

# ものづくりのDXのための状態監視技術の研究

## Study on Condition Monitoring Technology for Digital Transformation of Manufacturing

河田直樹

Naoki KAWADA

埼玉工業大学 工学部 機械工学科

Department of Mechanical Engineering Saitama Institute of Technology

### 要旨

近年，ものづくりの効率化や品質向上，価値創造などでDX(デジタルトランスフォーメーション)が注目されている．具体的な取り組みは様々であるが，IoTやAIが下支えしている例が多く，その一つの方策として可視化(見える化)のための状態監視技術の利活用が挙げられる．

当研究室では，機械系を中心としたものづくりのプロセスの状態監視はもちろん，生産設備や完成後の製品の状態監視まで幅広く検討している．

本稿では，状態監視技術の構築について，これまでに学生が取り組んできた研究を例として述べる．

### 1. はじめに

ものづくりの現場では，生産効率や品質の向上のため，3現主義(他に5ゲン主義)や改善活動(他にカイゼン)によって，少しでも収益性を上げる取り組みが継続的になされている．

そこに，AIやIoT，DXなどに関わる技術が登場し，短期間で大きな効果が得られた例が見られるようになり，注目されている．具体的な取り組みは様々であるが，その一つの方策として可視化(見える化)のための状態監視技術の利活用が挙げられる．

当研究室では，機械系を中心としたものづくりのプロセスの状態監視はもちろん，生産設備や完成後の製品の状態監視まで幅広く研究している．

本稿では，まず状態監視技術の構築について述べ，その上で比較的身近な例として，これまでに実施してきた状態監視に関する研究を紹介する．

### 2. 状態監視へのAI，IoTの適用

まず，生産現場で比較的重要となる事項は，課題の見える化である．従来は3現主義や改善活動によって，現場技術者自身が課題を発掘してきた．



図 1 3現主義(5ゲン主義)

3 現主義は図 1 が示すキーワードのように、「現場」に行って、「現物」をよく観察し、「現実(現象)」を把握することによって、課題を抽出して解決していく考え方であり、多くの部分で人が介在する活動が必要となる。

このため、人によるオペレーションの比重が高い現場を有する事業者では、そのノウハウの多くを人が有することから「現実」の部分で「現人(げんにん)」とする例もある。

そして、図 1 にあるように、さらに原理、原則を加えて 5 ゲン主義とする考え方もある。様々なシミュレーション技術や情報処理技術が発達した現在は、原理、原則の把握が短時間で行えることから、5 ゲン主義の方が効果的であるという見方もある。

このような考え方に基づく活動は以前から行われているが、技能伝承の課題と同じく人手不足によって、定められた労働時間の中で課題を発掘する余裕がなくなってきており、結果的に課題が放置されている状況も生じている。

さらに、そのような課題は初期段階では潜在的である場合が多く、今は何も問題が起きていないように見える生産現場でも、まだ起こっていないだけでこれから起こる状況にあるか、起こっていても良品条件内での変化しかなく、気づけない状況となっている恐れがある。

よって、生産ラインやそのプロセスを作業員や技術者の代わりに見守る手段が必要であり、AI や IoT を利用した状態監視技術が役立つと考える。

ところで状態監視技術は、海外では Condition Monitoring(CM)と表現され、国際規格 ISO 17359:2018 Condition monitoring and diagnostics of machines — General guidelines には機械の診断に関する概要とガイドラインが記載されている。

このように状態監視技術は、プラントや機械工場の保全現場で生じた技術であり、特に 24 時間操業の現場、そして公共交通機関のように、簡単には操業や運行を停止できない現場で特に多用されている技術である。これらの現場では状態監視技術の導入等による保全体系の見直しも行われており、図 2 に示すような、これまで一定周期で実施していた時間基準保全(Time Based Maintenance)を、常時監視による保全周期の適正化が図れる状態基準保全(Condition Based Maintenance)に置き換えて予知保全を目指す例がある。

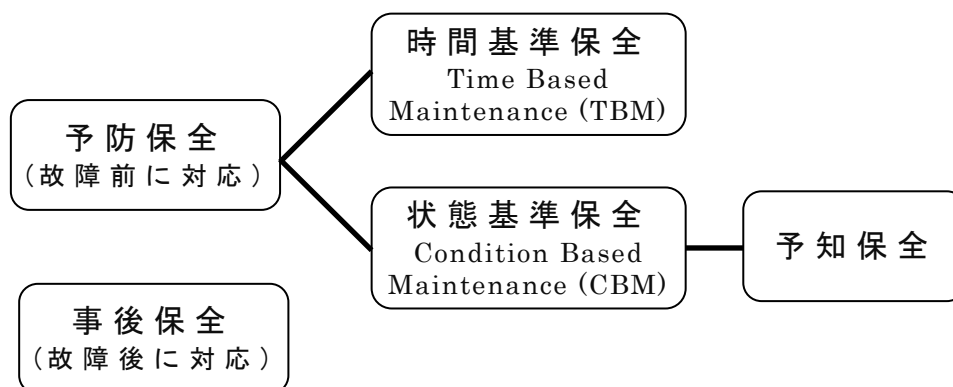


図 2 プラントや機械設備の主な保全の考え方

このように状態監視技術は、常時データを収集し、データ処理や AI 等の利用によるパターンを学習することで、良品の生産条件や、設備の劣化(初期状態からの変化)を察知することができるようになり、概ねこのような形での予知保全の実現を目指している例が多い。参考として、それぞれの AI レベルとその効果について表 1 に示す。予測や予知をねらった状態監視技術には概ねレベル 2 からレベル 3 あたりの AI を用いる例がある<sup>1)・3)</sup>。

