

金型加工における刃具異常予知技術

Prediction of Tool Life in Ferrous Metal Processing

久保 勇人^{*1}

Hayato Kubo

八木 正^{*1}

Tadashi Yagi

^{*1} 生技生産本部 生技開発センター

要 旨

IoT技術の発展に伴い、自動化された加工工程における刃具異常予知技術として、加工振動や刃先損耗等のデータを取得して寿命を判定するという方法が広まりつつある。しかしながら、それらの取得データの変化は、異常発生後には顕在化するが、予兆は小さく判定基準となりにくいという問題を抱えている。そこで、IoT技術ありきではなく、「熟練技能者の判断基準を自動化する」というアプローチで解決を図り、今回は、切屑を判定させることで刃具寿命の予知をするという手法を開発したので報告する。

キーワード: 切削加工、刃具異常予知、CNN、物体検出、画像認識

Abstract

With the development of IoT technology, a technique of determining the tool life by acquiring data such as machining vibration and tool wear is becoming popular as a cutting tool exchange method in an automated machining process. However, these methods have a problem that their data changes become apparent after an abnormality occurs but they are too small as a sign. Therefore, instead of using IoT technology, we tried to solve it by an approach of "automating the judgment criteria of skilled workers", and this time, we developed a method to predict the cutting tool life by judging chips.

Keywords: Cutting, Cutting tool life prediction, CNN, Object detection, Image recognition

1 はじめに

1.1 背景

近年のIoT技術の進化により、生産現場における、特に生産設備の故障に対する予知保全ソリューションは、展示会での定番テーマとなってきた。予知保全とは故障する前かつ寿命ギリギリを診断・予知して保全するものである。従来の予め定めた使用回数や時間で行う予防保全においては、保全のタイミングより前に故障するリスクや、まだ使える部品を余裕を持って交換するといったムダが発生する。しかしながら、予知保全においてはそれらのリスクやムダが発生しない(図1)。

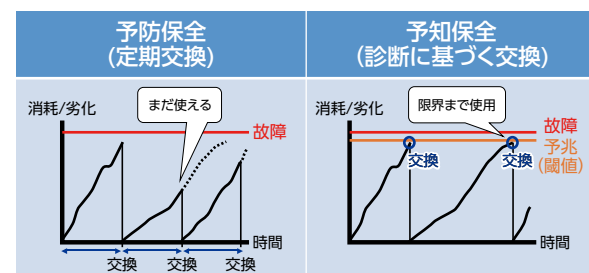


図1 予防保全と予知保全
Fig.1 Preventive maintenance and predictive maintenance

一方、加工工程の刃具交換についても設備保全と同様であり、部品加工数や使用時間での予防的交換が主に行われている。交換のタイミングより前に破損するリスクや、余裕を持って交換するム

ダを抱えている点は保全と同様であり、刃具異常予知のために異常の予兆を検知する機器や手法が開発されている。しかし、いざ導入してみても期待したように予知できず四苦八苦しているという相談や、あきらめて異常検知に使用しているという声をよく耳にする。

当社においても刃具異常の対策として各事業部でそれぞれ取り組みがあるが、刃具異常発生時に最もロスが大きいのは、金型加工である。これは、他の製品に比べ加工のリードタイムは圧倒的に長く、休日の無人運転時に停止する稼働ロスや、修復不能な加工不良になった場合の仕損費が大きいためである。今回取り組みの第一歩として、その金型加工をターゲットとした刃具異常予知技術を開発したのでその内容を解説する。

1.2 従来技術

刃具異常の予知技術は大別すると2種類に分けられる。加工現象を取得し判定する方法と、刃具そのものから判定する方法である。

加工現象による判定で取得するデータは、実験レベルでは切削動力や振動、刃先温度などであるが、これらを号口用の設備で取得するのは困難である。そのため、号口用の設備で取得するデータは、切削動力を代替する要素として主軸電力、加工時の振動を代替する要素として主軸振動が主だったものである(図2)。

