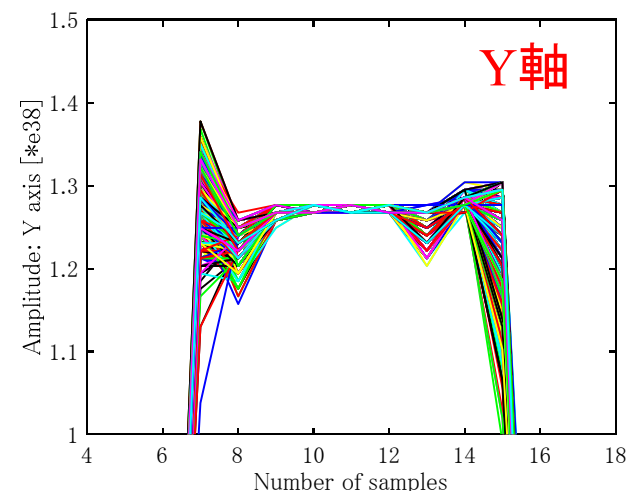
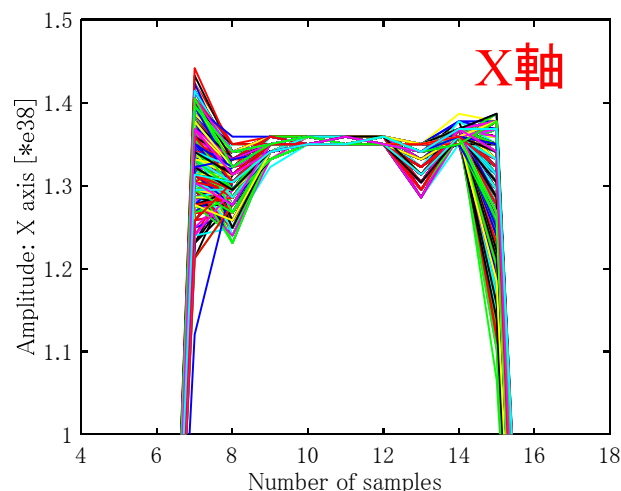


図 各軸のショット波形(重ねて表示)