また、IoT との組み合わせによって、図 3 のように 5 か所の遠隔地の事業所の工場や機械設備の稼働状況の把握が可能となるため、遠隔制御や集中管理しやすくなるメリットがある。もちろん、情報セキュリティの確保が前提であるので注意が必要である。

さらにクラウドの活用によって、個々のデータの一元管理ができるようになる。例えば、ある時刻に取得されるデータは、表 2 のような各事業所の機械等に設置されているセンサの出力値や決められた演算結果で構成される。

表 1 AI レベルとその役割

AI レベル	各レベルの AI の役割
1	単純制御:入出力の関係を一義的に対応づけて制御する
2	ルールベース:入出力の関係を多彩に関連付けて、状況判断と最適な動作を選択・実行する。
3	機械学習:学習のための特徴量や属性を人間が設定した上で、コンピュータ自身が学習し、対応する。
4	特化型 AI:特定の分野に限定されるが、学習のための特徴量や属性もコンピュータ自身が学習し、対応する。
5 (目標)	汎用型 AI:分野を問わず、一つの AI で学習から対応まで自律的に行う。まだ実現には至っておらず、目標である。

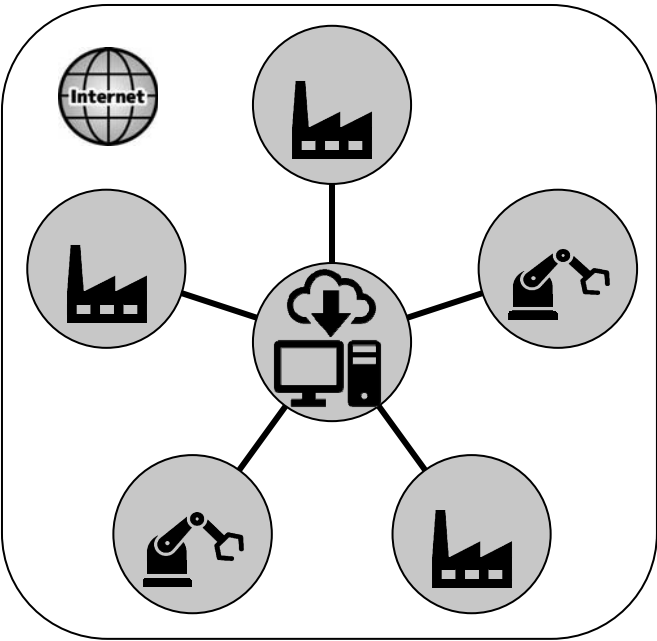


図 3 IoT の活用 による遠 隔 監視 イメージ

表 2 取得データの構成例

監視対象	振動(x軸)	振動(y軸)	振動(z軸)	温度
機械A				
ロボットA				
搬送装置A				
機械B				
ロボットB				
搬送装置B				
機械C				
ロボットC				
搬送装置C				
機械D				
ロボットD				
搬送装置D				
機械E				
ロボットE				
搬送装置E				
機械F				
ロボットF				
搬送装置F				

### 3. 状態監視技術を支える波形解析とパターン認識

#### 3. 1 時間や空間を軸としたデータ化

状態監視技術の主な活用方法は、監視対象の初期状態からの変化を検知することにある。多くの場合、初期状態は最適な状態(正常状態)であるので、この状態からの任意の経過時間の変化を検知することが目的となる。

このため、時間と共に変化する各特性値を、時間軸上にプロットし、時刻歴波形(時系列波形ともいう)としてデータ化する必要がある。

また、外観検査などで得られる画像データは x 軸, y 軸の各軸上にプロットすることで、同様の波形データとすることが出来る(画像データの場合、2次元データで表現することもある)。