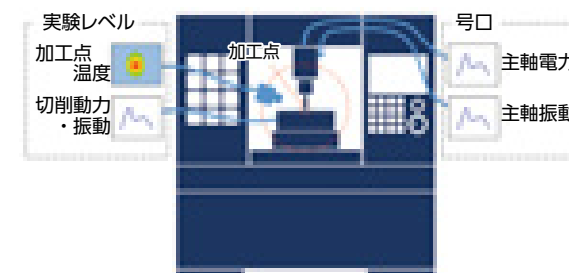


図2 加工設備における検知要素
Fig.2 Detection element in machining equipment

黎明期には、それらの瞬間値やトレンドに閾値を設けて判定するだけであったが、現在では、周波数解析を用いた特徴量の抽出や機械学習による判定などを加えて発展してきているようで、複数のメーカから商品化もされている。しかしながらこれらに用いられている要素そのものは、当社における加工工程においてはあまり有効ではないと考える。それは、当社で採用されている加工機の剛性が十分に高く、刃具異常による予兆が微弱になりがちだからである。例として検知要素に振動を採用した場合を考えると、ベアリング劣化のようなものは変化が明らかで予兆として使えるが、刃具異常のようなものはS/N比が低いことで他の振動に変化が埋もれてしまい、予兆として使いにくい(図3)。このことから、振動を検知要素とした刃具異常の予知は、予兆の振動が十分大きい条件下では実現可能かもしれないが、多くの場面では適用が難しい。その他、主軸電流値や音を要素として判定するものについても同様である。

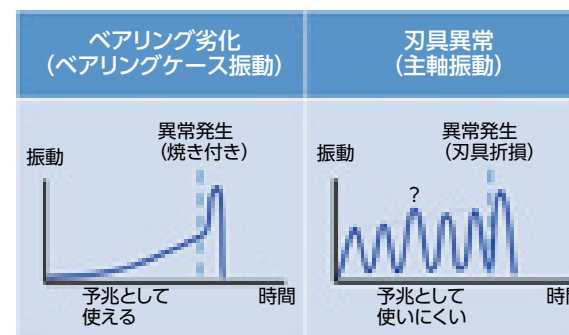


図3 異常と予兆の検知例
Fig.3 Detection examples of abnormalities and signs

一方で刃具そのものの判定であるが、形状測定により取得した形状から判定するものと、近年では撮像した画像から摩耗状態を判定するといったものが開発されているようである。しかしながら、刃具そのものから判断できることは、明らかな異常や、まだまだ使えるといったことで、あとどれく

らいで異常が発生するかといったことを予知することは困難である。研ぎ直したばかりの刃具がすぐに折れるといったことも珍しいことではない。刃具の検査頻度を上げれば明らかな異常状態で加工することは防止できるが、稼働ロスとならないように工夫が必要である。

従来技術は、いずれにおいても刃具異常を検知する要素はそのまま予知にも使えるという仮説に基づいているが、実際の現場では必ずしもそうではないため、刃具異常検知の技術で予知の実現は難しいと言わざるを得ない。

2 開発内容

2.1 開発の進め方

刃具の異常を検知する要素は、そのまま予兆の検知には使えない可能性がある。開発のステップとして、刃具異常の予兆の決定、予知システムとしての成立性検証、号口ビッグデータによるシステムの進化の3ステップに分けて進めていく(図4)。

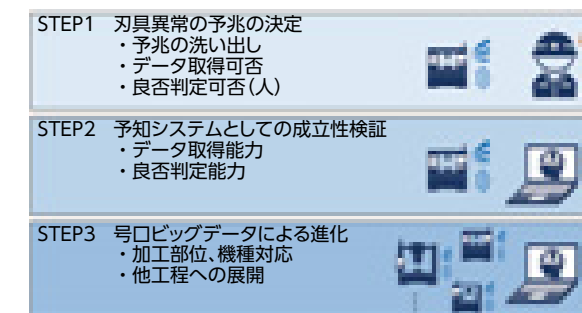


図4 開発ステップ
Fig.4 Development steps

2.2 刃具異常の予兆

従来の刃具異常検知の機器で取得できる要素に加え、熟練作業者が何を予兆としているのか調査を行った結果、それらはまったく異なることが分かった。各要素が予兆となり得るか、データ取得可能かどうかを評価し、切屑の色を刃具異常の予兆とすることとした(図5)。

切り口	計測要素	予兆としての 使用可否(味見)	号口機上での データ取得可否	総合評価
従来の刃具異常 検知機器	刃先の画像	△	○	△
	加工負荷	△	×	×
	電力	△	○	△
	振動	×	○	×
	加工点温度	○	×	×
熟練作業への ヒアリング	音	×	○	×
	臭い	×	×	×
	切屑のはけ方	△	○	△
	切屑の色	○	○	○
	切屑の大きさ	△	○	△
	切屑の温度	○	×	×
	加工精度の変化	×	○	×
	加工面の変化 (むしれ、光沢など)	×	○	×
	加工面の面粗度	×	○	×

