統計的因果推論に基づく小径ダイヤモンドコーティングドリルの折損予測法の開発

古木　辰也

小径ダイヤモンドコーティングドリルによるアルミナセラミックスの精密穴あけ加工では，逃げ面摩耗や切りくずの目詰りなど複数の損傷因子が複合的に進行し，突発的な工具折損を招く．本研究では，機上で取得したドリル画像から工具状態量を抽出し，ドリル折損予測に向けて，統計的因果推論と機械学習による工具状態の評価手法を開発している．本年度は，工具状態量と，工具折損の要因となるスラスト力との関係を，ベイジアンネットワークを用いた因果構造探索により調べた．その結果，定常摩耗領域ではコーナ曲率半径のみがスラスト力に直接結合する一方，寿命末期領域では摩耗幅，摩耗面積，先端曲率半径および先端変曲点数がスラスト力に直接結合する構造が得られた．この結果に基づき，工具状態ごとに異なる特徴量を用いる推定器を存在確率で重み付けする混合アンサンブルモデルを構築したところ，学習データに対して決定係数 0.944，同一工具内の交差検証で平均決定係数 0.684 が得られ，寿命末期におけるスラスト力の上昇傾向をおおむね捉えられることを確認した．

１．はじめに

近年，世界的な半導体製品の需要拡大に伴い，半導体製造装置市場は今後も持続的な成長が見込まれており，国内でも半導体サプライチェーンの強化や製造装置の高度化に向けた取り組みが進められている．これらの製造装置に用いられるアルミナセラミックス部品には，サブミリ径の精密な穴あけ加工を必要とするものがあり，加工中の不具合を事前に評価・予測する技術が求められている[1]．高硬度かつ脆性な難削材に対する小径ダイヤモンドコーティングドリル加工では，工具剛性が低いことに加え，微小な送り量に対して刃先丸みや被膜の粒子凹凸が相対的に大きいため，切削作用よりも擦過・研削作用が支配的な厳しい加工条件となる[2]．そのため，逃げ面摩耗や切りくずの目詰りが同時に進行して突発的な工具折損が生じやすく，設備の停止や高価な被削材の廃棄によって生産コストが増加する[3]．製造現場では経験に基づいて一定の加工数ごとに工具を交換しているが，早めの交換は工具費の増加を招くうえ，工具の着脱にともなう主軸の熱変位によって加工精度が低下する．また，切削動力計などのセンサは信号の減衰や空間的制約，導入コストの観点から量産現場への導入が難しい[4]．そのため，既存の設備に後付けでき，力センサを用いずに折損を予知できる，機上撮像による低コストな手法が望まれている[5]．

本研究課題では，工作機械搭載型撮像装置で取得したドリル画像から工具状態を定量化し，統計的因果推論に基づいてドリル折損を予測する手法の開発を目指している．昨年度は，ドリル底面の切りくず目詰り状態をサポートベクターマシン（SVM）により判別・定量化する手法を開発し，輝度の累積分布関数（CDFL）および勾配方向ヒストグラム（HoG）が，摩耗やコーティング状態の影響を受けにくい特徴量であることを示した[6]．本年度は，この目詰り確信度を含む複数の工具状態量と，工具の送り方向に作用するスラスト力との関係に着目した．スラスト力は，剛性の低い小径工具では摩耗の進行や目詰りの影響を強く受け，工具折損の要因となる物理量である．具体的には，

(1) 折損に至らなかったドリルと折損したドリルのそれぞれについて，工具状態量とスラスト力の因果構造をベイジアンネットワークにより探索し，工具状態の変化にともなう支配因子の違いを調べた．また，(2) 得られた因果構造に基づき，工具状態ごとに異なる特徴量を用いる推定器を重み付けして統合する混合アンサンブルモデルを構築し，スラスト力の推定精度を調べた．

２．工作機械搭載型撮像装置と工具状態量の抽出

2.1　オンマシン撮像装置

本研究では，図 1 に示すオンマシン撮像装置を用いて工具を撮像した．本装置は，背面照明で工具の外形を投影して撮像する光学系と，直角ミラーを介して環状照明上部の工具底面を撮像する光学系からなり，長さ 455 mm，奥行き 80 mm，高さ 179.5 mm の筐体に収められている．この構成により，工具表面での反射の影響を抑え，摩耗や欠損の状態を機上で安定して撮像できる．図 2 に取得画像の例を示す．側面投影画像（図 2(a)）からは工具先端の形状変化を，底面画像（図 2(b)）からは目詰りや逃げ面摩耗などの底面の損傷を観察できる．

