

# 画像ベースのあいまいデータ同化による 複雑現象へのアプローチ

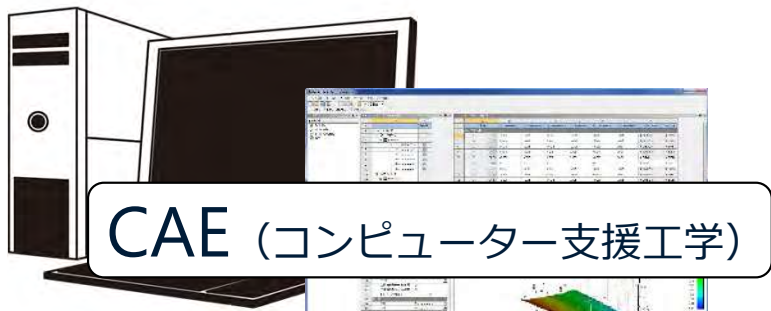
三坂 孝志, Jonny Herwan, 加納誠介, 澤田浩之, 古川慈之

産業技術総合研究所 インダストリアルCPS研究センター

実験家のためのデータ駆動科学オンラインセミナー

2020年8月20日

# 計測データ+CAEの可能性?



IoT  
計測



計測とCAEのギャップを埋めることで  
試験・運用システムの状態観測を実現

- IoT技術によって計測データを計算機まで集めやすく
- 取得したデータとCAEを繋ぐ → **データ同化**

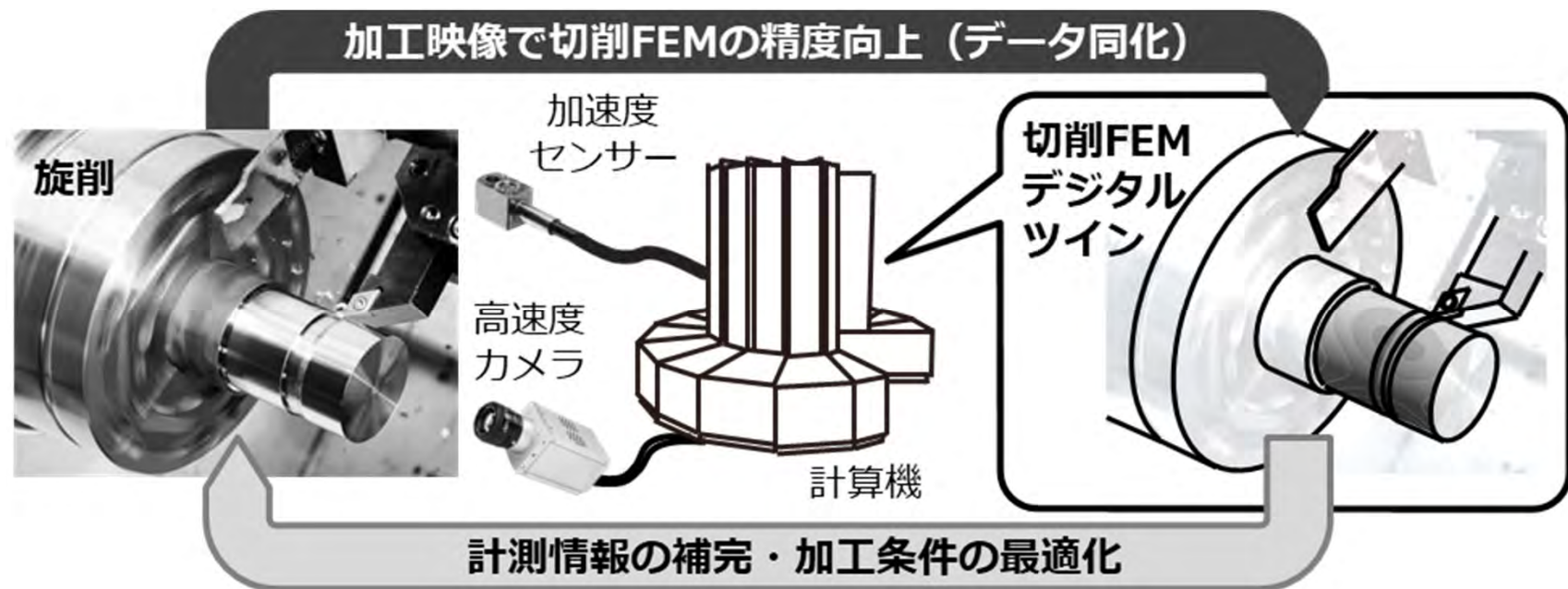
# データ同化によるサイバーフィジカル製造システム



- デジタルツインを構築し，未計測量にアクセス
- CAEをベースとしたデジタルツイン構築/改善: **データ同化**

# 研究目的

数値データ取得の難しい(面倒な)現象に適用可能な特徴情報に基づくデータ同化手法を検討 → 切削FEMのデータ同化



# 深層ニューラルネットワークの認識能力

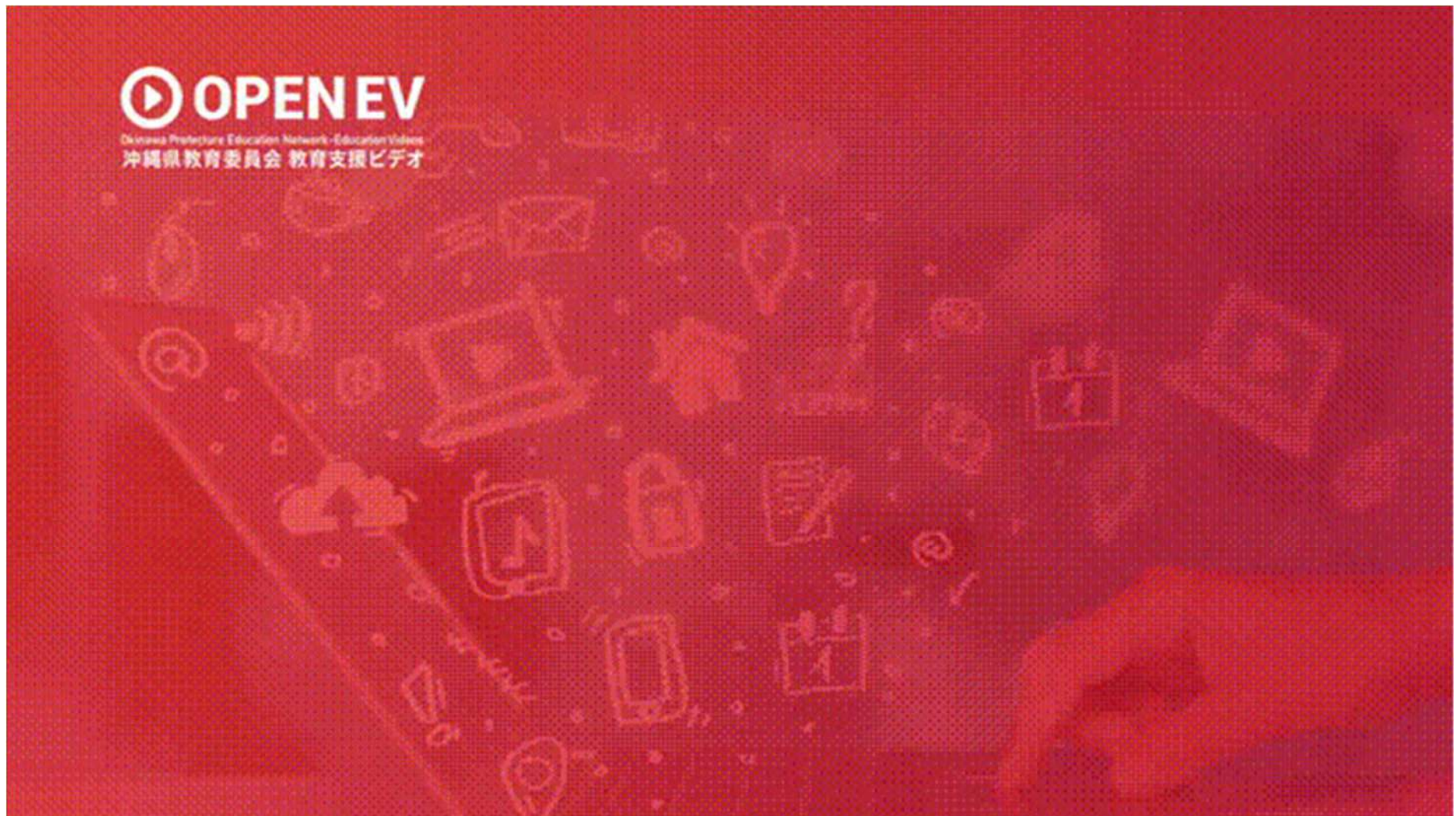