図5 刃具異常の予兆
Fig.5 Signs of abnormal cutting tools

刃具折れなどの刃具異常を、刃先を見てあとどれくらいと予知することは難しいが、刃先の劣化に伴い異常が発生しやすくなるのは間違いない。切屑の色が刃具異常の予兆となり得るか検証するにあたり、刃先の劣化状態と切屑の状態を調査したところ、摩耗に始まる劣化の進行とともに切屑の色が鮮やかに変化し、はっきりと違いが認識できることが分かった(図6)。今回は加工継続可／不可の2グループに分け、それぞれ切屑A／切屑Bとした。

切削距離	刃先状態 写真	切屑状態 写真	色
5m	正常摩耗		褐色
60m	チッピング		紫色
100m	摩耗進行		濃青色
120m	コーティング剥離		水色
140m	摩耗大 浴槽		黒色

被削材:SKD61
回転数:6400rpm
送り速度:1800mm/min
切込み量(軸方向):1.0mm
切込み量(径方向):2.5mm

切屑A
加工継続可能な
刃先状態

切屑B
再研磨、工具交換が
必要な刃先状態

図6 刃先状態と切屑の色
Fig.6 Tool condition and chip color

切屑の色は、切屑にかかる熱によってできる酸化被膜表面と、金属との境界面からの反射光が干渉することによって生じる干渉色である^[1]。その色相は酸化被膜の厚みによって変化するため、酸化被膜の厚みを決める熱によって変化するとも言える。切削加工における切屑の色は加工点温度によって変化するものである(図7)。

干渉色	加工点温度
藁色	約300℃
褐色	約350℃
紫色	約400℃
すみれ色	約450℃
濃青色	約530℃
淡青色	約600℃以上

図7 加工点温度と干渉色(SKD61)
Fig.7 Cutting point temperature and interference color

切削速度等の加工条件によって加工点温度が変わることはよく知られているが、今回、刃先の劣化によっても加工点温度が変わることも確認できた(図8)。

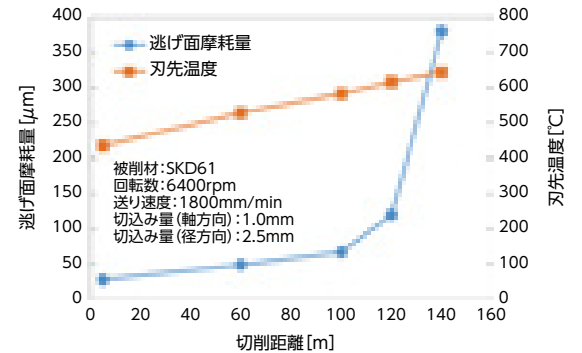


図8 刃先劣化と刃先温度
Fig.8 Tool wear and cutting point temperature

金属切削加工は、刃具が金属を押すと、金属内部でせん断力によるすべりが起き、金属をその母材から引き離すという現象を利用しているため、金属のせん断熱や摩擦熱が発生する。今回、刃先の劣化に伴い刃先の形状が変わることによってせん断角が変化し、加工時の温度が変わったと推定される(図9)。せん断角が変わることにより、温度以外にも切屑の厚みや母材から引き離される頻度が変わるため、切屑の数や飛び方、形が変わることも考えられる。熟練作業者の挙げた色以外の現象も、理論上起こり得るということが分かる。

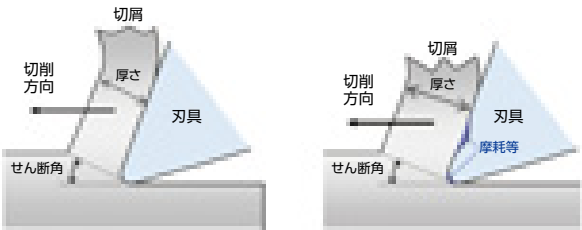


図9 刃先の劣化箇所と切削モデル
Fig.9 Tool deterioration point and cutting model

2.3 刃具異常予知システム構成

切屑を判定するシステムとしては、カメラとエッジデバイスとして判定用PCとし、判定結果は加工機の制御機器へ出力、学習モデルの作成はクラウド上で行う構成とした(図10)。加工室内に堆積した切屑や、回収された切屑を観測する方法も考えられたが、レスポンスや情報の劣化が懸念されるため、加工中に排出される切屑をそのまま観測することとした。