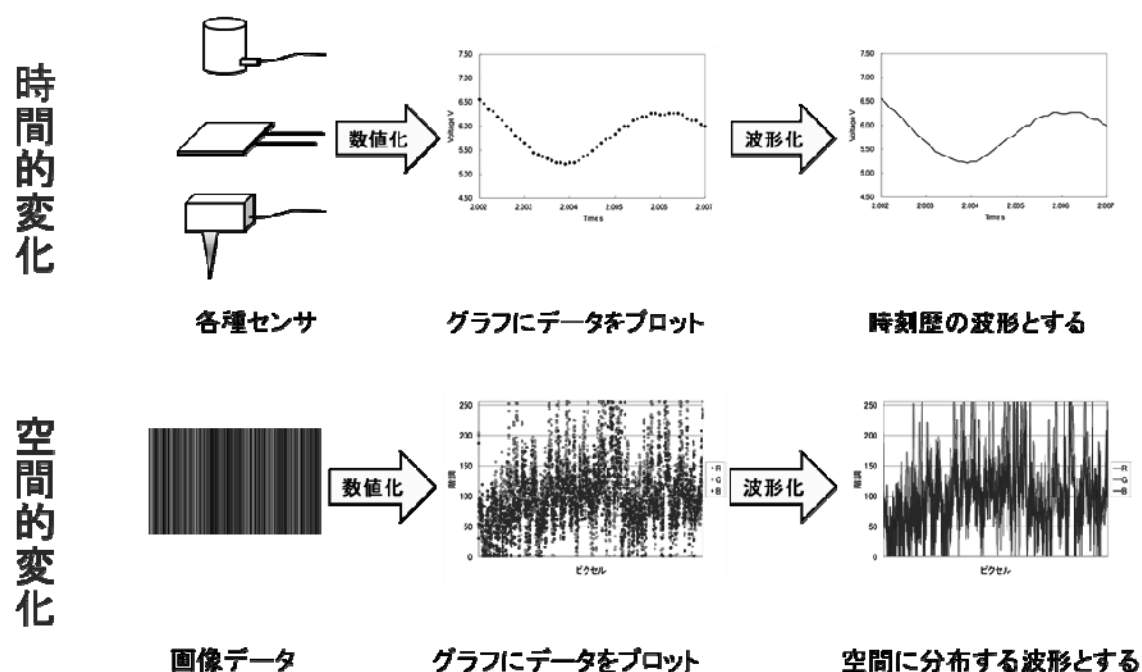


図4 状態監視で扱う波形データの例

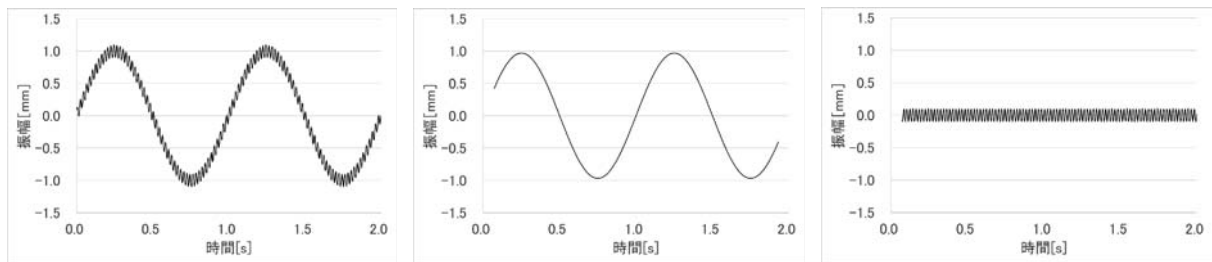
#### 3. 2 波形解析による状態監視

状態監視では、図4に例示した波形データから変化の特徴を抽出する数値演算が有効である。

具体的な方法として、時間の経過や空間の分布の傾向を把握するための移動平均の算出、一定の時間内の変化や一定の空間内の分布を把握するための区間二乗和の算出などがある。

移動平均は、あらかじめ定めたデータ数の平均をもとめていく計算方法で、複雑な形状の波形のスムージング(平滑化)の役割を持っている。

ここで、疑似的に計算で作出したデータで移動平均の計算例を図5に示す。図5は、単一周波数の正弦波に別の周波数の正弦波を重ね合わせた波形である。図5(a)が重ね合わせた波形でこれを測定で得られた波形と仮定する。この状態は、本来得たい信号に何らかのノイズが影響している状況に近い。



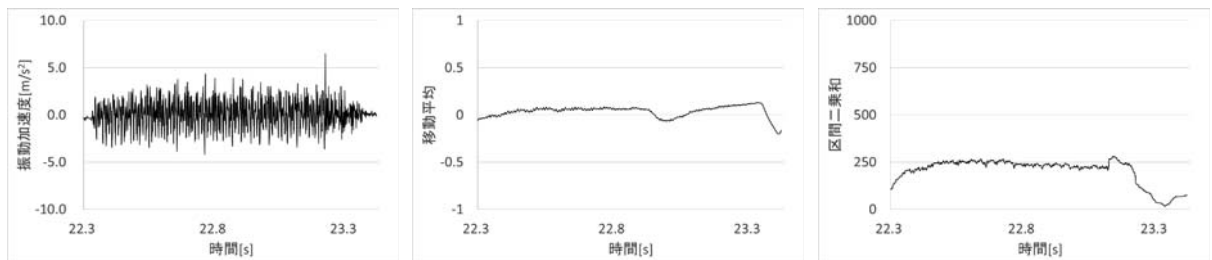
(a)原波形 (b)移動平均(計算区間 50) (c)移動平均差分

図 5 移動平均処理の例

このような状況のときに、移動平均を算出してグラフにプロットすると、図 5(b)のようにノイズが除去されたような滑らかな波形が得られる。これは、データ 50 個で平均をもとめる計算をしているため、スムージングが行われた状態となる。本来の移動平均はこれで結果を得られたことになるが、状態監視では、特徴的な周波数成分の分離の役目も担っているため、原波形から移動平均を差し引いた移動平均差分も算出しておくで別の効果が得られる。