- YOLOv3 (You Look Only Once) by Joseph Redmon
- 物体検出とクラス分類を行う
- 精度は100%ではない (人間と同じ)

人や車がわかるなら、  
**計算結果の善し悪しも**  
判別できるのでは？

# 旋削加工の様子

沖縄県立総合教育センター様ご提供

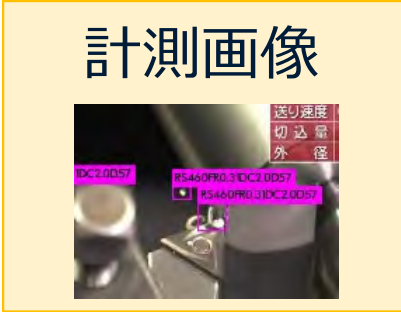
<https://www.youtube.com/watch?v=fU7YXfmbNao>



# 切削ディープデータ同化

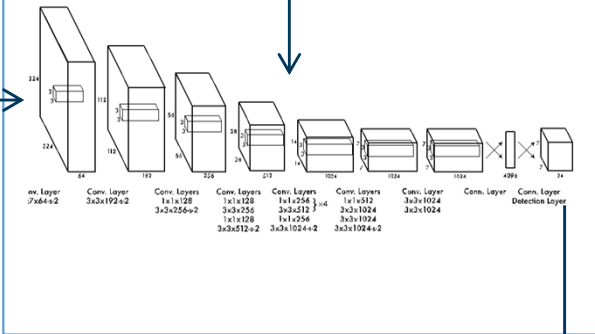
学習に必要なアノテーションを行う:  
人間の認識・判断を入れ込む行為

疑似的に生成した切りくず:  
深層ニューラルネットを欺く



## 深層ニューラルネット

- 切削加工の実画像で学習
- FEMで生成された切りくず画像の類似度を定量化



入力パラ  
メータ・  
条件



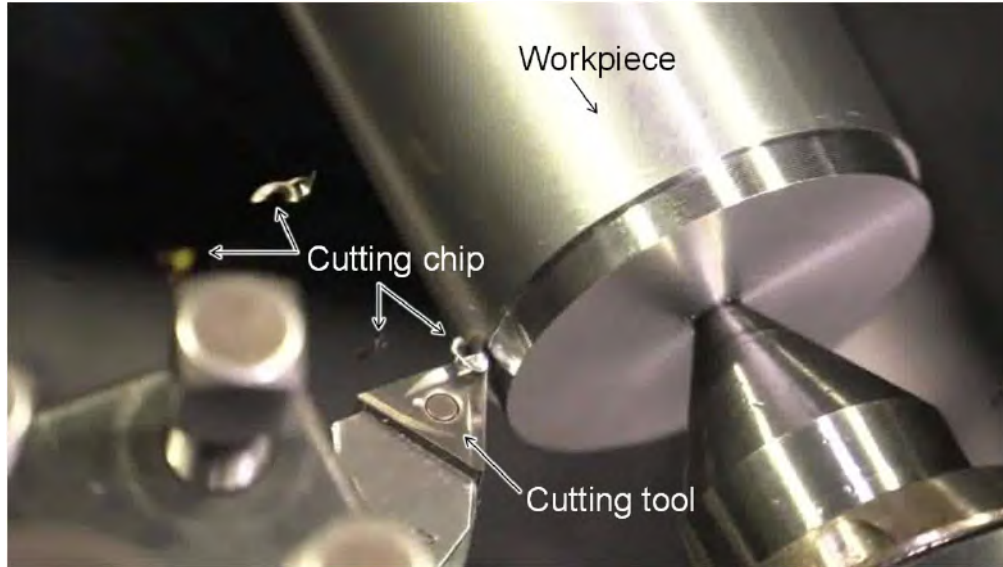
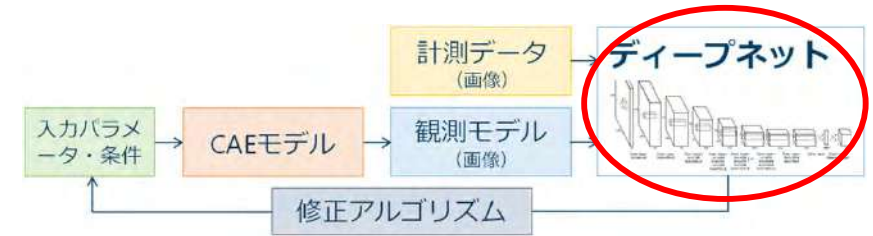
修正アルゴリズム

FEM結果が深層ニューラルネットを欺くことができるようパラメータを推定

どう役に立つ?