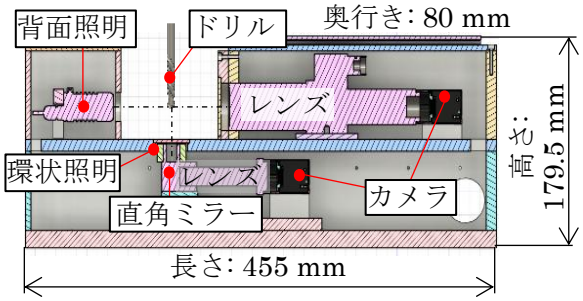
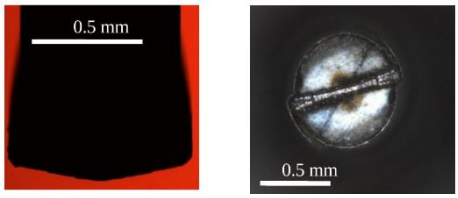


図 1 オンマシン工具撮像装置



(a) 側面投影画像　(b) 底面画像
図 2 取得したドリル画像

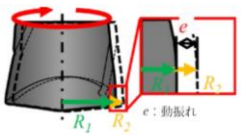
2.2　工具状態量の抽出

昨年度までの研究成果[6]に基づき，これらの画像から工具折損と関係の深い幾何学的特徴量を抽出した．図 3 は工具底面画像から抽出される特徴量を示す．図 3(a)の摩耗幅は刃先エッジの初期輪郭からの最大後退量であり，図 3(b)の摩耗面積は正常刃先との差分・二値化処理により，被膜剥離などで超硬地金が露出した総面積である．また，図 3(c)からはアルミナ粒子の白色凝着（目詰り）領域が検出され，昨年度開発した輝度の累積分布関数（CDFL）に基づく判別器により，目詰りの発生確率を 0.0 から 1.0 の範囲で定量化した目詰り確信度を特徴量として用いる．一方，図 4 は工具の輪郭および動的挙動から抽出される特徴量を示す．図 4(a)のコーナ曲率半径は刃先最外周の微小な丸みを円弧近似した半径であり，図 4(b)の先端曲率半径は刃先全体の丸みを円近似で


(a) 摩耗幅　(b) 摩耗面積　(c) 目詰り面積
図 3　底面画像から抽出する特徴量



(a) コーナ曲率半径　(b) 先端曲率半径　(c) 先端変曲点数



(d) 動振れ
図 4　側面画像から抽出する特徴量

評価した半径である．角度指標ではなく曲率半径を用いるのは，折損の原因となる先端および外周コーナ部の微小な丸みの変化や初期のチッピングを，より感度よく定量化できるためである．また，図 4(c)の先端変曲点数は刃先輪郭の幾何学的な凹凸の数から微小欠損を捉える指標であり，図 4(d)の動振れは主軸回転中におけるエッジ位置の最大変動幅である．抽出したこれら 7 つの特徴量と加工中のスラスト力データを加工穴ごとに統合し，各加工時点のスラスト力と工具の損傷状態を対応付けたデータセットを作成した．

