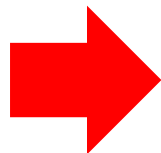


# IoT活用検討会の取組紹介①オートエンコーダによる異常検知

加工



検査



正常データはとれても異常（不良）なんてほとんど出ない・・・

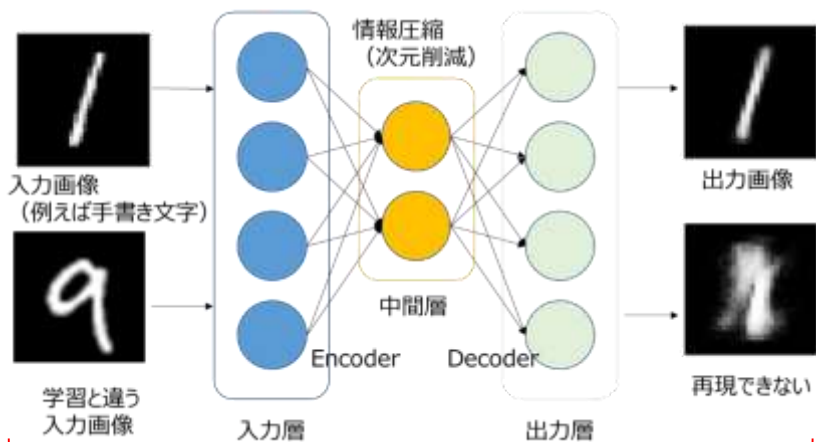
予知保全、予備保全のために  
生産現場での異常検知にAIを使いたい

異常データを集めて学習することが困難

## オートエンコーダとは

正常データだけで学習させるニューラルネットワーク  
入力データが学習結果に近ければ、入りに近いデータを出力

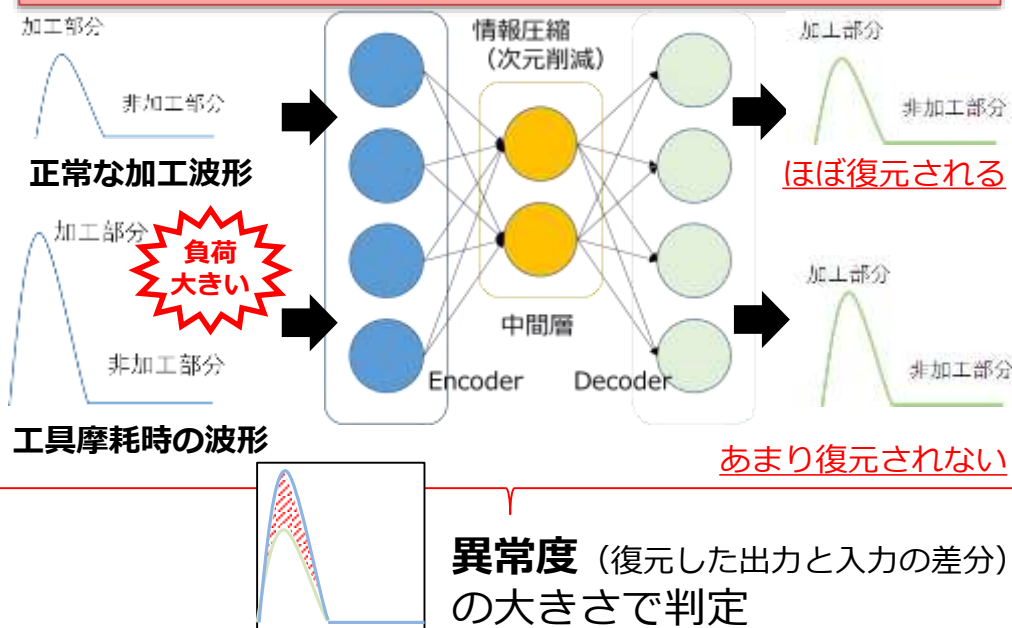
■例 手書き数字の「1」だけ学習したオートエンコーダ



学習していないデータに対して  
入力・出力の差が大きいのが特徴

■適用するイメージ

加工時の工具摩耗を判定するため  
正常に加工ができていた時の波形  
だけ学習したオートエンコーダ



# IoT活用検討会の取組紹介①オートエンコーダによる異常検知

## ■実験内容

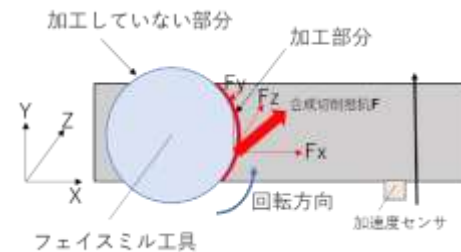
フェイスミル加工による被削材の切削  
 材質 SUS304 切込み深さ 0.5 mm  
 送り速度 30 mm/min 回転数 600 rot/min