- 切削加工中の画像(動画)から残留応力や摩擦係数やを推定
- ➔ 加工後の変形や工具摩耗の推定

# 旋削加工条件



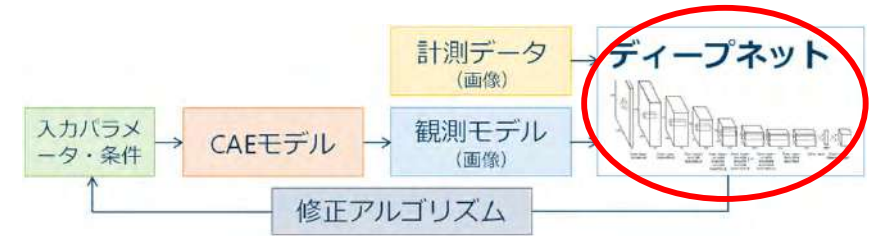
- 材料: S45C円柱 (直径57mm)
- ツール: TNGG160404R-NX25
- 沖縄県立総合教育センターで行われた実験・撮影

加工条件によって切りくずの形態が変わる

Case	Rotation speed [rpm]	Feed rate [mm/rev]	Depth of cut [mm]	Workpiece radius [mm]	Shape of cutting chip
1	460	0.31	2.0	57.0	
2	460	0.31	1.0	55.0	
3	855	0.31	1.0	54.0	
4	855	0.31	0.3	53.0	
5	855	0.051	0.3	52.7	



# 旋削切りくずの検出



オリジナル動画



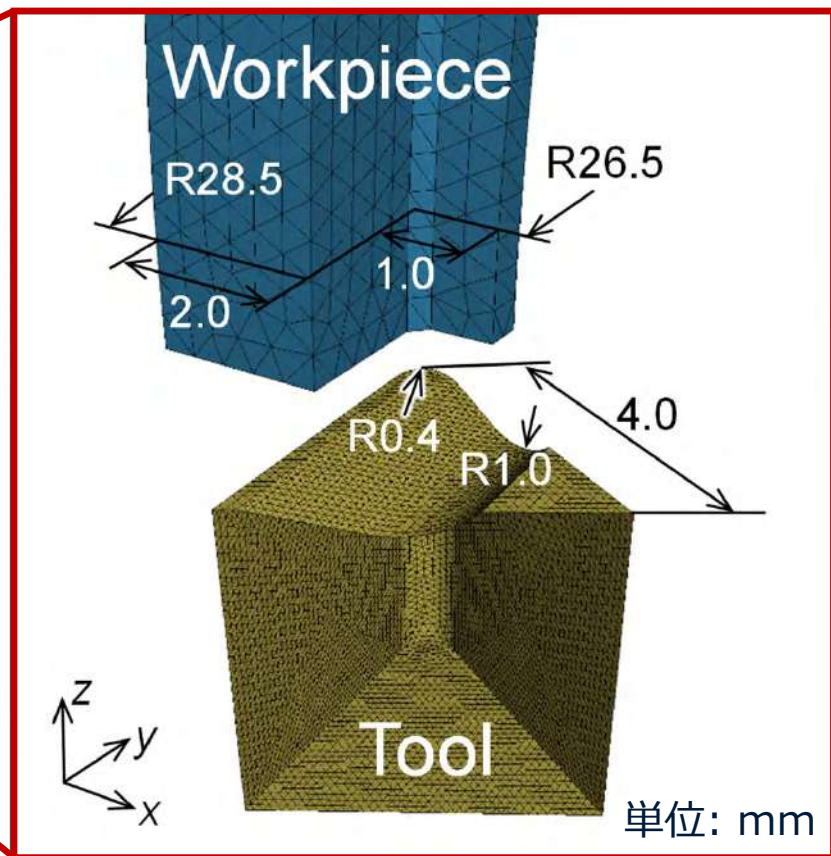
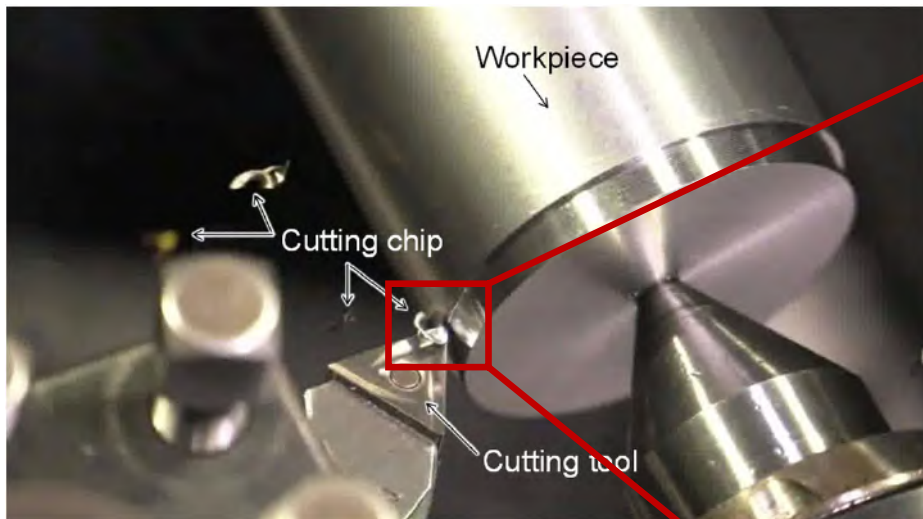
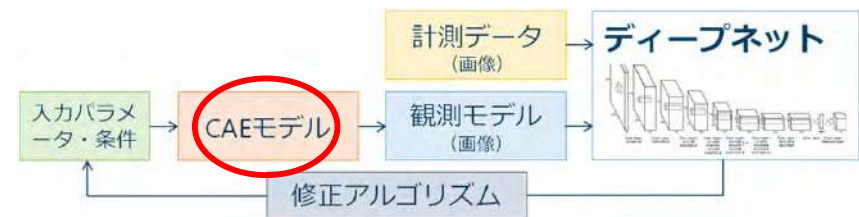
検出動画 (学習画像含む)