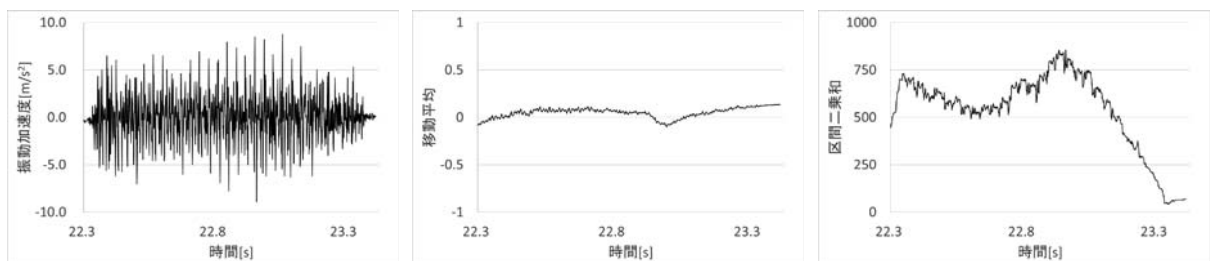
これが図 5(c)である。そして、図 5(b)と(c)を合成すると図 5(a)になるので、波形を合成したり、分離したりする役割が移動平均にあり、状態監視で用いるねらいは、まさにこのようなことである。そして、どういう波形が正しいかを定義しておくことで、異常検知や変化検知を行うことができる。

次に区間二乗和の例として、図 6 および図 7 を示す。これらの図は、フライス加工における切削材料の近傍の振動を測定し(図 6 および 7 の(a))、移動平均(同(b))と区間二乗和(同(c))を計算したものである。サンプリング周波数は 1kHz で、移動平均と区間二乗和は、いずれも計算区間を 100 としている。



(a)測定データ (b)移動平均 (c)区間二乗和

図 6 フライス加工における状態監視(正常)



(a)測定データ (b)移動平均 (c)区間二乗和

図 7 フライス加工における状態監視(工具異常)

これらの図をそれぞれ波形全体で比較すると、移動平均ではその差が不明確であるが、区間二乗和では差が明確であることがわかる。この波形の差が工具の異常(この場合は極度の摩耗)と一致しているため、区間二乗和の大きさから工具の異常を推定することができる。

また、区間二乗和は、その計算の性質から簡易的なエネルギーの換算としてみることができ、加工の変化を捉えるために好適である。そして、これは移動体における挙動を捉えることに通じており、その利用範囲は広いと考える。

### 3. 3 パターン認識による状態監視

パターン認識を用いた状態監視は、AI を利用した技術であるといってもよいが、表 1 の AI レベルでは 2 ～ 3 に分類される(手法や使い方で分類されるレベルが異なる)。ここでは、その例として MT 法(Mahalanobis-Taguchi System)の機械加工への応用について述べる。

パターン認識は、規則的なパターンをコンピュータに記憶させ、記憶されたパターンに近いかどうかの答えを出す方法である。その典型的な例は文字認識や音声認識である。これらの例では、あらかじめ記憶されるパターンが文字の数や、発声される音や声で決まってくるため、それらの規則的なデータを集めれば認識精度が上がっていき、(わずかな認識の誤りを許容すれば)比較的簡単に実用化が可能である。特にインターネットを通してデータ収集が可能な環境であれば、完成までの時間も大幅に短縮できる。

ところが機械加工などの生産現場での適用となると、それほど簡単ではない。生産現場での適用の難しさは、どのようなパターンをコンピュータに記憶させるかということと、その認識の誤りを簡単には許容できない(不良の発生や事故を許容できない)ということにある。

図 8 は、切削加工における状態監視にパターン認識手法を応用した概念を示したもので、MT 法を利用している。MT 法は、単位空間という認識の基準となるデータ群(実際には数学の行列で示されている)を用意し、この群と同じ特徴を持ったデータであれば 1 に近い値を、そうでなければ 1 に比べてはるかに大きい値をマハラノビスの距離(以下 MD)で示す方法である。

つまり、1 度に認識できる事象は単位空間とする一つとなり、いくつかのパターンを判断したい場合には、その分だけ単位空間と MD の算出が必要になる。図 8 で例を示せば、良品かどうかを判別するだけでなく、材料の不良や、機械の故障、工具の破損などを認識したい場合には、それぞれの単位空間を用意し、それぞれの MD を算出しながら、監視することになる。

