日本機械学会論文集 Transactions of the JSME (in Japanese)

ボールエンドミルの突き出し長さに応じた切削条件補正システムの開発

児玉 紘幸*1, 守屋 祐輝*2, 盛元 達雄*2, 大橋 一仁*1

Development of a guideline proposal system for correcting cutting conditions based on the overhang length of ball end-mills

Hiroyuki KODAMA^{*1}, Yuki MORIYA^{*2}, Tatsuo MORIMOTO^{*2} and Kazuhito OHASHI^{*1}

*1 Faculty of Environmental, Life, Natural Science and Technology, Okayama University

3-1-1, Tsushima-naka, Kita-ward, Okayama-shi, Okayama, 700-8530, Japan

*2 Graduate school of Environmental, Life, Natural Science and Technology, Okayama University

3-1-1, Tsushima-naka, Kita-ward, Okayama-shi, Okayama, 700-8530, Japan

Received: 14 May 2024; Revised: 9 January 2025; Accepted: 13 May 2025

Abstract

In the field of die and mold machining, determining appropriate cutting conditions is crucial. Factors such as tool geometry, machining path, work material characteristics, machining efficiency, and finishing accuracy must be taken into consideration. However, the current method of determining cutting conditions relies heavily on the intuition and experience of skilled engineers, and there is a need for a system to replace such knowledge. One of the critical factors affecting machining accuracy and efficiency is the tool overhang length, which is directly related to tool geometry. Unfortunately, there is no clear guideline for its determination. In a previous study, researchers developed a system to quickly derive cutting conditions using a data mining method and Random Forest Regression (RFR) applied to a tool catalog database. In this study, we constructed a new cutting condition compensation system based on the existing model, which accounts for the tool overhang length. The results of cutting experiments under high aspect ratio overhang lengths confirm that the correction coefficients proposed by the system are significant.

Keywords : Data mining, Cutting conditions, Machine learning, Random Forest Regression, Ball end-mill, Tool overhang length



金型などに代表される工業製品は、CAD (Computer aided design) によって寸法形状が設計され、CAM (Computer aided manufacturing) によって所望の寸法形状を創生するまでの工具パスが NC (Numerical control) プログラムとして出力される. これらの工程のなかで、CAD/CAM システムは非熟練技能者でも扱えるよう機能が充実しており、一定の知見があれば比較的容易に実行される. しかしながら、切削条件 (例えば、軸方向切込み量 *ap* [mm], 径方向切込み量 *ae* [mm], 切削速度 *Vc* [m/min], 一刃あたりの送り量 *fz* [mm/tooth]などの運動学的な情報)の決定は熟練技能者の勘や経験といった暗黙的知見に依存している. 金型加工においては工程設計を考慮した場合,切削条件設定の傾向は大別して「粗加工」および「仕上げ加工」において異なる. 例えば粗加工では工具寿命を長く保ちつつ加工時間を優先し、仕上げ加工では加工時間よりも加工寸法精度・加工面品質を優先した条件設定が一般的であるが、それぞれの目的を本質的に満たした切削条件の決定は熟練技能者にとっても困難である. さらに暗黙知的知見は体系化されていることが少ないため、経験の浅い非熟練技能者に対して、効果的に継承する手段やプロセスが明らかになっていない(郡司他, 2020).

[DOI: 10.1299/transjsme.24-00128]



No.24-00128 [DOI:10.1299/transjsme.24-00128], J-STAGE Advance Publication date : 23 May, 2025

^{*1} 正員, 岡山大学 学術研究院環境生命自然科学学域 (〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中3丁目1-1)

^{*2} 岡山大学 大学院環境生命自然科学研究科

E-mail of corresponding author: h-kodama@okayama-u.ac.jp

現場の多くの技能者は、切削工具カタログに記載されている推奨切削条件表をもとに加工条件設定を行うこと が多い. そのためカタログは工具メーカの工具に対する膨大な知識を集めた加工技術に関する大規模なデータベ ースであると考えられる. そのようなデータベースを単に参照データとして用いるのではなく、熟練技能者の有 する暗黙知的な切削条件に関する知識が集約された情報源として扱うことで、切削条件決定に有意な知見を抽出 していくことが可能であると考える.

