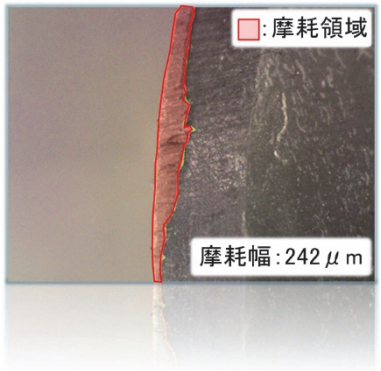
画像認識 AI を活用した工具摩耗自動検出・計測技術

Image-Recognition AI-Driven Automated Detection and Measurement of Tool Wear



坊野 匠[*1] Takumi Bono
岡井 大河[*2] Taiga Okai
濱崎 昌典[*3] Masafumi Hamasaki
木内 裕介[*4] Yusuke Kinouchi
ゲスタボ・レイドナー・デ・メロ・ローザ[*5] Gustavo Laydner de Melo Rosa

工具摩耗は，工具コスト及び加工品質を左右する機械加工プロセスの重要な指標である。しかし，量産加工において作業者が工具摩耗を逐次計測することは作業負荷が高く，継続的な摩耗データ取得は困難であった。本研究では，加工設備内に工具刃先を自動撮影する仕組みを構築し，取得した高精細画像に画像認識 AI を適用することで，摩耗領域を高精度に自動検出する技術を実現した。これにより，量産加工中でも任意の加工パス間で簡便に工具摩耗データを自動取得できるようになり，加工条件の最適化や品質保証プロセスの高度化が期待される。

1. はじめに

近年，製造業では品質保証の高度化や生産効率向上の要求が高まり，加工状態を定量的に把握するためのデータ活用が重要となっている。機械加工プロセスにおいて，工具摩耗は加工面粗さ・寸法精度の低下と強く関連するため，工具逃げ面の摩耗幅 VB を把握することは加工条件の最適化と品質安定化に直結する。また，最大摩耗幅 VBmax は工具寿命の限界指標として広く用いられており，VBmax を正確に把握することで最適な工具交換タイミングを判断でき，工具コスト低減につながる。

三菱重工業株式会社（以下，当社）では，VB と加工品質，VBmax と工具寿命の関係について一定の知見を有しているものの，量産加工環境において摩耗領域を高精度に計測することは，作業者の作業負荷の増大，判断のばらつきの観点から，継続的なデータ取得が困難であった。

このような背景のもと，当社は先進製造技術の世界的権威であるドイツ・アーヘンの Fraunhofer IPT と共同で，加工設備内で工具刃先を自動撮影し，取得した高精細画像に画像認識 AI を適用することで，摩耗領域を自動抽出する技術の開発に着手した。本技術により，量産加工中でも任意の加工パス間で簡便な工具摩耗データ自動取得が可能となり，加工条件最適化・品質保証プロセスの高度化・工具寿命管理の効率化に寄与できる。

本報では，工具刃先自動撮影システム，画像認識 AI モデルの構築，摩耗領域抽出精度の評価，及び量産加工への適用可能性について述べる。

*1 三菱重工業株式会社 総合研究所 オープンイノベーション推進室
*2 三菱重工業株式会社 総合研究所 ファクトリーイノベーションセンター
*3 三菱重工業株式会社 総合研究所 ファクトリーイノベーションセンター 次長 博士（工学）
*4 三菱重工業株式会社 総合研究所 制御システム研究部 主席チーム統括
*5 フラウンホーファー研究機構 生産技術研究所

2. 工具刃先の自動撮影システム

本研究では，加工設備内で工具刃先を高精度に撮像するため，図 1 に示す工具刃先自動撮影システムを構築した。本システムは，工具刃先を拡大観察するための顕微鏡，照明装置，撮影ユニットを保護するハウジングで構成されている。また，撮影時に工具刃先へ付着したクーラント（切削水）を除去するためのエアジェットノズルを併設した。これらの要素技術を一体化することで，量産加工環境においても安定した高精細画像を取得できる撮影システムを実現した。