しかしながら、これらの事象は無数のパターンがあり、さらに認識の誤りを許容できない事象が多いため、実用的ではないと考える。

よって、パターン認識を状態監視に応用する場合、常に正しい状態であることを監視することとし、認識するパターンも 1 つとすることが好適であると考えられる。



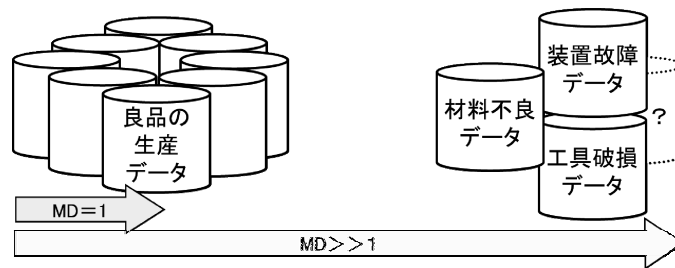


図 8 パターン認識手法概要(MT法)

正しい状態を監視するためには、事前に生産条件の正常状態(良品条件)を最適化,つまり安定化する必要がある.したがって,コンピュータに今の状態(初期条件)を認識させれば済むわけではないことに注意が必要である.

### 3. 4 ものづくりの状態監視

ものづくりの状態監視の重要なポイントは,監視対象が異常であること(正常でなくなったこと)がわかった際に,それによる被害をできるだけ最小限に抑えることである.

このことは,図 2 に示す予知保全(状態基準保全による常時監視)の意義からもわかるが,実際にどのように状態監視を実現すれば良いかを述べる.

まず,状態監視の重要な点は,ある工程の定点観察をするだけでは不十分であるということである.この理由は,問題が発見された工程が,最下流(例えば検査工程)の場合,既にここまでの工程で多くの製品が部品単位も含めて生産されており,何らかの問題を抱えているからである.

つまり,監視する対象は工場全体とするのが望ましい.工場全体の生産プロセスの最適化を行い,品質への影響度を確認することで,どこをどのタイミングで監視すれば良いかが整理されてくる.前述のような状態監視を全てのラインで実施するのではなく,重要度を推し量り,常時状態を監視するか,依然として作業者が定期的で簡易的な点検で済むのかを判断し,使い分けていくことが重要である.

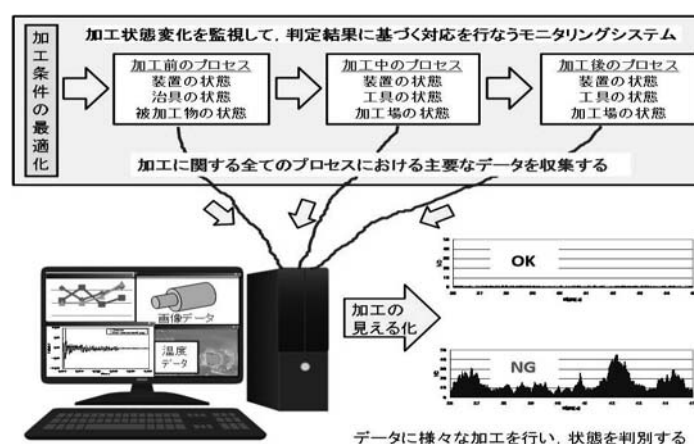


図 9 機械加工における状態監視システム(モニタリングシステム)の例

図 9 は，比較的大規模な生産ラインの状態監視システム(モニタリングシステム)を模式的に示したものであり，加工の前後も含めた監視としている．このシステムでは，最適化によって明確となった重要工程を中心に監視することを目的とするため，その重要工程を加工中のプロセスとし，その前後で重要となるプロセスを同様に監視対象とするシステムである．

これによって，加工の前後の因果関係を把握することができ，不良発生を未然に防いだり，その原因を把握したりすることで，異常発生後の対処もしやすくなる．もちろん，予算が許せば，重要工程だけでなく，より多くの工程を監視する対象とするのが理想である．

#### 4．状態監視の研究事例紹介

ここでは，これまでに学生が卒業研究で取り組んできた事例を紹介する．その多くは，課題を単純化したり，比較的安全に研究を行える環境としたりしているので，身近なものを用いた実験検討の事例となっている．

##### 4．1 切削加工の状態監視例

生産システムの状態監視を学ぶために，最小単位のモデル化を行った事例であり，使用機器は以下の通りである．

- ・卓上フライス盤：(株)東洋アソシエイツ，ミニフライス盤 LittleMilling9
- ・使用工具：エンドミル(2 枚刃)
- ・データ収録装置：グラフテック(株)製 GL7000(+加速度ユニット GL7-CHA)
- ・加速度センサ：昭和測器製 圧電型加速度ピックアップ(1 軸)2300A( $\pm 2G$ )