旋盤動画: 沖縄県立総合教育センター様ご提供 (<https://www.youtube.com/watch?v=fU7YXfmbNa0>)

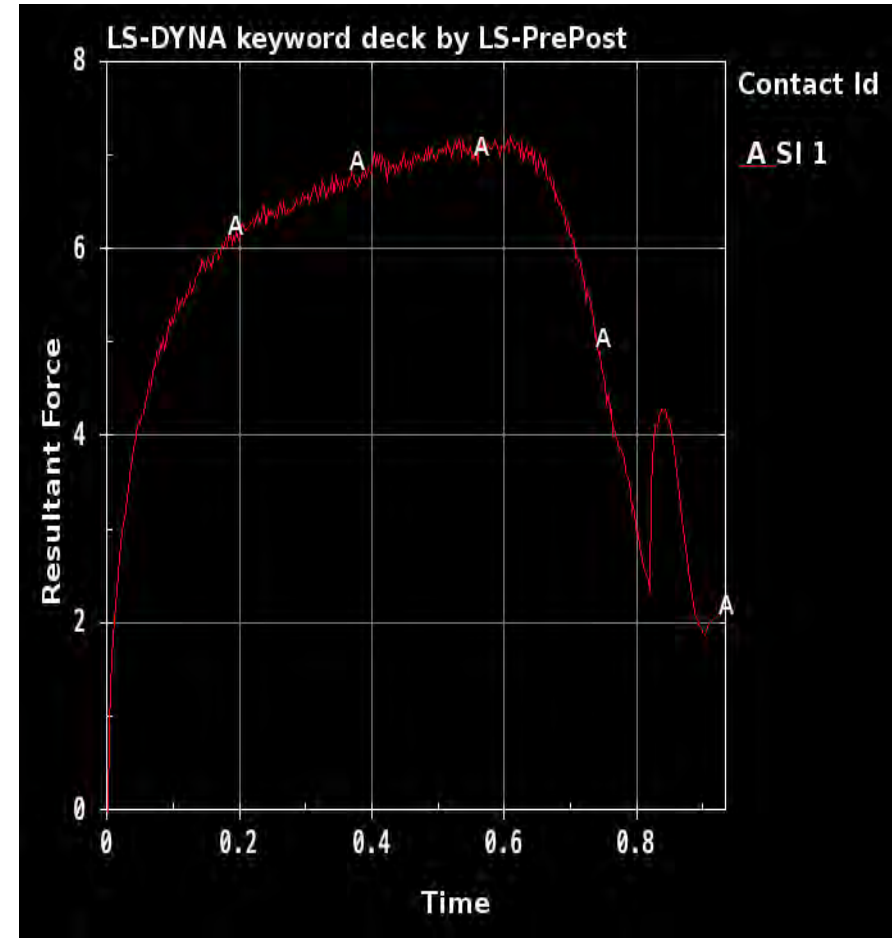
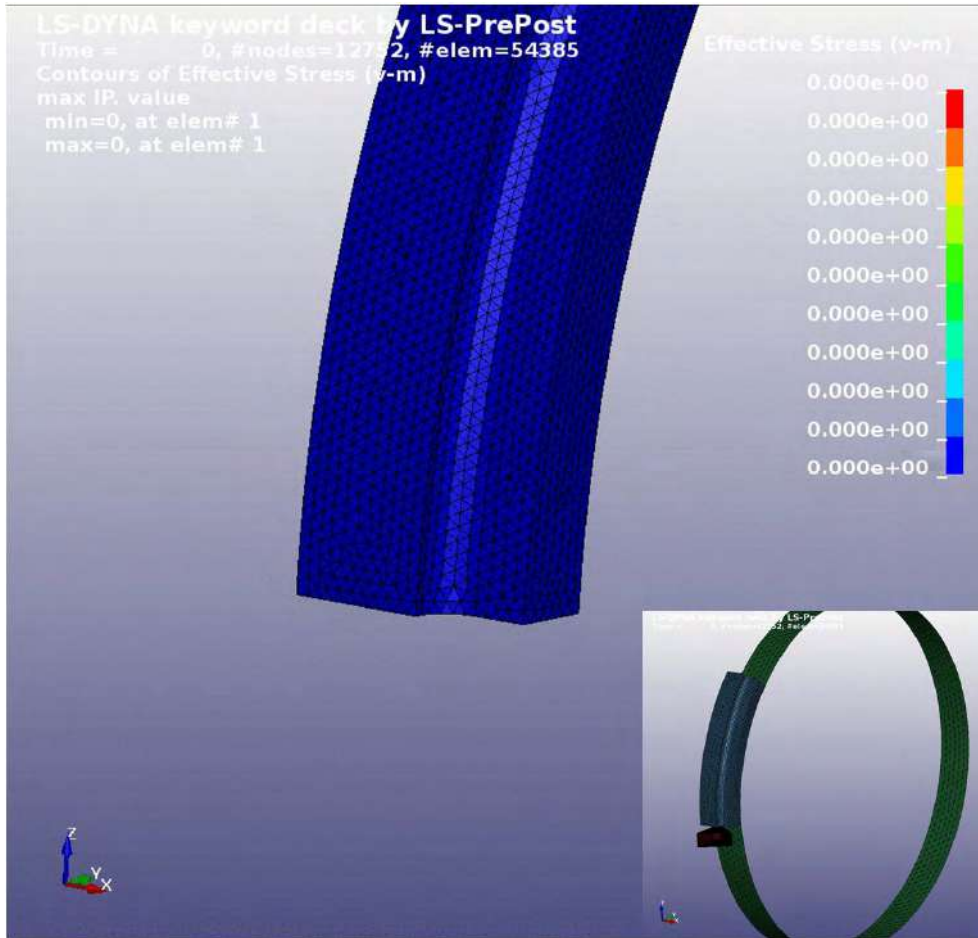
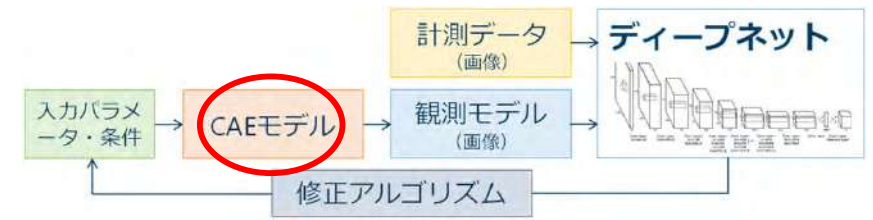
- 画像762枚をアノテーション (学習用632枚, テスト用130枚)
- 切りくず位置を検出, 切削条件によって5クラスに分類
- 検出された切りくずの確率 (尤度) も出力される