4軸データのCNN分類

■ 転移学習

【学習】

第1世代

→ 精度31.3 %

第7世代以降

→ 精度81.3 %

【検証】

→ 精度98.8 %

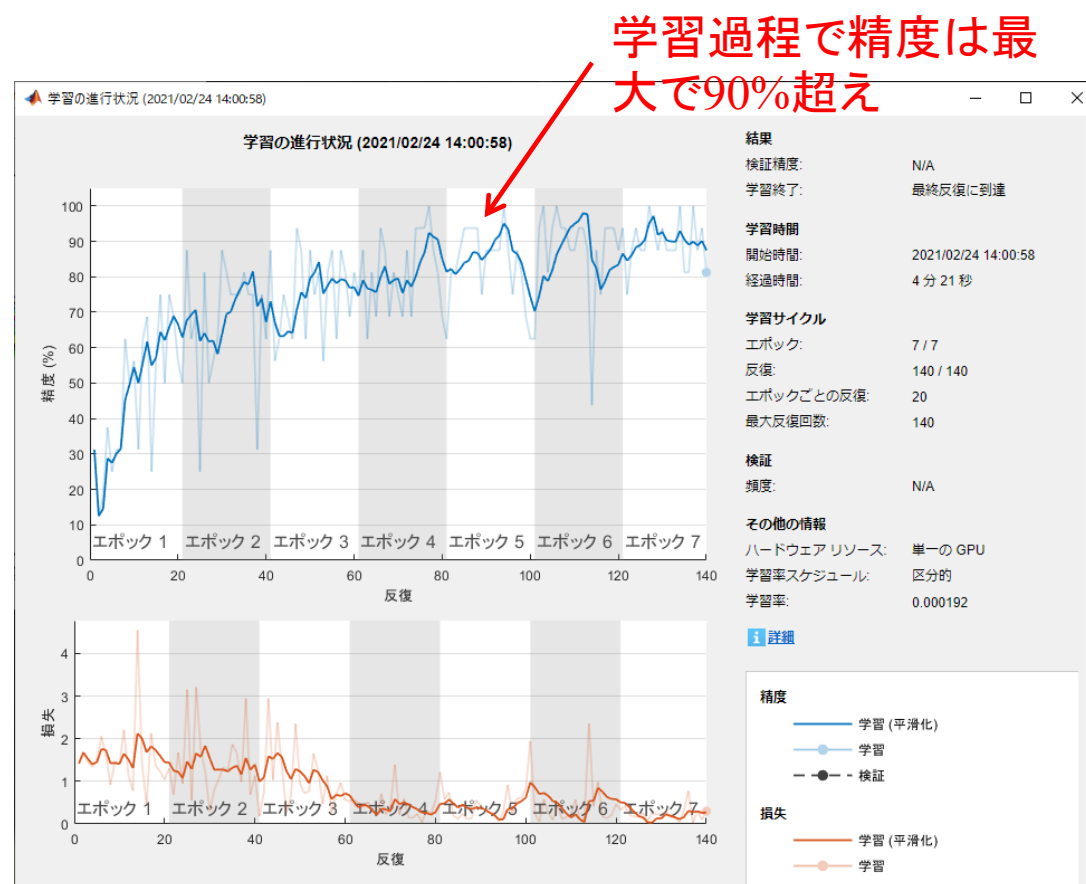


図 学習および検証結果例

検証データ: 各軸20枚

→ 80画像中1枚が誤判定

⇒ 軸情報の分類は可能！

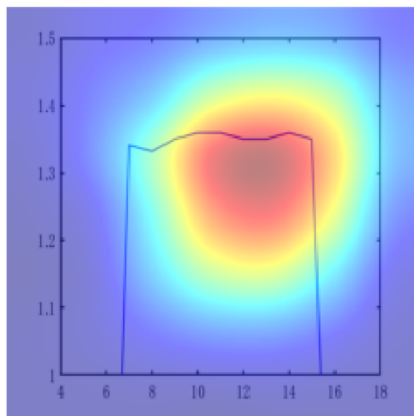
4軸データのCNN分類

■ Grad-CAMによる判定理由の解析

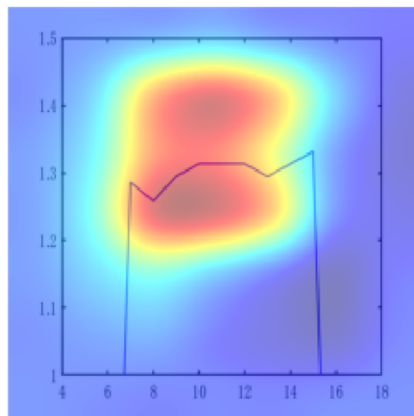
画像のどこに着目して学習しているか確認

正分類

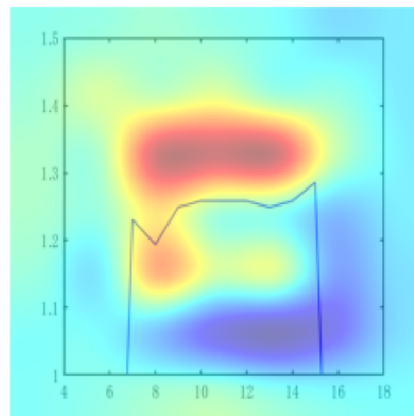
Predicted: **x-axis** (100%)



Predicted: **u-axis** (99.9983%)



Predicted: **v-axis** (84.8714%)



誤分類

Predicted: **v-axis** (50.5413%)

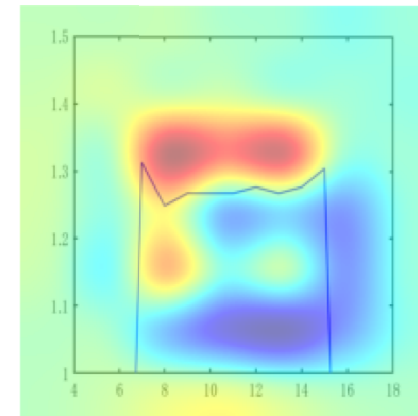


図 Grad-CAMによる解析結果(正解)

図 Grad-CAMによる
解析結果(不正解)