## ■学習のための加工波形の測定

- 被削材が加工時に受ける切削抵抗（動力切削計）
- 加速度（加速度センサ）

## ■測定結果を囲う周期

波形を加工1周期ごとに分割  
 計算される①、②をそれぞれ入力 $x_k$ に用いる



加工1周期における異常度  $A = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x'_k - x_k|$

- $x_k$  オートエンコーダの入力値
- $x'_k$  オートエンコーダの出力値
- $n$  加工1周期の波形を構成するサンプリング数

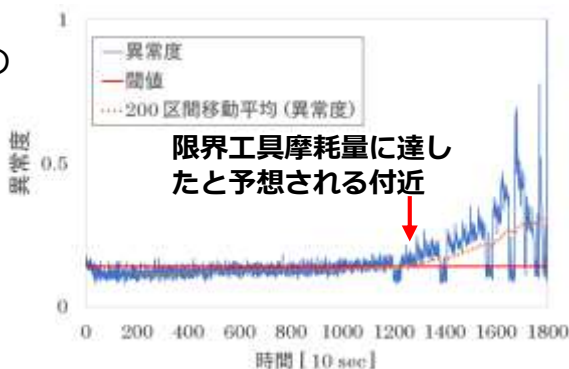
ここで、加工1周期 = フェイスミルの切削1回転 を指す

- ①  $F = \sqrt{F_x^2 + F_y^2 + F_z^2}$  : 切削抵抗の各軸成分の合力
- ②  $a_y$  : 加速度のy成分

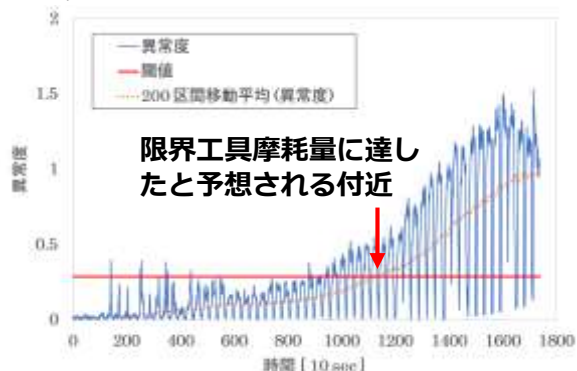
## オートエンコーダによる学習とテスト

■結果 テスト加工データを入力し、異常度を加工時間に対しプロット

加速度の異常度



切削抵抗の異常度



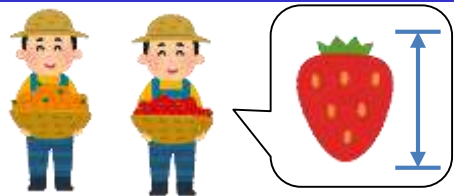
## ■技術の用途・展開

様々なアナログ入力に対応するAEの構築  
 例) 心電図、手書き文字、画像、電流値など

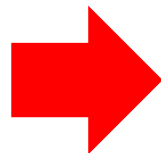
適切な閾値を設定することで、工具寿命による加工異常を捉える事ができる



# IoT活用検討会の取組紹介② Kinectによる物体の寸法計測

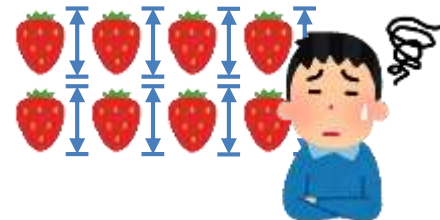


農場では、果実の長さを測定して収穫するかどうかを判断



中腰で測るのはキツイ・・・

数が多いので自動化したい！



計測自動化による、農場の生産管理の負担軽減が課題

## Microsoft Kinect とは

カメラによるカラー画像の撮影と同時に、デプスセンサで画像の任意位置の深度測定が可能



Kinect



カラー画像



深度画像

## 撮影した果実の認識と寸法の測定

### ■ 実験方法

#### ① 輪郭抽出

画像処理（特定の色を抽出する二値化）による果実の輪郭と輪郭に接する矩形を描くプログラムの作成  
→撮影した果実の**画像上の寸法**を取得可能とした

#### ② キャリブレーション

実際の寸法が既知のサンプルを撮影し画像上の寸法と深度を取得  
→右式における、**スケール係数** $K$ を推定した

#### ③ 寸法測定

農場の果物を撮影し、画像上の寸法と深度を取得  
→右式にて、**実際の寸法**を測定する

### 寸法の測定方法

$$\text{実際の寸法} = K * \frac{\text{画像上の寸法}}{\text{深度}}$$

$K$  スケール係数

※深度：カメラと物体の実際の距離

# IoT活用検討会の取組紹介② Kinectによる物体の寸法計測

■結果 画像上に、検出された輪郭、実際の果実の寸法（縦、横）を表示



カラー画像



計測画像

**果実が重なっている場合に、それぞれを区別できるように輪郭抽出の精度を向上させることが課題**

■技術の用途・展開

- ・果実の生育状況（形状など）の記録
  - ・部品のピッキング
- 収穫すべきかどうかの判定