切削条件の最適化については古くから研究が行われており(人見他, 1971),過去の研究では有限要素法による 切削シミュレータを用いた物理的アプローチ(薦田他, 2021)や、回帰分析やニューラルネットワーク、ファジ イ理論などを用いた統計学的なアプローチ(Indrajit, et al., 2013)による議論がされている. しかしながら前者の 切削シミュレータを用いた切削条件の導出は膨大な計算時間(江渡他, 2023)と HPC (High Performance Computing) が必要(Mana, et al., 2013)であり、切削加工を行う工場ごとにそのような機能を充実させることは困難であり、 切削条件の導出に時間を必要とする.また技術の発達によってエンドミルは用途ごとに多品種化しており、それ らすべてに対応する切削シミュレータの開発は容易ではない.後者の統計学的アプローチでは計算時間は前者ほ ど必要ないが、加工実験から取得した表面性状や工具摩耗より作成するデータベースをもとに切削条件の導出を 行うため,莫大な実験によってデータベースを作成する必要があり,多種多様なエンドミルに対応することは困 難である。そのような背景から、著者らは非熟練技能者による切削条件の決定を支援する手段として、工具カタ ログデータベースを基に切削速度を予測するモデルを、集積された大規模データから科学的に価値のある新しい 知識やパターン、関係性を抽出できるデータマイニング手法により構築し、加工実験によりモデルの有用性を検 証してきた(佐久間他, 2019). さらにボールエンドミル工具カタログデータに注目し、それらの中の量的変数に 対してクラスタリングを中心としたデータマイニング手法と機械学習手法を適用する工具カタログマイニングを 提案し(盛元他, 2023),カタログ推奨条件と比較して高能率かつ高精度な切削条件の導出や検証実験結果をデー タベースに反映させたフィードバック効果を確認してきた. 一方で, カタログに記載されている推奨切削条件は 最小の工具突き出し長さを想定した試験的な加工実験によって獲得された場合が多く、加工形状やホルダサイズ などの制約により、工具突き出し長さを大きくしなければならない環境においてそのまま推奨切削条件が使用で きるとは限らない. そのため技能者が重要視する工具突き出し長さを考慮した切削条件の導出が行えていないこ とから、現場の環境に適したシステム構築には至っていない.工具突き出し長さは切削条件決定に関連した重要 な要素であり、工具突き出し長さの増加に伴い刃部剛性が減少する(嶽岡他、1999)ことで刃先のたわみが増加 し(安田他, 2020),加工精度の悪化および切削領域の減少,びびり振動の発生といった影響が生じてしまう.と くにボールエンドミルは比較的剛性が小さいエンドミルのため、工具たわみが切削加工面性状に与える影響とし て無視できないことが報告されている(田中他, 2008).片持ち梁の曲げたわみと同様に(城崎他, 2014)突き出 し長さ増加量の3乗に比例して刃先のたわみが増加するため、高アスペクト比環境下では工具突き出し長さを考 慮して切削条件を補正しなければ、切削抵抗により工具が変形し、加工寸法精度や加工面品質の低下、工具刃先 の早期欠損といった問題が引き起こされる(新川他, 2019).しかしながら、工具突き出し長さに応じた切削条件 補正について明確な目安や指針はほとんど提示されていないため、技能者が実験的に検証しなければ工具突出し 長さに応じた適切な補正は成立しない、ゆえに、本研究では、工具突き出し長さに応じた切削条件の補正値を導 出するシステムの開発を行い、そのシステムの有用性を実験的に検証する.