## 切削FEMモデリング



- Case 1の加工条件でFEMモデル化
- Element Free Galerkin (EFG)による大変形解析 (LS-Dyna)
- **加工硬化指数 (Johnson-Cookモデル) と静摩擦係数を推定**

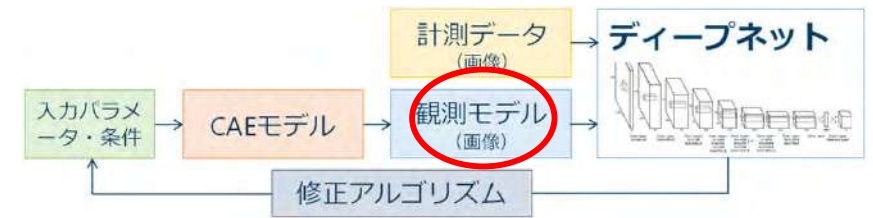
# 切削FEMの様子



- 応力分布や切削力を予測
- 実加工画像で予測精度向上

} FEMを通して計測情報を補完

# FEM結果の画像処理



切りくず部分を金属可視化

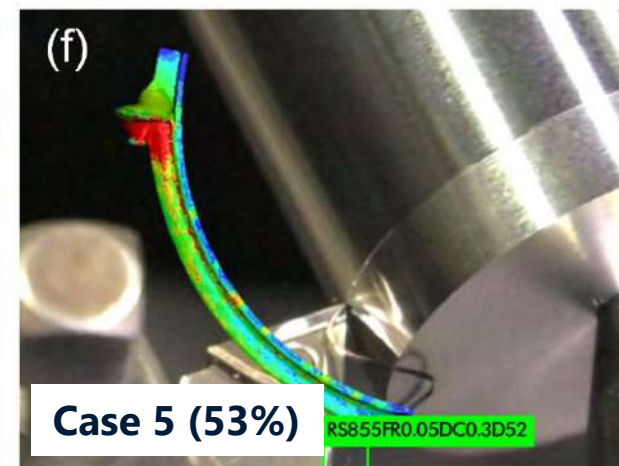
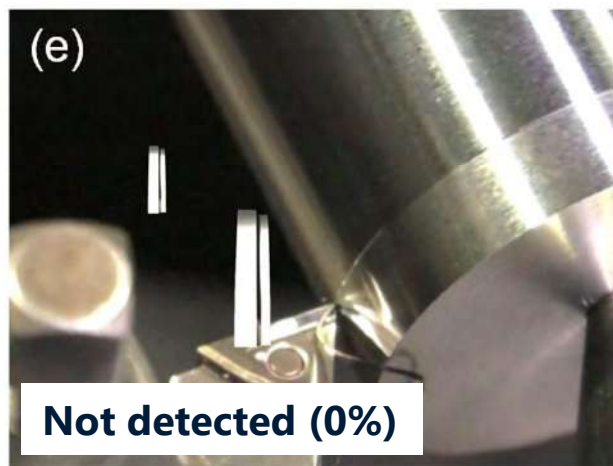
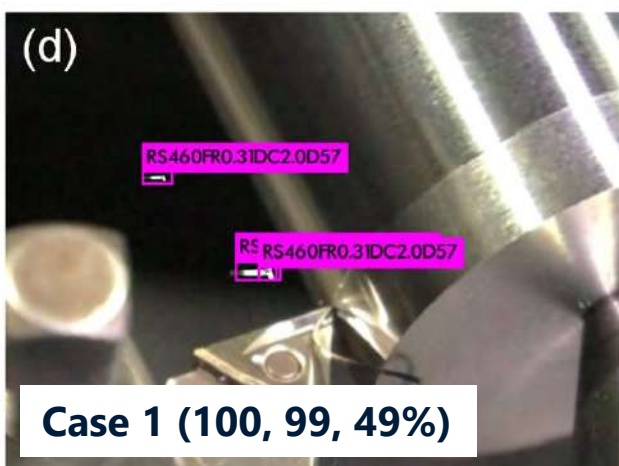
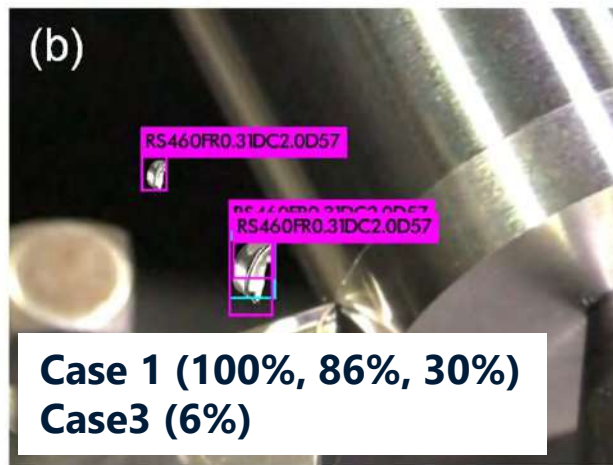
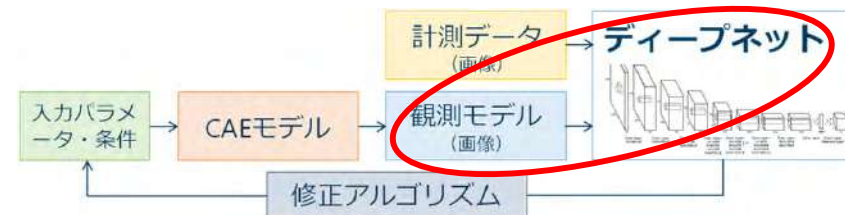