撮影ユニットの設置位置は，加工中の切粉排出やクーラント流れの影響を受けない点，機械構造と干渉しない点，曲面形状の工具刃先を適切な角度から撮影できる点を考慮して，加工設備のターンテーブル側面とした。これにより，加工パス間に撮影プログラムを実行することで，任意のタイミングで工具刃先画像を取得することが可能であり，加工条件の変更や工具交換後の状態確認にも柔軟に対応できる。

撮影プロセスは，加工領域端部での工具清掃（エアブロー及び工具回転）と，各刃先ごとの撮影から構成される。工具清掃は約 40 秒で完了し，刃先に付着したクーラントや切粉を除去することで，撮影画像のばらつきを抑制し，画像認識 AI に適した高精細画像の取得が可能となる。撮影は 1 枚あたり約 10 秒で完了し，加工進行に伴う摩耗領域の変化を自動取得できる。

量産加工環境での適用に向けては，湿式加工環境における撮影ユニットの保護や，工具清掃時間のさらなる短縮が必要となる。特に湿式環境では，クーラントの飛散やミストによる光学系の汚染が課題となるため，ハウジングの密閉性向上や光学窓の保護機構が重要となる。また，清掃時間の短縮は撮影サイクルの効率化に直結するため，エアジェットノズルの配置最適化や清掃プログラムの改善が求められる。

画像認識 AI に用いる画像データを取得するため，表 1 に示す条件での切削試験を実施し，図 2 に示すように合計 490 枚の工具刃先画像を取得した。使用した工具は一般的なコーティング付き超硬ソリッドボールエンドミルであり，単純円筒形状及びブリスク模擬形状を加工した。工具交換後も画像品質のばらつきは小さく，安定した高精細画像を取得できることを確認した。これにより，画像認識 AI モデルのトレーニング・検証・評価に必要な画像データを十分に確保することができた。

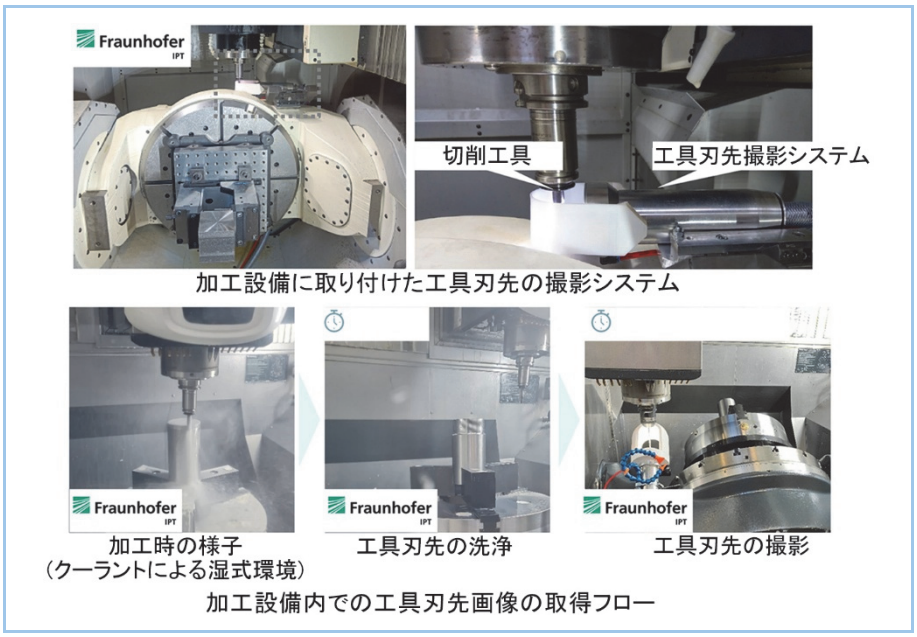


図1　工具刃先自動撮影システムと撮影フロー

表1 切削条件

Item	Parameter	Value
Tool	Type	Solid ball end mill Dia. 12mm
	Rotation	7 600 rpm
	Feed rate	1 080 mm/min
	Tilt angle	5°
	Ap	1.5 mm
	Ae	1.0 mm
Work piece	Material	17-4 PH (X5CrNiCuNb16-4)
	Heat treatment	1 020°C/1H + 552°C/4H
	Shape	Cylinder / Blisk demo