2 データマイニングとアンサンブル学習を併用した切削条件導出システム

2・1 工具カタログデータにデータマイニングを援用する目的

エンドミルカタログデータには工具の基本事項として、工具材質、工具の各寸法値、刃部コーティングの種類 などが記載されている. さらに、すべてのエンドミルごとに、大別して粗加工用(高能率切削条件)や仕上げ加 工用(高精度切削条件)といった,加工形態や被削材の種類・硬度に応じた推奨切削条件が記載されている.す なわち、エンドミル工具カタログは、工具メーカが多くのテストカットや切削シミュレーションを行うことによ って決定された被削材種(ここでは主に被削材の硬度と種類)に適した推奨切削条件や、工具ユーザからの意見 を反映させた推奨切削条件が蓄積された膨大なデータベースとして扱える.一方で,推奨切削条件が実際に使用 するユーザの加工環境に対して適合していない場合もある. その場合, 推奨切削条件を基にして, 加工環境に対 してより適切な切削条件設定に調整する必要があり、切削条件の調整には前述した技能者の知見(暗黙知)が必 須であるだけではなく、試行錯誤的な検証加工も必要となることから、加工コストやリードタイムの増加を生じ させる.特に,技能者の知見(暗黙知)をもってしても切削条件決定を困難にする要因の1つが,工具突き出し 長さである.工具突き出し長さが増加すると刃先にたわみが生じ、刃部の破損や加工面性状の悪化といった悪影 響を及ぼすことが知られているため、その変化に合わせて切削条件を調整することが求められている。エンドミ ル工具カタログの中には、工具突き出し長さの大きさによって、切削条件を低減させる指針が提案されている場 合もあるが、すべての工具や突き出し長さ設定パターンに対して明確な指針が提案されていないため、ほとんど の場合において、工具ユーザ側で突き出し長さに応じた切削条件設定の調整が必要となる.本研究ではデータマ イニングおよびアンサンブル学習手法を援用することで、エンドミルカタログデータに混在した工具突き出し長 さに応じた条件調整の指針を定量的に明らかにし、現存するすべてのエンドミル工具や被削材、工具突き出し長 さのパターンに応じた切削条件の調整を援助するシステムを構築することを目的としている.

上記のシステムを構築するために、アンサンブル学習の一つであるランダムフォレスト回帰手法を適用した. ランダムフォレストは、複数の木(決定木)を用いて情報の識別を実行する機械学習アルゴリズムであり、これ まで工具カタログデータからの切削条件決定支援システムの構築(佐久間他,2019)や研削砥石要素設定支援シ ステムの構築(Kodama, et al., 2023)に応用してきた.そのため、ランダムフォレスト回帰手法の詳細なアルゴリ ズムに関する説明は上記の先行研究にてなされているため、本稿では省略する.離散的に工具カタログに記載さ れている量的データとしての推奨切削条件は、金型鋼の材料物性値の範囲内ではある程度連続的に分布している. そのため、ランダムフォレスト回帰モデルを用いることで、外挿手段の適用を考慮することなく、金型鋼のカテ ゴリーであれば工具の種類が異なっていたとしても、ある程度実用的な切削条件の導出が可能となる.ランダム フォレスト回帰手法により、説明変数をインプットすることにより、目的変数を予測することが可能となるが、 予測に対して有意な説明変数を選択しなければ高精度な予測を行うことが困難であることが一般的である.本研 究では、ランダムフォレスト回帰手法を適用する前に、後述するデータベースに対してまずは、データマイニン グ手法として主成分回帰分析を適用した.主成分回帰分析により、説明変数の取捨選択のための定量化を行った. 以上のような複数の分析を繰り返し行うことで、工具カタログデータセットより知見を抽出し、工具突き出し長 さのパターンに応じた切削条件の調整を援助するシステムを構築した.

2.2 主成分回帰分析

主成分回帰分析(Principal Component Regressor: PCR)は、主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)で 抽出した主成分得点を新たに説明変数とした重回帰分析(Multiple liner regression)であり、算出した偏回帰係数 によって目的変数の変化に影響度の高い説明変数や、その変数間の関係を示すことができる.

PCA は様々な分野にわたって広く使われている教師なし線形変換法であり、特徴量エンジニアリングとして特 徴量の抽出と次元削減に用いられ、特徴量どうしの相関関係に基づいてデータからパターンを抽出するのに役立 つ. PCA の目的は、高次元データにおいて分散が最大となる方向を見つけ出し、もとの次元と同じかそれよりも 低い次元の新しい部分空間へ射影することである. 図1に示すように、特徴量**x**₁, **x**₂の2軸によるデータから、新しい部分空間の直行軸(主成分)を分散が最大となる方向に主成分 PC1, PC2 を設定できる.



Fig.1 PCA aims to find the direction of maximum variance in high-dimensional data and project it to a new subspace of the same or lower dimension as the original. For example, from data with two axes of features x_1 and x_2 , the principal components PC1 and PC2 can be set in the direction that maximizes the variance of the orthogonal axis of the new subspace, which is the principal component.

PCA の手順は, (2) - (5)式で定義される記号を用いて以下(①~③)の手順で計算され(杉山他, 2022), m 変数のデータ x_1 , x_2 , ..., x_m から d 個の主成分 z_1 , z_2 , ..., z_d (d \leq m)を得る.