３．工具状態量とスラスト力の因果構造探索

3.1　定常摩耗領域における因果構造

工具の定常摩耗領域における工具状態量とスラスト力の関係を明らかにするため，加工実験において折損に至らなかったドリルのデータ（N=132）を用いて構造探索を行った．各特徴量は四分位点に基づく等頻度離散化により原則 4 段階に分割し，ベイズ情報量基準（BIC）を評価関数とする山登り法により構造を探索した [7]．さらに，500 回のブートストラップ法によりエッジの存在確率を算出し，得られた構造の信頼性を評価した．得られた定常摩耗領域の因果構造を図 5 に示す（図中の数値はエッジの採択頻度）．また，工具状態量とスラスト力の非線形な単調関係を評価するため，スピアマンの順位相関係数を算出した結果を表 1 に示す．表 1 には，次節で述べる折損に至ったドリルの解析結果もあわせて示している．定常摩耗領域では，先端曲率半径が−0.447，コーナ曲率半径が 0.365，摩耗幅が 0.318 の順でスラスト力との相関を示した．しかし，条件付き独立性を考慮した図 5 の探索結果では，スラスト力に直接結合する因子は採択頻度 92.6%のコーナ曲率半径のみであり，表 1 で最も相関の大きかった先端曲率半径については，コーナ曲率半径を考慮するとスラスト力との直接の結合は確認されなかった．これは，工具輪郭が維持されている定常状態では中心先端部の押し潰し抵抗が加工初期に飽和して変化しにくい [8]のに対し，負荷が集中する切れ刃コーナ部では被膜の粒子脱落や局所的剥離，被削材の凝着による微視的な幾何変化が進行しやすいためと考えられる．したがって，定常摩耗領域ではコーナ曲率半径の微小な変化がスラスト力の上昇を捉える有効な指標になると考えられる．

表 1　工具状態量とスラスト力のスピアマン順位相関係数

特徴量	定常摩耗領域	寿命末期領域
摩耗幅	+0.318	+0.624
摩耗面積	+0.240	−0.558
コーナ曲率半径	+0.365	+0.383
先端曲率半径	−0.447	+0.341
先端変曲点数	−0.001	+0.227
動振れ	−0.232	+0.150
目詰り確信度	−0.261	+0.131

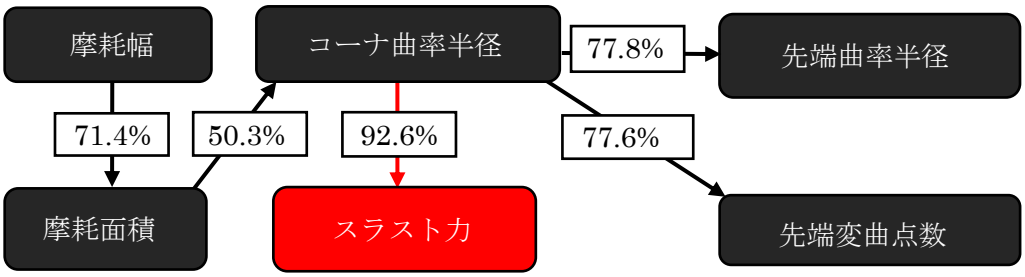


図 5　定常摩耗領域における因果構造

3.2　摩耗進展に伴う因果構造の遷移

寿命末期領域におけるスラスト力の変動要因を調べるため，折損に至った工具のデータ（N=28）を用いて因果構造探索を行った．探索には，BDeu（Bayesian Dirichlet likelihood equivalence）スコアを評価関数とする山登り法を用い，3.1 節と同様にブートストラップ法でエッジの採択頻度を求めた．サンプル数が少ないため，各特徴量の離散化の階層数を L27 直交表に割り付けて条件を変えながら試行的に探索を行い，その中から主要因子のスラスト力への結合確率が高くなる条件を選んだ．

本条件で学習した寿命末期領域の因果構造（図 6）を定常摩耗領域の因果構造（図 5）と比較すると，スラスト力に直接結合する特徴量が異なっている．図 6 では，スラスト力に直接結合する特徴量として，摩耗幅，摩耗面積，先端曲率半径および先端変曲点数の 4 指標が抽出された．表 1 の相関係数の推移をみると，寿命末期領域では摩耗幅の相関が+0.318 から+0.624 へ増加する一方，摩耗面積は+0.240 から−0.558 へと負の相関に反転している．これらの相関の変化は，切れ刃の局所的な脱落をともなうチッピングが生じている可能性を示している [9]．また，先端変曲点数が+0.227 の正の相関に転じ，先端曲率半径も負から正へ反転していることから，寿命末期では切れ刃全体におよぶ大きな形状変化が生じている可能性がある．このような因果構造の変化は，折損の兆候を検出するための指標の選定に活用でき，次章の推定モデルもこの結果に基づいて設計した．ただし，寿命末期の解析は 1 本のドリルの連続した 28 穴分のデータによる試行的なものであり，評価関数（BIC と BDeu）や離散化条件の違いを含め，図 6 の結果の信頼性についてはデータを追加して確認する必要がある．