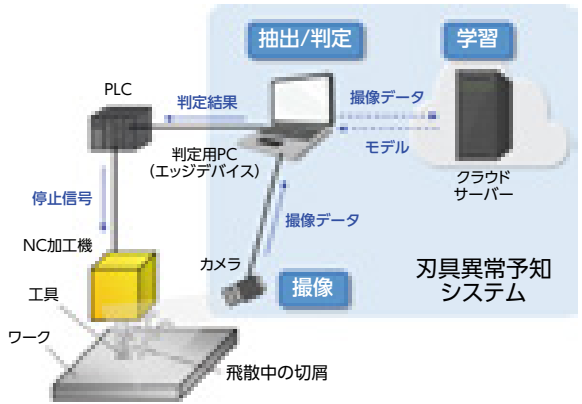


図10 システム構成
Fig.10 System configuration

2.4 切屑抽出のための撮像系

取得する画像は、見える化の観点から、人間でも判定可能な画質が望ましい。飛散する物体の撮像において、色情報を正確に取得するために、残像が少なく、明るく撮像可能なカメラを選定した。標準的な加工条件で排出される切屑の速度であれば、120fps相当のフレームレートを持つカメラであれば色の判定は可能であったが、拡張性を持たせるために440fpsのものを採用した(図11)。

静止時の切屑	飛散時の切屑		
	76fps	120fps	440fps
刃先が正常時の切屑(紫色)			
刃先が異常時の切屑(水色)			

図11 フレームレートと取得映像
Fig.11 Frame rate and captured video

2.5 切屑抽出と切屑判定

加工点を俯瞰した画像より、切屑一片を抽出する手法としディープラーニングによる物体検出を用いた。物体検出とは、入力された画像の中から、定められた物体を背景から区別して位置を特定する手法である(図12)。今回は、DNN(Deep Neural Network:深層ニューラルネットワーク)による物体検出モデルであるYOLOを採用した。YOLOは処理速度が速く、リアルタイム処理が可能である^{[2][3]}。刃具異常予知システムにおいては、ある程度のリアルタイム性が要求されることと、今後への展開性を考慮して、YOLOによる物体検出を採用した。

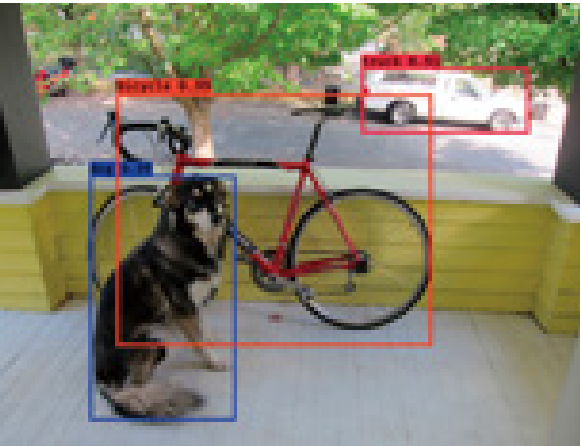


図12 物体検出の例^[2]
Fig.12 Object detection example

物体検出により切屑Aと切屑Bを区別して検出することも可能だが、検出及び判定精度を上げるために検出と判定は分けることにした。検出精度は、検出根拠となる特徴量がシンプルの方が精度を向上させることができる。区別して検出するためには切屑の大きさや形状に加えて色を特徴量として学習する必要があるため、学習がより複雑になり検出精度が低下しかねない。また、学習に必要な教師画像の量も増えてしまう。今回は教師画像として、加工点を俯瞰した静止画を200枚用意し、切屑が映った部分を矩形領域で囲って切屑を教え込む(アノテーション)作業は手動で実施した。

判定精度は物体検出により切屑部分を抽出することで、切屑以外の余分な情報が排除されるため、精度を高くできると考えた。判定手法として、物体検出により抽出した切屑の画像をさらにCNN(Convolutional Neural Network:畳み込みニューラルネットワーク)で判定させることと

した。CNNとは、DNNと同じディープラーニングのモデルの1つであり、画像認識で最もよく用いられている。CNNの特徴は、入力画像の特徴を維持したまま画像を縮小処理していることである。処理負荷が低く、多くの情報を処理でき、なおかつ判定精度もよい物体認識モデルである。今回、連続的に発生する切屑に対して都度判定を行うことから、多くの情報処理が必要となるため、CNNによる判定を採用した。また、切屑の色を見るのであれば、画像処理により色情報を抽出する手法でも判定できることを確認したが、色以外の要素への拡張性を考えてCNNによる判定を採用した。

2.6 刃具異常判定

切屑から刃具異常を判定するにあたり、切屑Bが出た＝刃具異常とすると、刃具異常の過判定が発生する。切屑は刃先の劣化以外の因子でのバラつきや、過渡期における切屑Aと切屑Bの混在、誤判定などが発生するため、それらを含めた刃具異常判定が行えるよう、一定数以上の切屑より切屑Bの混在率を算出し、判定要素として最終的な判断を行うシステムとした(図13)。