- ① $z_1 = w_{11}x_1 + w_{12}x_2 + \dots + w_{1m}x_m \varepsilon$, $\|w_1\| = 1$ という条件のもとで $V[z_1]$ が最大になるように選択する.
- ② $z_2 = w_{21}x_1 + w_{22}x_2 + \dots + w_{2m}x_m \varepsilon$, $||w_2|| = 1$ かつ $w_2 \perp w_1$ という条件のもとで $V[z_2]$ が最大になるように選択する.
- ③ 以降同様に、 $z_j = w_{j1}x_1 + w_{j2}x_2 + \dots + w_{jm}x_m \delta$, $||w_j|| = 1$ かつ $w_j \perp w_1, w_2, \dots, w_{j-1}$, という条件のもとで、 が $V[z_j]$ 最大になるように選択する. これを, j = dまで繰り返す.

ここで, 行列 *W* を ij 成分が *w*_{ij} である行列とすると, データ *x* から主成分 *z* への変換は(6)式で表される.この とき, 各 *z*j を第 j 主成分, *w*_{ij} を主成分負荷量, *W* を主成分負荷量行列, *z* を主成分得点, *z*j を第 j 主成分得点という.

$$\boldsymbol{w}_{j} = \begin{pmatrix} w_{j1} & w_{j2} \cdots & w_{jm} \end{pmatrix}$$
⁽²⁾

$$\|\boldsymbol{w}_{j}\| = \sqrt{\sum_{i} (w_{ji})^{2}}$$
(3)

$$\mathbf{z} = \begin{pmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_d \end{pmatrix}$$
(4)

$$\boldsymbol{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_m \end{pmatrix}$$
(5)

 $\mathbf{z} = \mathbf{W}\mathbf{x} \tag{6}$

$$\frac{V[z_j]}{\sum_i V[x_i]} \tag{7}$$

①では、 z_1 の分散が最大になるように係数 w_1 を決めている.分散をデータの情報量として捉えることで、分散 の最大化を通してデータが持つ情報をなるべく多く取得することを狙っており、最も情報量(分散)の大きな第 1 主成分を計算する.②では、同じく分散の最大化に加え、 $w_2 \perp w_1$ という条件が追加され、 w_1 と直行する w_2 を 用いて第2 主成分を計算することにより、データxを異なる視点から解釈することが可能となる.③以降の第3 主成分以降も同様に、情報量が最大になるように別の視点からデータが示す傾向を抽出している.

データを主成分得点に変換した後、データに含まれるほとんどの情報を含む主成分のみを選択することで次元 削減が可能となる.データに含まれる情報利得が高い主成分を収集するために、式(7)で表される寄与率を主成分 ごとに算出し、第1から第j主成分の寄与率の和である累積寄与率が50~70%以上となるように主成分を収集す る.

PCA によって次元削減が行われデータを新たに主成分に変換することにより、主成分得点が算出できる.この 主成分得点を説明変数として PCR を行うことで算出される主成分偏回帰係数と、主成分の固有ベクトルの積和 によって偏回帰係数 C_p を求める.偏回帰係数とは、重回帰分析において、座標平面上で回帰式を用いて表される 直線の傾きのことであり、説明変数 x と目的変数 y の平均的な関係を一次式 y = ax + b で表したときの係数 a に 該当する.偏回帰係数 C_p は相関の度合いを示す係数であり、以下の式(8)-(9)を用いて最終的に式(10)で表される. このとき、v を主成分の固有ベクトル、b を主成分偏回帰係数とする.

$$\boldsymbol{C}_{\boldsymbol{p}} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{C}_1 \\ \boldsymbol{C}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{C}_j \end{pmatrix}$$
(8)

 $\boldsymbol{b} = \begin{bmatrix} b_1, & b_2, & \cdots & b_j \end{bmatrix}$

 $C_p = v \cdot b$

3. 工具カタログデータマイニングシステムの構築

3・1 エンドミルの基本事項

図 2 に汎用エンドミルおよびロングネック・ペンシルネックエンドミルの工具寸法パラメータを定義する.工具カタログにて推奨されている切削条件は,通常は工具突き出し長さ *l*_pを最短とした場合における使用環境を想定している.工具突き出し長さ *l*_pが最短となるのは,図 2(a)に示されるようにシャンク部突き出し長さ *l*_sが *l*_s=0 を満たす場合である.