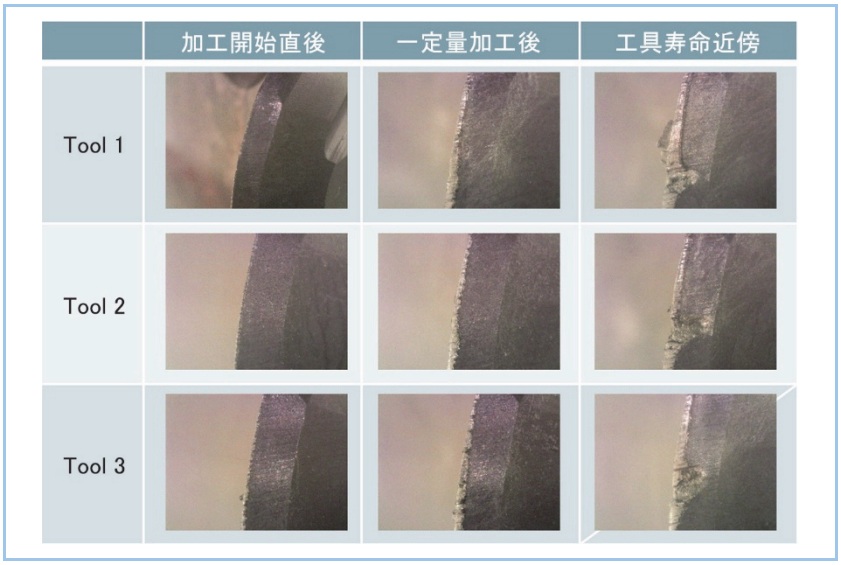


図2 取得した工具刃先画像の代表例

3. 画像認識 AI を用いた刃先画像の摩耗領域抽出

本章では，第 2 章で取得した工具刃先画像を用いて，逃げ面摩耗領域を抽出する画像認識 AI モデルの構築について述べる。摩耗領域の抽出は，工具摩耗量の定量化に向けた基盤技術であり，摩耗領域の境界を高精度に推定することが，後述する最大摩耗幅 VBmax の算出精度に直結する。本研究では，摩耗領域の教師データ作成，前処理，モデル学習，未知データに対する推論，そして摩耗領域の推定精度評価（IoU：Intersection over Union）を実施した。

3.1 摩耗領域の定義と VBmax の計測方法

本研究で対象とする摩耗は，図 2 で示した工具逃げ面に発生する摩耗である。逃げ面摩耗は切削時に工具と加工面が接触する領域に発生し，摩耗幅 VB 及び最大摩耗幅 VBmax が一般的な評価指標として用いられる。VBmax は摩耗領域の最大幅を示す指標であり，工具寿命評価において重要な役割を果たす。VBmax の実測値は，新品工具の刃先画像を基準として，マイクロスコープ上で直接計測した。

3.2 摩耗領域アノテーション（Ground truth 作成）

画像認識 AI モデルのトレーニングには，摩耗領域の正解ラベル（Ground truth）が必要となる。本研究では，取得した刃先画像に対して，図 3 に示すように工具逃げ面に形成される摩耗領域の境界を人手でトレースする方法によりアノテーションを実施した。具体的には，刃先の逃げ面側に現れる摩耗による明度変化や境界の形状を手がかりに，摩耗部分の輪郭線を画像上で描画し，これを教師データとして用いた。

教師データの作成に用いた画像は，切削試験により取得した合計 490 枚である。これらの画像を，画像認識 AI モデルの構築に向けて，表 2 に示すようにトレーニング用 392 枚（80%），モデル