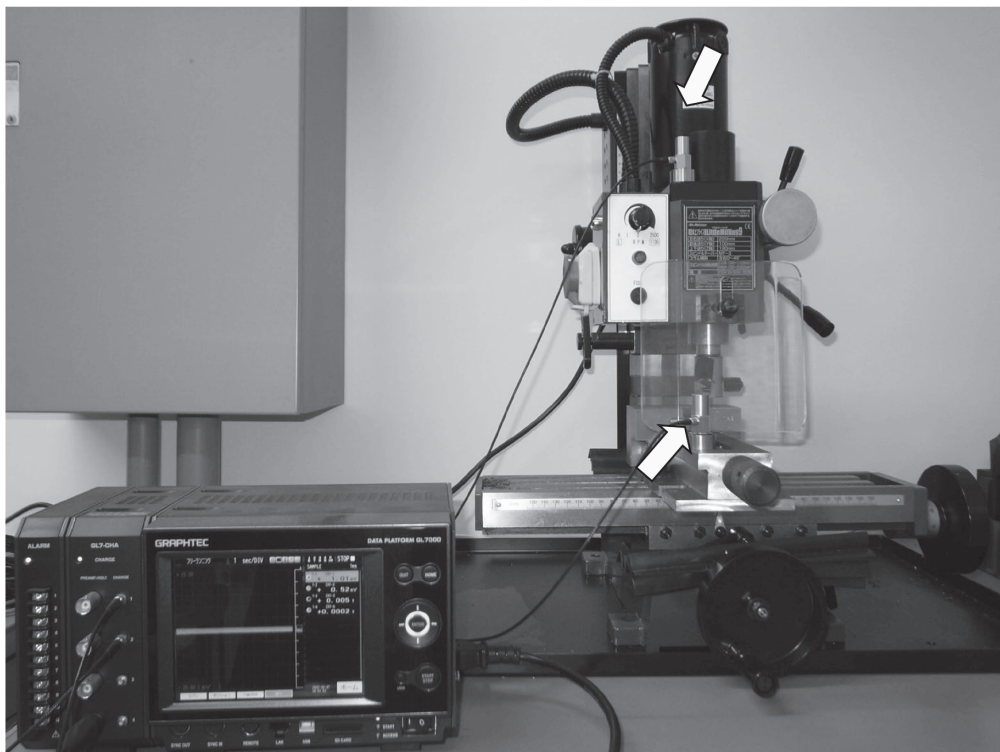


図 10 フライス加工の状態監視システム



加速度センサは主軸まわりと，材料固定治具(バイス)近傍の 2 か所に取り付けて，切削時の振動の発生の仕方を監視する方法とした．全体システムを図 10 に示す．前述の加速度センサは図 10 中の矢印で示した部分に設置し，データロガーと接続してある．なお，これらのセンサのうちバイス側に設置したセンサからの測定結果は「3．2 波形解析による状態監視」の図 6 と 7 に示した通りであるが，切削加工が手作業のため，その作業ができる限り均一に行えたかどうかを，移動平均で確認していることを付け加えておく．

また，図 6 と 7 のデータで実際に異常検知を行うためには，区間二乗和の結果に対して，3000 または 4000 あたりにしきい値を設けると良い．

#### 4．2 移動体の状態監視例

移動体の状態監視は工場内の搬送装置(搬送機械)はもちろん，製品となる自動車や鉄道車両にも応用が可能であり，幅広い応用が期待される分野である．

学生の研究例では，掃除用ロボットを用いて，掃除中の振動を測定し，その作業について日常と違う動きをした場合を異常とした掃除の異常検知に関する検討を行った．使用機器を以下に示す．

- ・掃除ロボット：アイロボット社製 Roomba643(図 11 参照)
- ・加速度センサ：神栄テクノロジー社製 小型 3 軸加速度ロガー AccStick

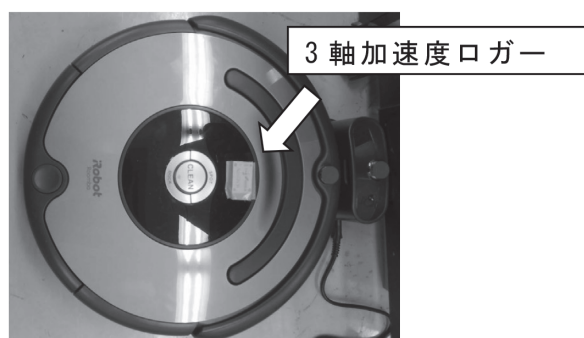


図 11 掃除ロボットと 3 軸加速度ロガー設置状況

なお，掃除エリアは約  $10\text{m}^2$  であり，比較した 2 つの状態とも同じ部屋の同じ掃除ルート(ロボットが学習したルート)である．

図 12 および図 13 にロボットの掃除における状態監視結果を示す．異常とした状態では，掃除ルート上に障害物（実際には収納ボックス）を置いて掃除をさせている．図 12 と 13 の(a)は振動加速度データであり，3 軸加速度ロガーのうち，Z 軸(上下方向)の振動加速度を重力成分（DC 成分）を除去して示している．また，サンプリング周波数は  $100\text{Hz}$  である．これらを比較してみると，発生している振動加速度のレベルが大きく違っている．これは掃除ルート上に本来は存在しない収納ボックスを突然置かれたため，それに衝突した動きが表れている(実際はガタガタとした動きである)．なお，図 12(a)の正常データでも後半で振動が大きくなっているが，これは部屋の壁や元々設置されている家具類に衝突して向きを変える動作が含まれているためである．