旋削画像に重ねてDNNに入力



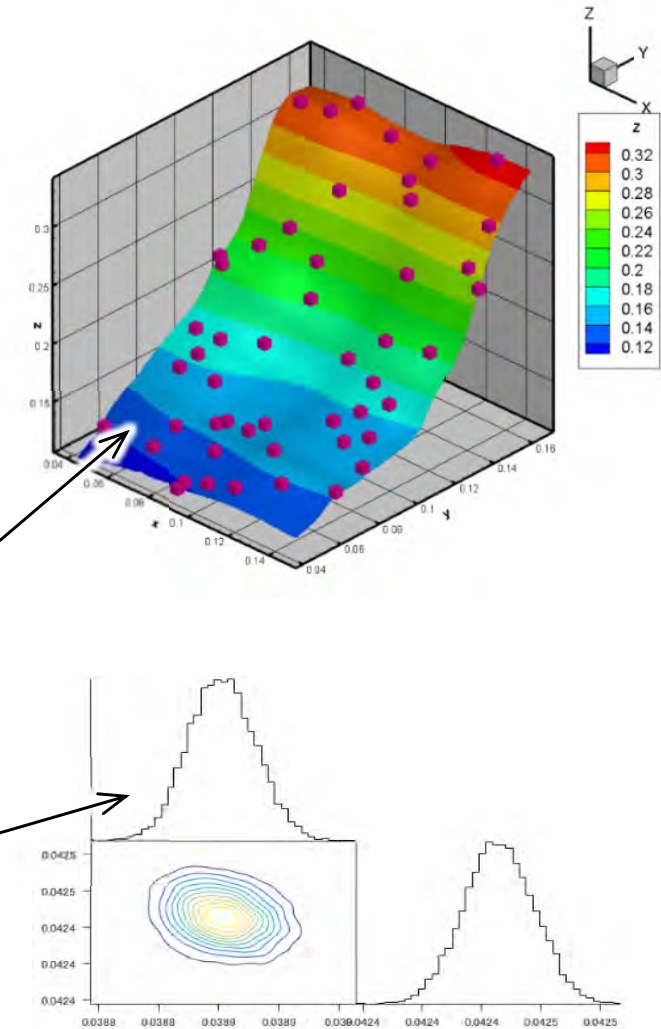
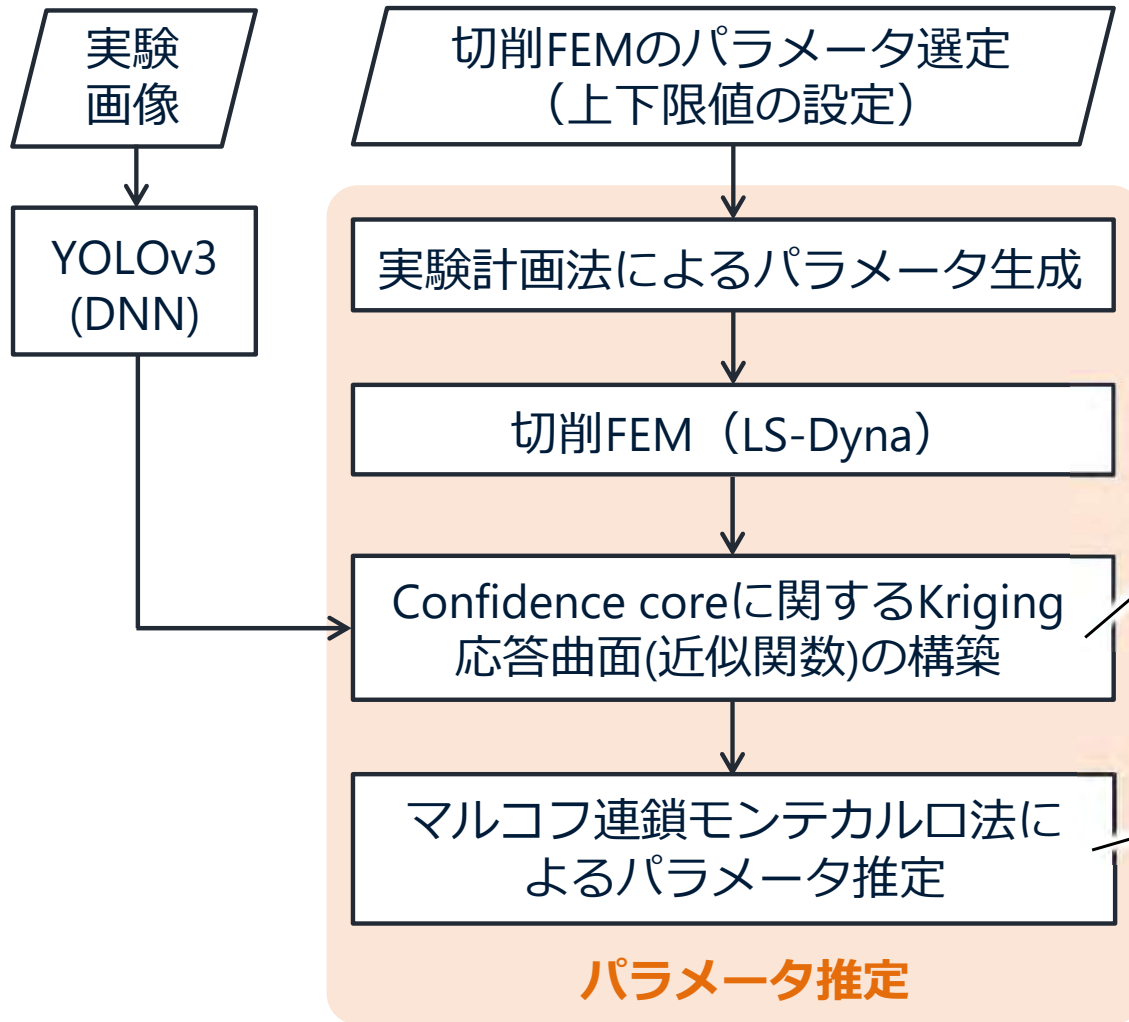
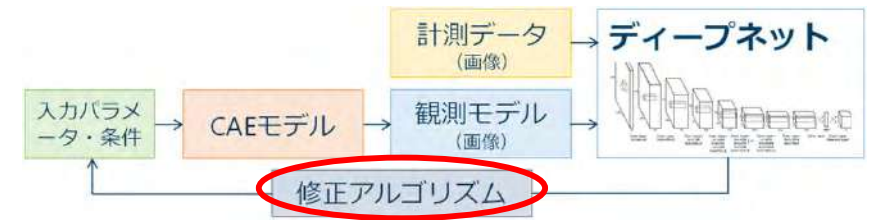
- 実際の切りくずと同様にDNNで検出される (光具合が重要?)