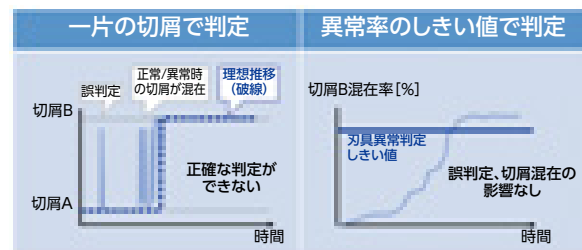


図13 異常判定方法
Fig.13 Method to judge abnormality

3 開発結果

加工点を俯瞰した映像より切屑を抽出している例を示す(図14)。抽出できた切屑の数は、100フレームあたり、切屑A発生時で260片、切屑B発生時で137片であった。切屑以外のものを抽出する誤抽出は0%であり、十分判定に使えると判断した。切屑B発生時に抽出数が減っているのは実際に飛散する切屑が少ないことが主原因である。

切屑一片毎に切屑A / Bの判定を行った結果、それぞれの状態における正答率は96%であった。刃具異常判定として切屑B混在率96%未満で閾値を設定すれば予知として使えることが分かった。実際に刃具異常として信号を出すタイミングや、予兆が出てからの反応速度については、混在率算

出のための切屑数や閾値で調整可能であるため、今後は対象設備に合わせて設定し、検証を進めていく。

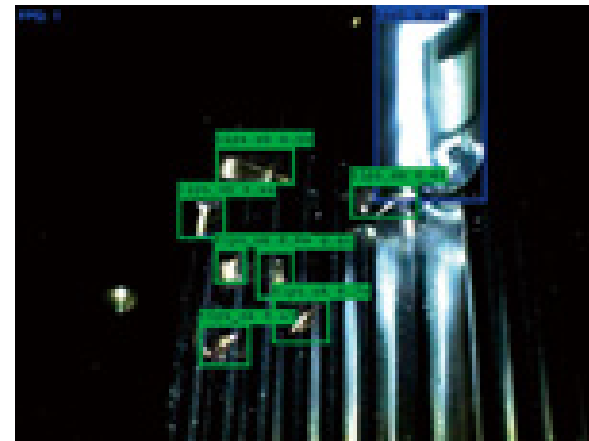


図14 切屑抽出結果
Fig.14 Result of detecting chips

4 まとめ

刃具異常の予知として、切屑を観測して判定するという熟練技能者の暗黙知を明確化した上で、AI技術を駆使して自動化できそうなことが分かってきた。今回は切屑の色に着目しているが、加工点を映像として取得し、判定することで、その他の加工現象をも予兆にできるのではないかと期待している。

次ステップでは号口ビックデータを取得しシステムの進化を考えているが、金型は複雑形状であるため、ここまでの開発からは想定外の特徴を持った切屑が排出されることも考えられる。その際には、熟練作業者はどうしていたのか、の基本に立ち返り、より強固なシステムを創りあげていきたい。

■ 参考文献

- [1]安田洋一 他、鉛快削鋼の研究(第2報)、大同特殊鋼技報「電気製鋼」第29巻6号(1958) pp.445-456
- [2]Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. on pages 2, arXiv: 1506.02640v5 [cs.CV] 9 May 2016
- [3]Ross Girshick, Jeff Donahue, Trevor Darrell, Jitendra Malik. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation. arXiv: 1311.2524v5 [cs.CV] 22 Oct 2014

■ 著者紹介 ■



開発の経緯と開発者の思い

刃具異常予知技術に対しては、近年のIoT技術の進化により、いよいよ実用化レベルになると期待していましたが、一時の盛り上がりで終わってしまうのではないかと感じたのは、IoTツールを頼ってばかりで、いかに活かすか、加工技術側からのアプローチが不足しているということです。

機械加工は様々な物理現象を発生させており、号口では各要素のバラつきもあるため、さらに複雑な現象になります。そのような難しい号口運用における加工技術一つとして、熟練技能者の暗黙知に理論的な裏付けや実証を加え、IoTツールをうまく活用することで課題を解決できるのではないかと取り組み始めました。切屑の視覚情報に限らず、加工点から発生し人間が感じることができる五感情報から刃具異常を予知するという手法は、加工点の見える化の一つの答えだとも考えています。

将来的には、より広範な工程に使用できるのではないかと期待していますが、まずは金型加工でのデータを重ね、より使いやすいシステムを構築していきたいと思っています。