評価用 49 枚(10%)，及び未知データに対する推論性能を確認するためのモデル精度の検証用 49 枚(10%)に分割した。これにより，モデルのトレーニング，ハイパーパラメータ調整，そして未知データに対する摩耗領域抽出性能の精度評価を適切に行える構成とした。使用した工具は一般的なコーティング超硬ボールエンドミルであり，円筒形状及び産業用途に近いブリスクデモ形状を加工した際の刃先画像を含む。これにより，摩耗の進行度や加工条件の違いに応じた多様な摩耗形態を含むデータセットを構築できた。

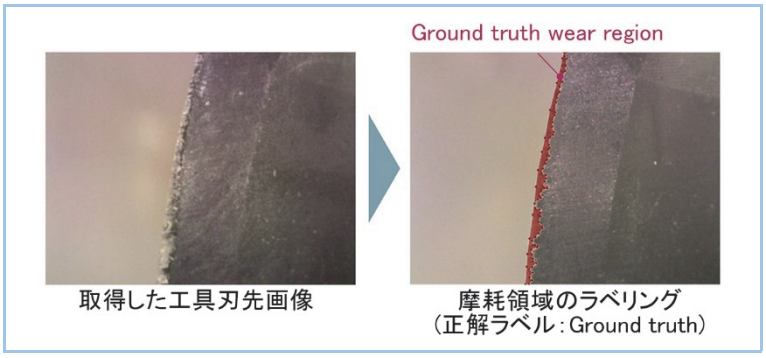


図3　工具摩耗領域のアノテーション

表2　撮影した工具刃先画像枚数と分類

	学習	検証	評価
割合	80%	10%	10%
画像数	392	49	49

3.3　画像認識 AI モデルのトレーニングフロー

図 4 に示すように，画像認識 AI モデルには，画像セグメンテーションで広く用いられる U-Net 系の改良モデルである U-Net++を採用した。U-Net++は，スキップ接続を階層的に再設計することで特徴抽出能力を高めた構造を持ち，刃先画像のように局所的な境界形状を含む領域抽出に適している。最適化手法には Adam(Adaptive Moment Estimation)を用いた。Adam は確率的勾配降下法(SGD)を拡張した手法であり，勾配の一次・二次モーメントを推定しながら学習率を自動調整することで，収束性と安定性を両立し，摩耗領域の境界形状を精度良く学習できる。

トレーニングには，全 490 枚のうち 392 枚(80%)を使用した。モデルは，これらの画像に付与された摩耗領域の教師データ(Ground truth)を学習し，摩耗領域を抽出するためのパラメータを更新する。トレーニング過程では，49 枚(10%)の評価用画像(Validation)を用いて推定精度を確認し，過学習の抑制とハイパーパラメータの調整を行った。

モデルの学習では，トレーニングと評価を繰り返すことでモデルの精度を向上させた。具体的には，トレーニング用画像でモデルのパラメータを更新し，評価用画像に対して推定結果と教師データの差異を確認するサイクルを継続的に実施した。摩耗領域の抽出結果が十分に安定した段階で学習を終了した。