# FEM結果の検出精度

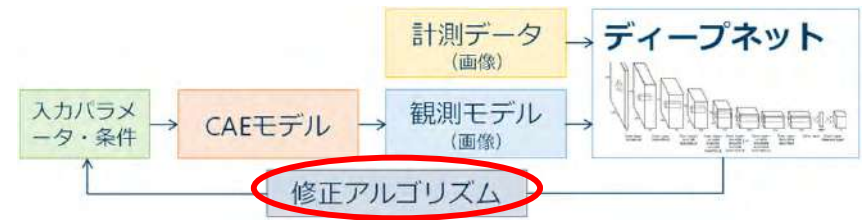


- バウンディングボックスに加えて信頼度スコアが得られる  
切りくずが本物らしいかを定量化 → 改善するようにパラメータ推定

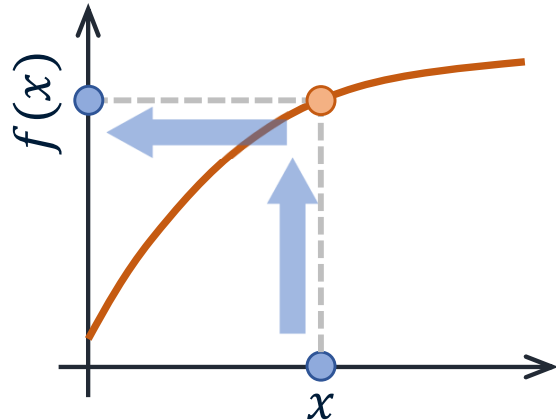
# パラメータのベイズ推定



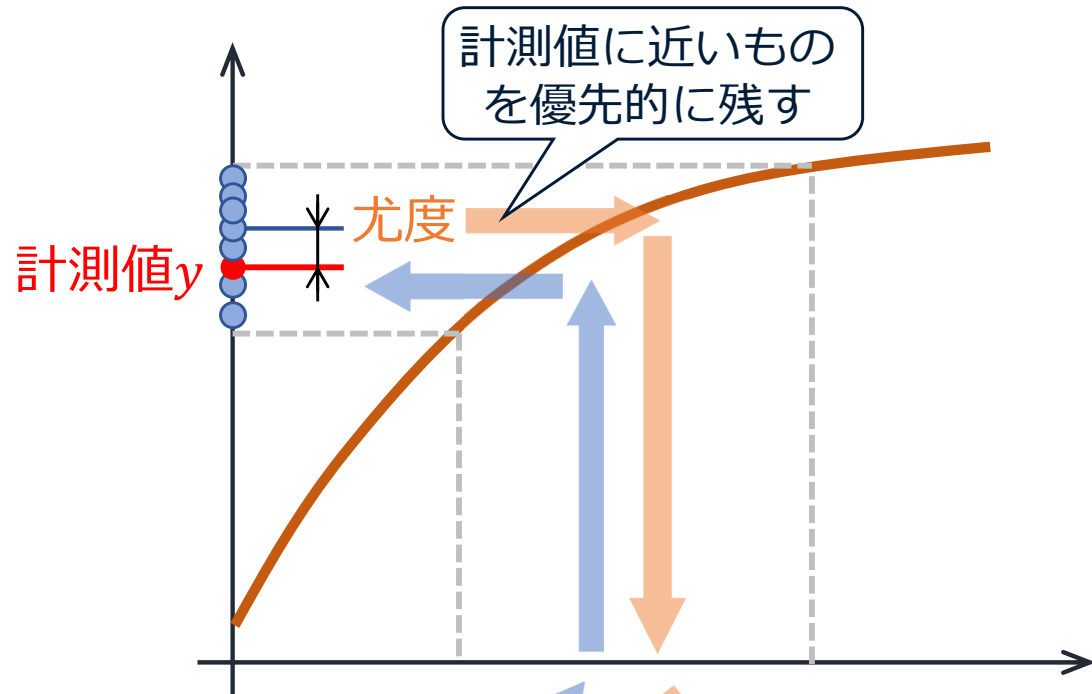
# マルコフ連鎖モンテカルロ法



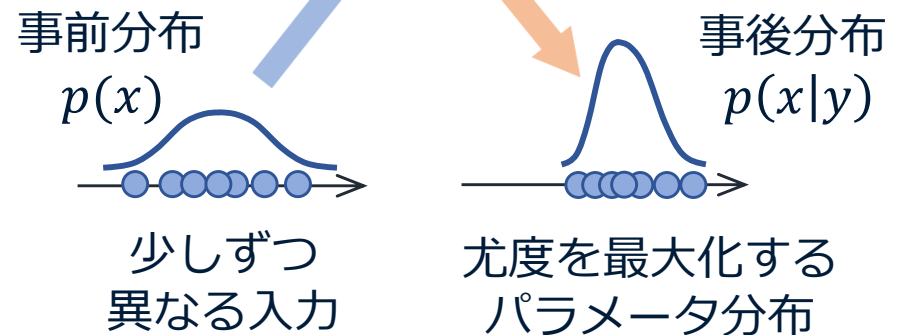
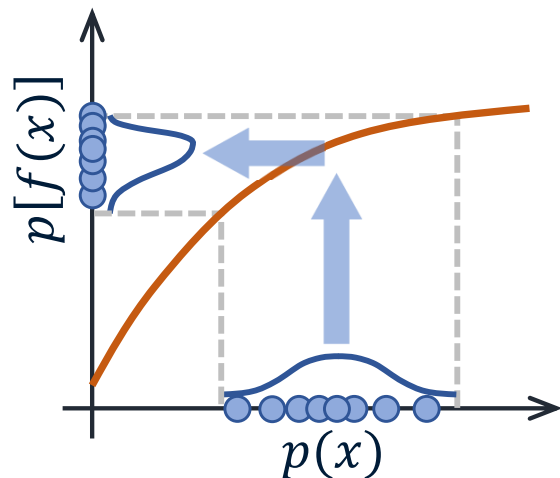
## 決定論的アプローチ (普通関数)