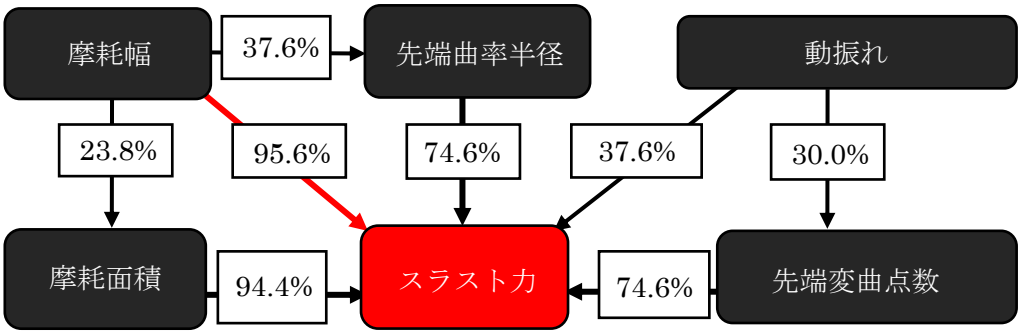


図 6　寿命末期領域における因果構造

4．スラスト力推定モデルの構築

4.1　混合アンサンブルモデル

前章の因果構造探索の結果に基づき，工具状態量からスラスト力を推定する混合アンサンブルモデルを構築した [10]．本モデルは，定常摩耗領域（クラス 0）と寿命末期領域（クラス 1）を識別するゲートモデルにロジスティック回帰を用い，各状態の存在確率 π_0 および π_1 を決定する．両者の和は 1 であるため，式 1 の関係が成り立つ．

$$\pi_0 = 1 - \pi_1 \tag{1}$$

ゲートモデルは，折損に至らなかったドリルのデータをクラス 0，折損に至ったドリルのデータをクラス 1 として学習し，その入力には摩耗面積 A_w とコーナ曲率半径 R_c の 2 変数を用いた．定常摩

耗領域を担う Expert 0 にはベイズ線形回帰を適用し，推定値 μ_0 を出力する．Expert 0 の入力には，定常摩耗領域でスラスト力に直接結合した唯一の因子であるコーナ曲率半径 R_c を用いる．これに対し，寿命末期を担う Expert 1 にはサポートベクトル回帰を適用し，推定値 μ_1 を出力する．Expert 1 の入力には，寿命末期領域でスラスト力に直接結合した摩耗幅 ω_f，摩耗面積 A_w，先端曲率半径 R_t および先端変曲点数 N_p の 4 指標からなる式 2 の特徴量ベクトル x_{exp1} を用いる．

$$x_{exp1} = [\omega_f, A_w, R_t, N_p]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

各入力変数は標準化して用いた．最終的なスラスト力の推定値 $\hat{y}$ は，閾値による切り替えを行わず，各状態の存在確率を重みとした式 3 の加重和により求める．

$$\hat{y} = \pi_0 \mu_0 + \pi_1 \mu_1 \tag{3}$$

これにより，定常摩耗領域では主に Expert 0 の推定値が用いられ，寿命末期の特徴を示すデータほど Expert 1 の出力 μ_1 の比重が大きくなる．

4.2　スラスト力の推定結果および考察

構築したモデルによる学習データに対する推定結果を図 7 に示す．学習に用いた工具のデータをそのまま入力した場合，決定係数 R^2=0.944，平均絶対誤差 MAE=1.53 N であった．次に，汎化性能の目安を得るため，同一工具のデータを用いた交差検証を行った．この検証では，全 28 穴を 7 穴ずつの 4 区間に等分割し，各区間内の偶数系列と奇数系列を学習用と評価用に分け，その組合せを入れ替えた全 16 通りについて推定を行った．評価はゲートモデルと Expert 0 を含むモデル全体で行い，標準化の平均と標準偏差は各組合せの学習用データのみから求めた．結果の統計量を表 2 に示す．16 通りの決定係数の平均は 0.684（標準偏差 0.263），MAE の平均は 4.18 N であり，データの組合せによっては推定値と実測値の差が大きくなる場合があった．精度が低下した要因として，ゲートモデルが摩耗面積 A_w とコーナ曲率半径 R_c の変化に基づいて Expert 0 から Expert 1 へ切り替わる際，その時期が実際の摩耗状態の変化とずれることが考えられる．一方で，交差検証でも寿命末期におけるスラスト力の上昇傾向はおおむね捉えられていたが，同一工具内での検証であるため，別の工具での確認が必要である．