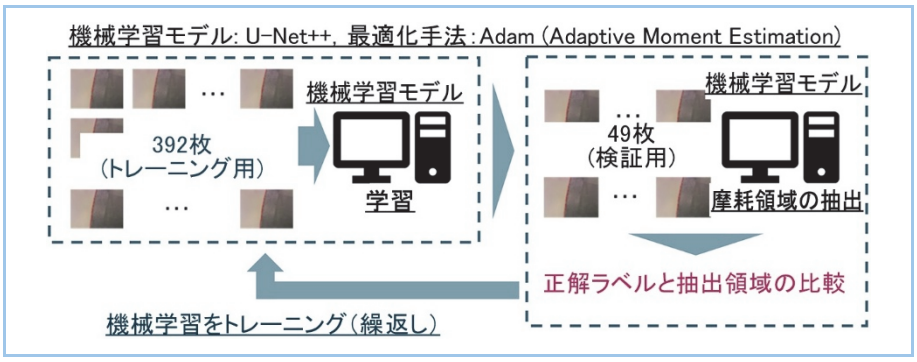


図4　機械学習モデルのトレーニングフロー

3.4 未知データに対する摩耗領域抽出（画像認識 AI による推定）

学習済みの画像認識 AI モデルを用いて，トレーニング時には使用していない評価用画像（49 枚）に対して摩耗領域の抽出を行い，モデルの推定精度を評価した。図 5 に示すように，評価には，画像判別で一般的に用いられる IoU（Intersection over Union）を指標として採用した。IoU は，推定領域と教師データ（Ground truth）の重なり度合いを示す指標である。

学習済みモデルによる摩耗領域抽出を行った結果，IoU は 0.845 となり，摩耗領域の形状を精度高く抽出できていることを確認した。また，摩耗幅が 150 μm 以上の領域では，より高い推定精度が得られ，0.92 となった。一般に IoU が 0.9 を超える場合，非常に高い精度であると評価される。

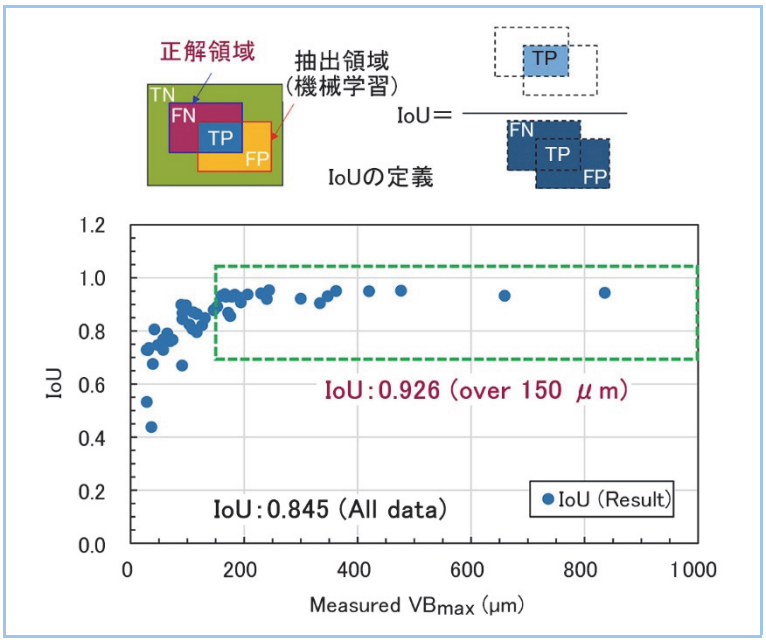


図5 機械学習モデルによる摩耗領域抽出精度

4. 画像認識 AI を用いた刃先画像の摩耗領域抽出

本章では，開発した工具摩耗領域自動判別システムの性能を評価するため，図 6 に示すように教師データと推定データの摩耗領域から算出した最大逃げ面摩耗幅 VBmax を比較した。その結果，推定データ全 49 データに対する平均誤差は 5.3%であった。また，VBmax が 150 μm 以上の摩耗領域では，平均誤差は 3.0%となった。これらの結果より，開発した摩耗領域自動抽出モデルは，摩耗幅 VBmax を高精度に推定できることが確認された。