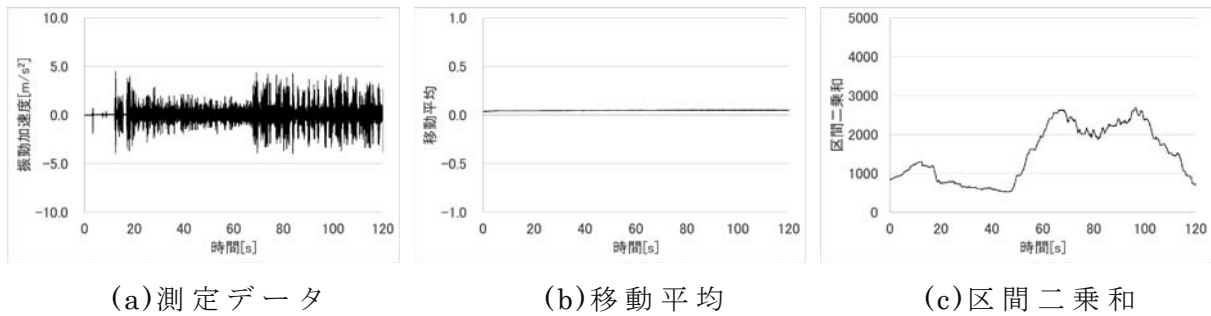


図 12 記憶された掃除ルートの日常的な掃除の状態監視(正常)

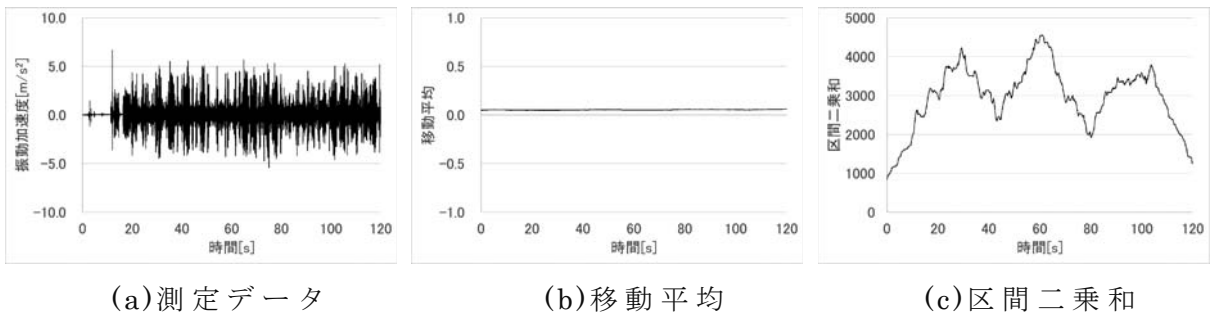


図 13 記憶された掃除ルートに障害物が置かれた掃除の状態監視(異常)

一方、図 12 と 13 の(b)の移動平均(データ区間は 2000)をみると、どちらもほぼフラットであることから、段差を踏み越えるなどの機体の大きな傾きによる振動は発生していないことがわかる。

そして、図 12 と 13 の(c)の区間二乗和を見ると、前半部分で大きな差が表れている。後半部分では壁や家具への衝突でやや差が見えにくくなっているが、しきい値を 3000 以上に設定することによって、普段とは違う場所に障害物が置かれていることを判別することができる。これは使い方によって警備ロボットとしての利用拡大の可能性を示していると考ええる。

#### 4. 3 製品の塗装に関する状態監視例

いわゆる外観検査を自動化(定量化)する方法であるが、考え方は図 4 に示した通り、画像を数値化して、その分布の違いから色ムラなどを判別する手法である。ここでは、曲面を有する木製のパネルの表面に塗装を施したサンプルの塗装の状態の検査を目的とした状態監視を例にとって紹介する。図 14 と図 15 の(a)にそれぞれ塗装サンプルのデジタル画像(データの取得は市販のデジタルカメラでの撮影による)を示す。図 14 は均質な塗装ができている正常サンプル、図 15 は色ムラが生じている異常サンプルとしている。これらの画像サイズは、後々の解析を考慮して、400×400 の正方形を基本単位とした画像に切り取ってデータ化している。図 14 と図 15 の(b)は、画像の明るさの正規化(この例では 256 階調で示されるグレースケール画像への変換)であり、図 14 と図 15 の(c)は、(b)の正規化画像の度数分布を示している。図 14 と図 15 の(c)の度数分布は、400×400 ピクセルで構成されるグレースケール画像を 0～255 の数値を 256 の階級で示したものである。



図 14 製品の塗装に関する状態監視(正常)

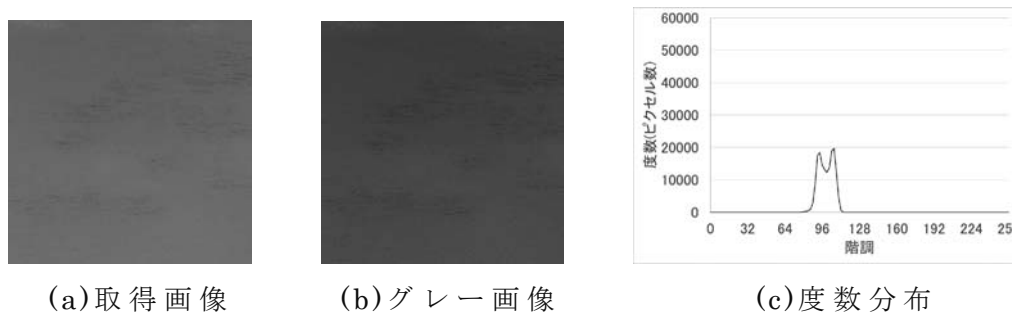


図 15 製品の塗装に関する状態監視(色ムラによる異常)