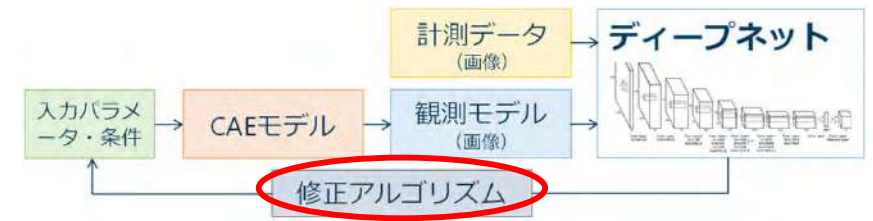
## 確率的アプローチ (逆問題) ... MCMC法



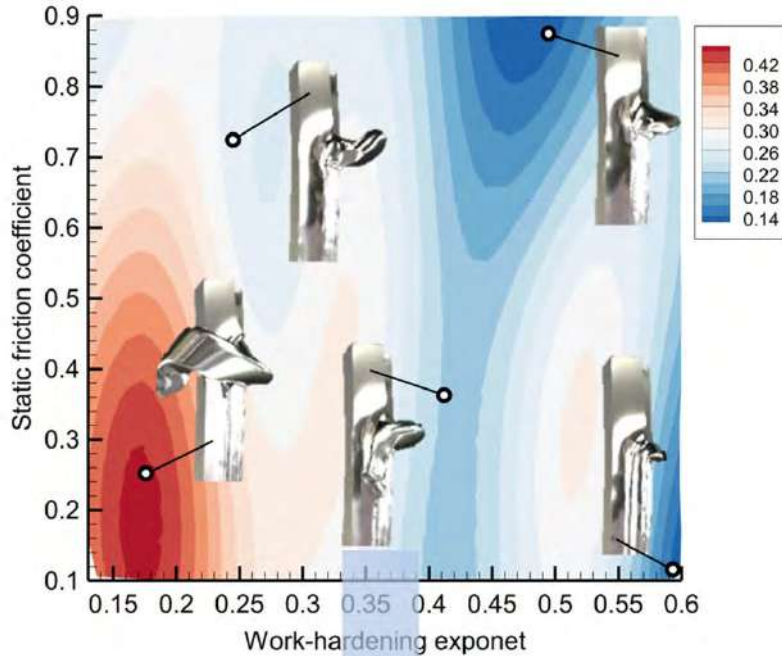
## 確率的アプローチ (感度解析)



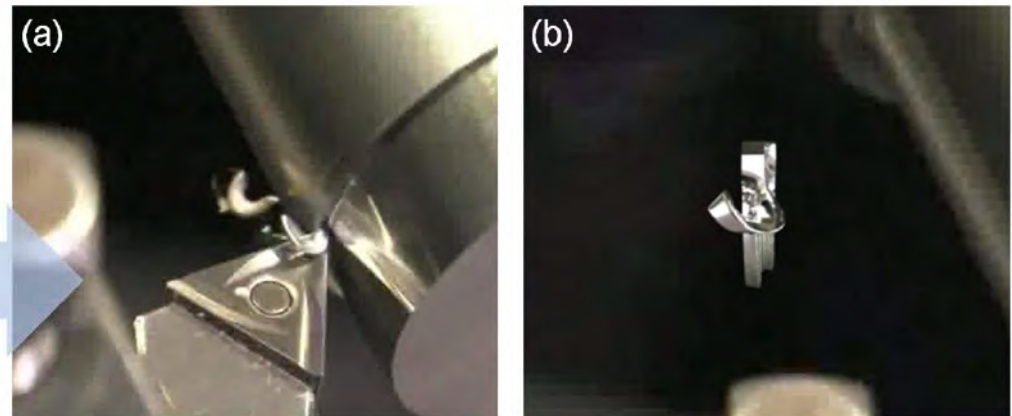
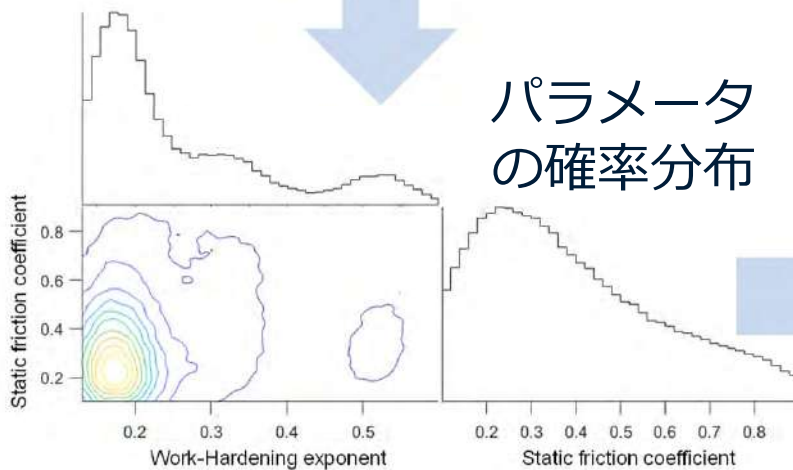
# 推定結果



## 信頼度スコア(CS)の応答曲面



- 切りくず形状の違いをCSの違いとして定量化
- 実物に類似の丸まった切りくずのCSが大きい





## まとめ

- ディープラーニングの物体検出・分類能力を用いた特徴情報に基づくデータ同化手法を検討し，切削加工に応用
- 形状・様子を大まかに一致させるようなデータ同化となっており，実画像をそのまま利用可能でノイズに強い
- 旋削加工画像から加工硬化指数と静摩擦係数を推定
  - 計測情報を蓄積した切削FEMで計測の補完を目指す

参考文献: Takashi Misaka, Jonny Herwan, Seisuke Kano, Hiroyuki Sawada, Yoshiyuki Furukawa, "Deep Neural Network-based Cost Function for Metal Cutting Data Assimilation," International Journal of Advanced Manufacturing Technology, Vol. 107, pp. 385-398, 2020.