- 正解のスコアはかなり高く、誤分類のスコアは中間ぐらい
- 両端のエッジより中間での振幅(線が無い部分)を評価
- 軸やグリッド数値の情報には着目していない

ニューラルネットワークによる 分類・診断法

～ ゼロ飛びデータの分類 ～

4軸データのCNN分類

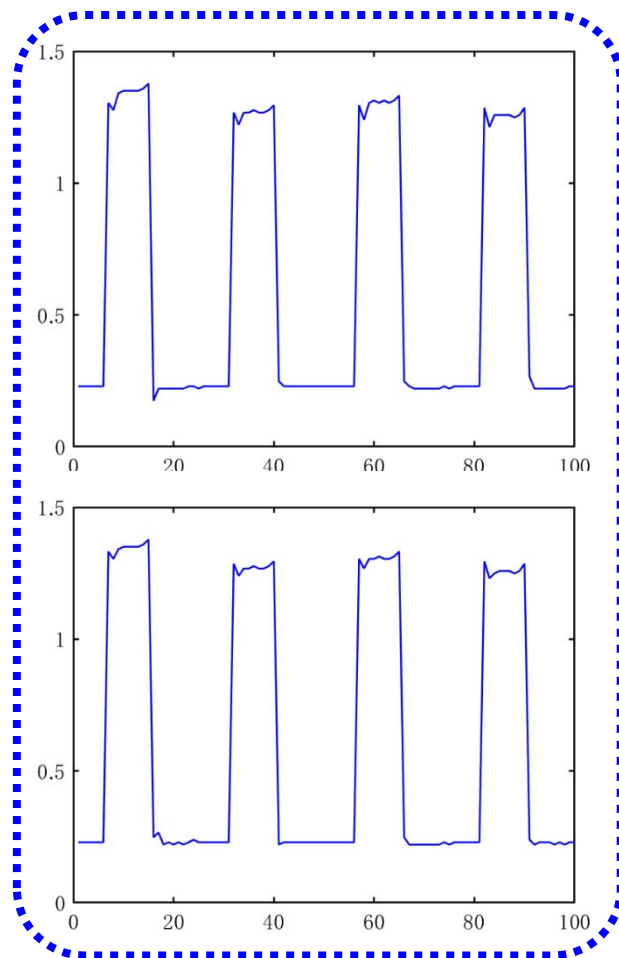
■ 診断画像

条件

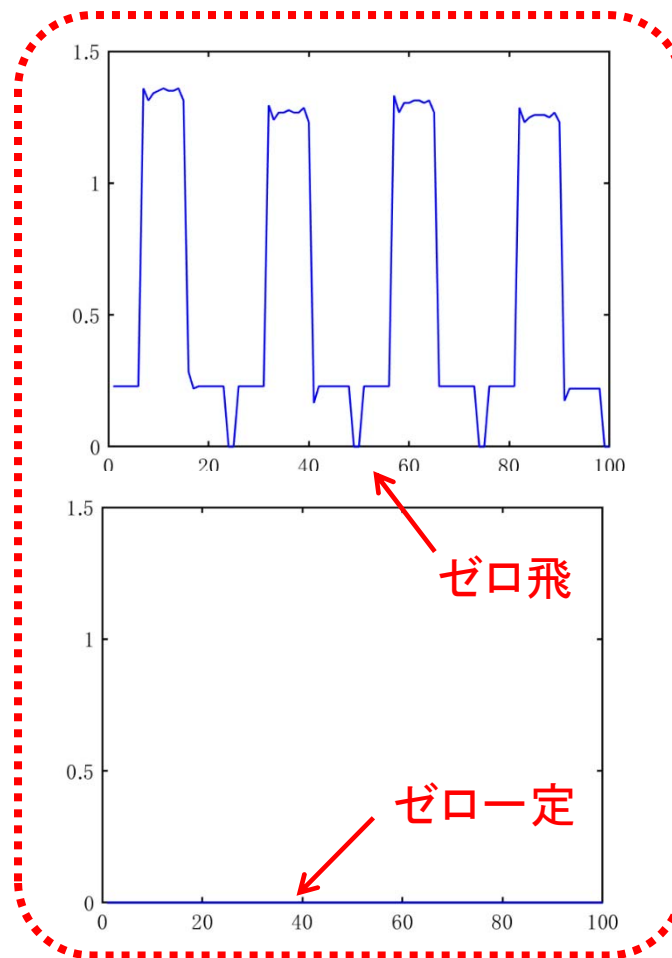
- 軸: 4軸
- 転移学習
(DenseNet201)
- 学習率可変
- 画像拡張有
- データ数: 各400枚
(飛無319, 飛有81)
- (学習: 検証
=70%:30%)