したがって、画像の違いは各階級の度数の違いとなって表れる。例えば、暗い色(黒色に近い色)が多く存在する画像であれば、度数分布のピークが 0 に近い方に寄り、明るい色(白色に近い色)が多く存在する画像であれば、度数分布のピークが 255 に近い方に寄ることとなる。

このことを利用すると、取得画像の全ピクセル数に対する各階級の度数の大きさの割合でしきい値を定めることで、均質に塗装ができていないかを判別できる。図 14 と 15 の例では、図 15 の色ムラが度数分布のピークが 2 つに分かれ、分布の幅が広がって表れており、分布の形状からも差が確認できる。

定量的な判別を考えると、全体のピクセル数が  $400 \times 400$  の 160,000 であるから、その約 3 分の 1 を占める 50,000 に設定すると、図 14(c) は正常、図 15(c) は異常となり、数値からも均質性が評価できる。

#### 4. 4 パターン認識技術の利用例

今回紹介した例は、比較的身近な課題の解決を短期間で取り組んだ研究チームである。このため、予測や予知といった高度な技術を使わなくても、解決できる課題が多かった。このことから、どのような課題でもパターン認識技術を用いれば良いというものではなく、あくまでも収益性や新たな価値を見出せるかどうかを考えた上で必要に応じて用いることが重要である。

パターン認識が有効な具体例には、切削加工における切削工具の劣化や破損の予測につながる技術<sup>4)</sup>や、塗装ではなく化粧板のような色と柄の組み合わせで判別する技術<sup>5)</sup>がある。その他に、射出成形のプロセスの成形中の成形条件を監視することで成形後の品質を間接的に予測する技術もあり、本誌第 18 号に研究報告として「プラスチック成形加工プロセスへの MT システム

を用いた状態監視技術に関する研究」を掲載している。

いずれの例も、まずはものごとを単純化して、本質的な課題が何であるかを見定めて取り組みを進め、一定の成果を得ていることから、明確な課題設定はDXのための状態監視技術の構築を行う上で重要となると考える。

仮に課題が不明瞭なまま、これらの技術を適用して課題を見える化する手順で状態監視技術を用いると、目標が明確でないために課題の見える化に時間がかかり、全体の収益性等で不利となる。

課題を明確に持つという観点でも3現主義(5ゲン主義)が重要となる。できるだけ作業者、技術者の視点で状態監視を構築してもらえれば幸いである。

## 5. まとめ

本稿は、ものづくりの効率化や品質向上、価値創造などで注目されるDX(デジタルトランスフォーメーション)の推進につながる状態監視技術について、学生が実施してきたいくつかの事例を取り上げた。

これらの共通点は、それぞれの監視対象の正常とする状態と、比較するべき異常や変化が生じた状態を数値化し、波形解析やパターン認識を行うことで状態監視を構築していることである。

ただし、パターン認識に関しては、予測や予知を実現するためのより高度な状態監視の技術となるので、利用に当たっては十分な検討が必要となる。

特に、3現主義(5ゲン主義)の視点で、状態監視の目的を明確にして、ものづくりの現場で状態監視技術を構築するということが重要である。

それによって、新たな価値の創造や新たな課題の見える化ができ、DXにつなげていくことができると考える。

## 引用文献

- 1) 河田 直樹, 白石 真一, 小室 恒大, 及川 昌志, 岩木 俊一, 久米原 宏之: ステンレス鋼板のレーザ溶接システムに関する異常検知技術の開発(第5報)~ニューラルネットワークによる総合診断技術の検討~, 精密工学会学術講演会講演論文集 2008A(2008), 973-974
- 2) 河田 直樹, 及川 昌志, 大塚 陽介, 岩木 俊一, 久米原 宏之: ステンレス鋼板のレーザ溶接システムに関する状態監視システムの開発, 精密工学会誌, **75**, 5(2009), 629-633
- 3) 土屋 健介, 盧 毅申, 加藤 光利, 伴野 洋二: 革新的生産管理システムのための小型生産機械を用いたプロセスモニタリング, 生産研究, **67**, 6(2015), 641-645
- 4) 鍋木 哲志, 河田 直樹, 野村 秀則, 久米原 宏之: 加工負荷電流の波形解析による突っ切り加工用工具の状態監視システムに関する研究, 産業応用工学会全国大会 2019(2019), 19-20
- 5) 河田 直樹, 高木 太郎: 色柄センサを用いた画像処理による化粧板の判別方法の研究, 2020年度精密工学会秋季大会(2020), 67-68