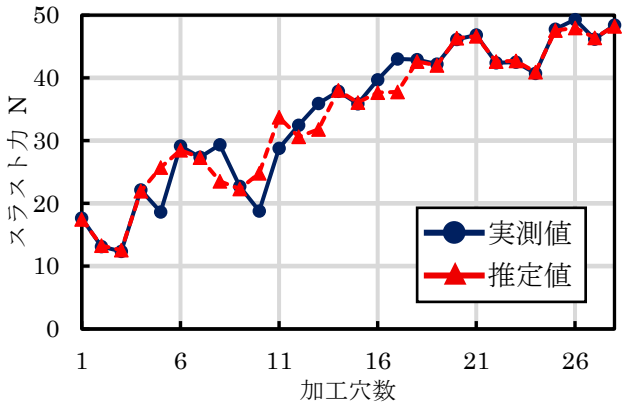


図 7　学習データにおける
スラスト力の推定値と実測値の比較

表 2　同一工具内の交差検証による
推定性能

評価指標	平均	標準偏差
決定係数 R^2	0.684	0.263
MAE	4.18 N	1.11 N
RMSE	5.69 N	2.20 N

５．おわりに

オンマシン撮像画像から抽出した工具状態量に基づくスラスト力推定手法を開発した．ベイジアンネットワークによる因果構造探索の結果，定常摩耗領域ではコーナ曲率半径のみがスラスト力に直接結合するのに対し，寿命末期領域では摩耗幅，摩耗面積，先端曲率半径および先端変曲点数が直接結合し，工具状態の変化にともなって支配因子が入れ替わる可能性が示された．この因果構造に基づいて構築した混合アンサンブルモデルにより，学習データに対して R^2=0.944，同一工具内の交差検証で平均 R^2=0.684 を得た．今後は，折損工具のデータを追加して寿命末期の因果構造の再現性を確認するとともに，ゲートモデルの改良と予測確率の校正を進め，本モデルと昨年度開発した目詰り確信度を統合した折損確率の予測システムを構築する．

参考文献

1) Tamura S, Matsumura T (2024) Cutting process in non-step drilling of deep hole with tool wear progress. J Adv Mech Des Syst 18: JAMDSM0045.
2) Hayasaki H, et al. (2005) Small-diameter hole drilling of sintered ceramics using diamond-coated drills for hard and brittle materials. Proceedings of the JSPE Autumn Conference 2005: 1265-1266 (in Japanese).
3) Egashira K (2001) Cutting of hard and brittle materials with micro tools. J Japan Soc Precis Eng 67: 157-161.
4) Omiya T, et al. (1985) In-process detection of drill breakage by acoustic emission. Trans Japan Soc Mech Eng 51: 3322-3329.
5) Zhang X, et al. (2023) Study on In-Situ Tool Wear Detection during Micro End Milling Based on Machine Vision. Micromachines 14: 100.
6) Furuki T, Nishigaki K, Suda T, Suzuki H (2025) Robust estimation of chip clogging with supervised learning using tool surface image. CIRP Annals 74(1): 453-457.
7) Heckerman D, Geiger D, Chickering DM (1995) Learning Bayesian networks: The combination of knowledge and statistical data. Machine Learning 20: 197-243.
8) Okubo O, Inasaki I, Aoyama T, Shimizu T (1985) Study on clarification of cause of micro-drills breakage and its prediction. Trans Japan Soc Mech Eng 51: 2929-2937 (in Japanese).
9) Thangaraj A, Wright PK (1988) Drill wear sensing and failure prediction for untended machining. Robot Comput Integr Manuf 4: 429-435.
10) Jacobs RA, et al. (1991) Adaptive Mixtures of Local Experts. Neural Comput 3: 79-87.