ゼロ飛びをCNN
で正しく分類で
きるか検証



(a) ゼロ飛びなし



(a) ゼロ飛びあり

図 診断画像例

4軸データのCNN分類

■ 転移学習

【学習】

第1世代

→ 精度31.3 %

第7世代以降

→ 精度100 %

【検証】

→ 精度99.2 %



図 学習および検証結果例

検証データ: 正常96, 異常24
→ 120画像中1枚が誤判定

⇒ ゼロ飛びの分類は可能！

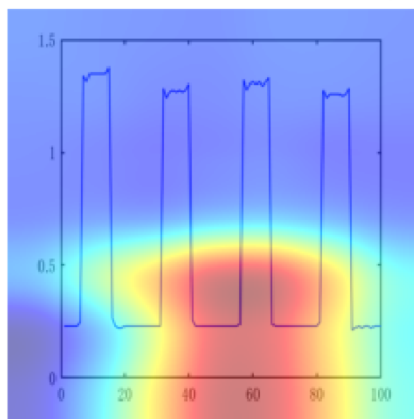
4軸データのCNN分類

■ Grad-CAMによる判定理由の解析

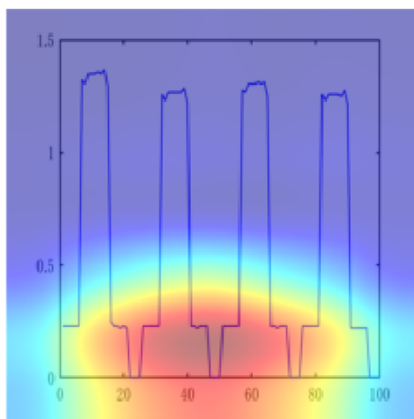
画像のどこに着目して学習しているか確認

正分類

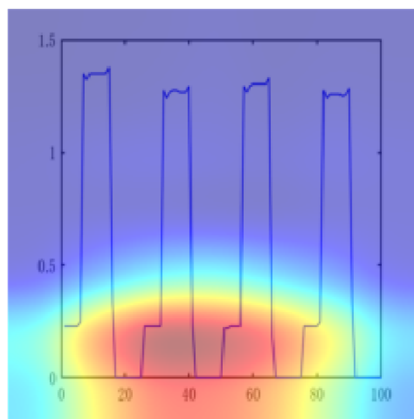
Predicted: OK (99.9958%)



Predicted: NG (100%)



Predicted: NG (100%)



誤分類

Predicted: NG (97.4656%)

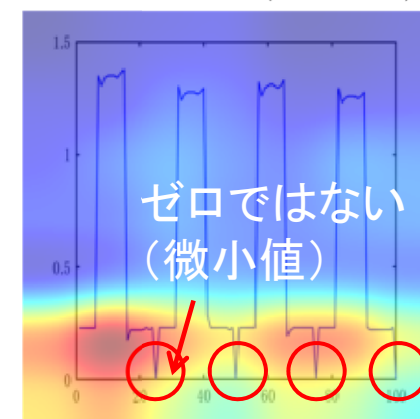


図 Grad-CAMによる解析結果(正解)

図 Grad-CAMによる解析結果(不正解)

- ゼロ近傍に正しく着目して判断している
- 誤判定画像: ゼロ飛びなしのデータにも, きわめてゼロに近いデータがある(ゼロ飛びとみなしてよいのでは!?)

まとめ

1. プレスデータの解析;

- 時間応答波形から, 異常値を確認
- 周波数解析では異常値のみ分類可能!?

2. ニューラルネットワークによる分類・診断(4軸);

- 軸情報の分類は可能
- 精度: 98.8%

3. ニューラルネットワークによる分類・診断(異常値);

- 異常値の分類は可能
- 精度: 99.2%

研究目的と内容

■研究題目：

- 生産設備の故障予知
- 目視検査の自動化, IoT関連(画像処理, 機械学習, 深層学習)

■研究目的及び内容

- プレス機から得られる情報(熱, 振動, 音)を元に故障の兆候を掴み, 設備故障による停止を回避する技術確率
- 本工場Lライン(サーボプレス)をモデルラインとして予防保全 → 予知保全の技術確立
- 部品の検査, 部品組付け作業の確認など, 人が目視で確認している検査を, 画像処理やAIを活用して自動化する技術の開発