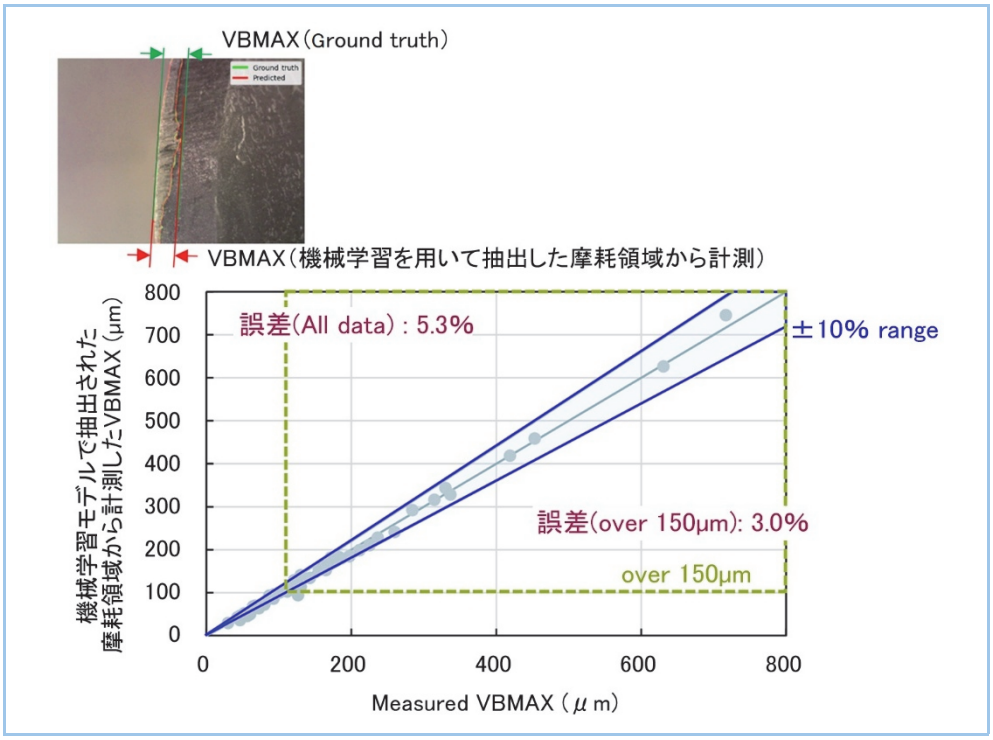


図6 機械学習モデルで予測した摩耗領域から算出した摩耗幅の予測精度

5. まとめと今後の展開

本研究では，工具刃先画像を用いて摩耗領域を自動抽出し，最大逃げ面摩耗幅 VBmax を高精度に推定する技術を開発した。学習済みモデルによる摩耗領域の抽出精度は IoU 0.845，摩耗幅 150 μm 以上では 0.92 を示し，VBmax の推定誤差は平均 5.3%，150 μm 以上では 3.0%と高い精度が得られた。これにより，工具摩耗の自動計測が十分に実用可能であることを確認した。本技術が実現した背景には，以下のブレークスルーがある。

- ✓ 湿式加工環境で高精細画像を安定取得できる撮影システムの構築
- ✓ U-Net++による摩耗境界抽出精度の向上
- ✓ 多様な摩耗形態を含む高品質データセットの整備

今後，製造現場への適用に向けて，以下の点についてさらなる開発を進める。

- ✓ Ground truth 作成の効率化…少量の教師データでも高精度なモデルを構築できるよう，アノテーション負荷を低減する仕組みが求められる。
- ✓ 機外での摩耗計測への対応…工作機械内への設置が困難な場合に備え，機外で工具摩耗を自動計測できる“工具摩耗検出ステーション”の構築が有効である。
- ✓ 多様な工具種への対応…工具種ごとに個別モデルを構築するか，単一モデルで複数工具種を扱うかについて検討し，現場の運用に適したモデル体系を整備する必要がある。

以上より，本研究で開発した摩耗領域自動抽出技術は，工具状態監視の自動化に向けた基盤技術として有用であり，製造現場への適用に向けてさらなる発展が期待される。

最後に，本研究は，ドイツ・アーヘンの Fraunhofer IPT との共同研究により実施したものであり，同研究所が保有する先進的な加工計測技術及びデータ解析技術を活用することで，非常に充実した技術検討を行うことができました。ここに，共同研究にご協力いただいた Fraunhofer IPT の関係者各位に深く感謝の意を表します。