研究体制

■メンバー

- 橋本誠司(教授, 研究総括): 制御工学, 制御応用, AI, 再エネ利用
- 川口貴弘(助教): 制御工学, システム同定, 機械学習, AI
- 学生A ⇒ 設備の故障予知
- 学生B ⇒ 目視検査の自動化

表 4半期スケジュール

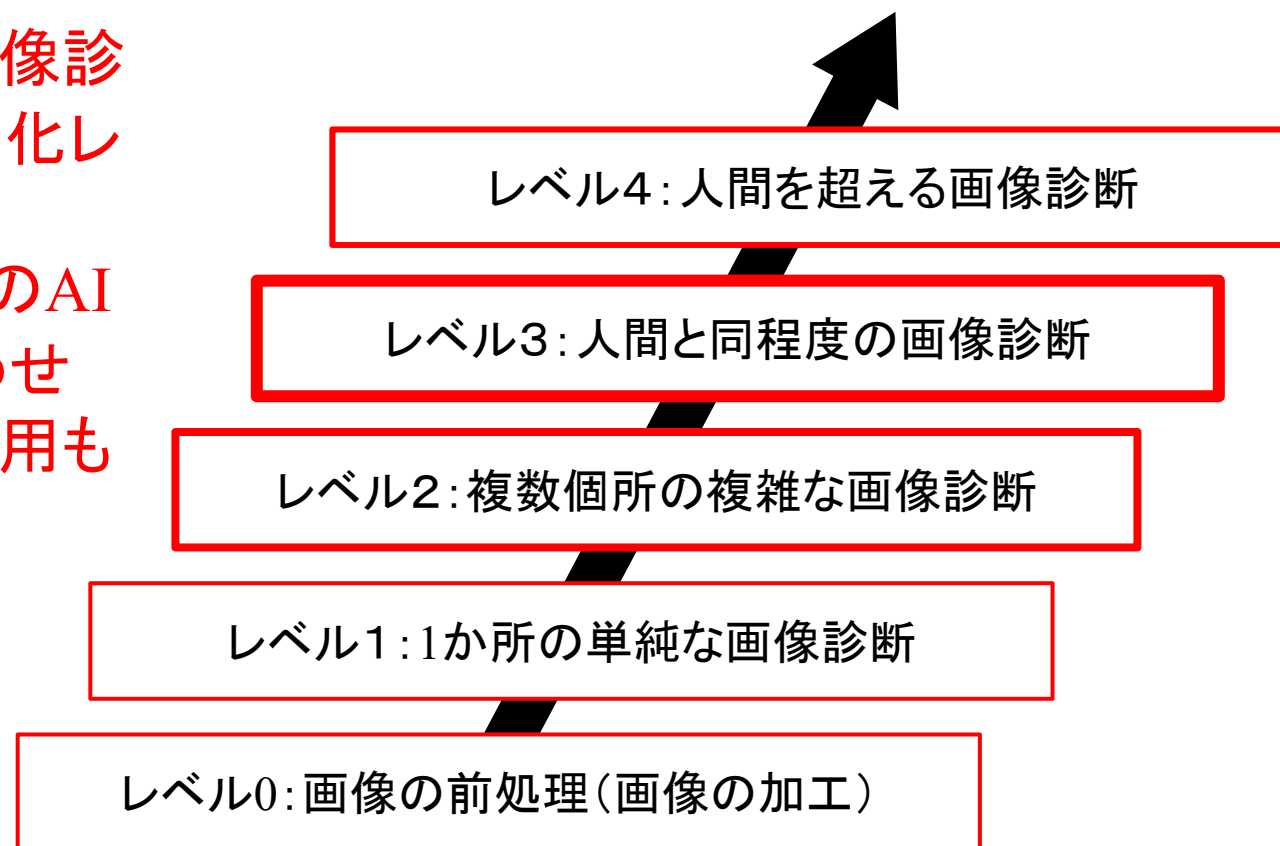
	4～6月	7～9月	10～12月	1～3月
設備の故障 予知	情報の選択 (※レベル0)	情報の収集 (レベル1)	兆候の検出 (レベル2)	予知・自動化 (レベル3～4)
目視検査の 自動化				

※レベル→次ページ参照

AIと画像診断

■画像診断の自動化レベル

- AIを活用した画像診断における自動化レベル
- さまざまな既存のAI技術と組み合わせたシステムの応用も試行



(参考)

https://www.jsn.or.jp/journal/document/59_7/1064-1070.pdf