図 2(b)に示すロングネック・ペンシルネックエンドミルには外径 D_c は等しいが,首下長さLが異なるタ イプが存在する.今回,同じ外径のエンドミルの中で,最も短いLとなるエンドミルとその他のエンドミル が有するLの長さの差を,首下長さの変化量 ΔL とする.最短の首下長さはその変化量を用いて $L-\Delta L$ とす る.図3には工具カタログに記載されている $D_c = 2.0$ (粗加工用切削条件)のボールエンドミルにおける推奨切 削条件とLの散布図を示す.軸方向切り込み量 a_p ,径方向切り込み量 a_c ,切削速度 V_c ,1刃あたり送り量 f_c ,す べての切削条件はLの増加によって減少傾向にあることがわかる.減少は線形的なものではなく,その傾きには 緩急がありどの推奨切削条件もLが 0~20mmに大きく減少しており 20mm 以降ではほとんど一定値である.ま た,被削材が JIS SUS420J mod から JIS SKH40 と高硬度になるにつれて推奨切削条件は低く設定されてお り,その差はLの増加に伴い小さくなっているが,被削材ごとの減少割合についてほとんど差異がなかっ た.被削材の硬度にかかわらずLの増加によって同じ割合で切削条件が低減していることがわかる.以上と 同様の傾向を他のエンドミルでも確認しており,ボールエンドミルは単一の D_c においてLが大きいほど推奨切 削条件が低くなるよう設定されていることがわかった.

(9)

(10)



(b)End-mill dimensional values for long neck and pencil neck end-mill

Fig. 2 Indicates the dimensional value of the end mill. The length at which the tool protrudes from the holder is called tool overhang length l_p , which is divided into neck length l_2 and shank overhang length l_s . The cutting conditions shown in the catalog are the minimum l_2 , with $l_s/D_s = 0$. The minimum l_2 is determined for each tool and is mainly equal to the size of l_2 . (b) shows a long-neck end-mill and a pencil-neck end-mill. The shortest l_2 of these tools of the same diameter is the minimum neck length $l_2-\Delta l_2$, and the extended length of l_2 relative to this is expressed as the neck length difference Δl_2 .



Fig. 3 This scatter plot matrix from the tool catalog shows the relationship between cutting conditions and the length l_2 for $D_c=2.0$ roughing end-mills. All cutting conditions, such as a_p, a_e, V_c and f_z decrease monotonically with an increase in l_2 . This indicates that regardless of material hardness, cutting conditions decrease at the same rate with an increase in l_2 .

3・2 突き出し長さに応じたデータマイニングシステムの概要

工具カタログデータマイニングシステムとは、工具カタログより作成したデータセットにデータマイニング手 法を適用させることで開発した金型鋼を対象にしたボールエンドミル切削条件決定支援システムであり、概要を 図4に示す.このシステムにより、突き出し長さを考慮した切削条件が導出できる.システムの構成は、①切削 条件導出システムと②工具突き出し長さに応じて最適化された切削条件補正システムの2つに大別され、その2 つのシステムを組み合わせることにより切削条件を導出する.以後①切削条件導出システムを①システム、②工 具突き出し長さに応じて最適化された切削条件補正システムを②システムと呼称する.各システムに応じて適切 な説明変数、目的変数を選択し、ランダムフォレスト回帰を用いてモデルの構築を行う.例えば①システムでは、 目的変数には a_p , a_e , V_{es} , f_z といった切削条件を設定し、説明変数にはロックウェル硬き HRC, 引張強さ σ [kg/mm²], 0.2%耐力 $\sigma_{0.2}$ [N/mm²],熱伝導率 λ [W/m・K],ヤング率 *E*[GPa]といった被削材物性値や、 D_e , hなどの工具パラ メータを採用した.構築したモデルに対し、エンドミルの形状や加工形態、被削材物性値を入力することで、シ ステムが切削条件を予測する.すなわち、①システムは a_p , a_e , V_e , f_z といった切削条件を導出し、②システムは 軸方向切込み量補正値 Ca_p , 径方向切込み量補正値 Ca_e 、切削速度補正値 CV_e ,一刃あたり送り量補正値 Cf_z とい った切削条件補正値 C を導出する.これら切削条件補正値 C の積によって、工具突き出し長さに応じ た切削条件が導出される.



Cutting condition optimized according to overhang length

Fig. 4 The system consists of two main components: (1) a cutting condition derivation system and (2) a cutting condition compensation system optimized according to the tool overhang length. The cutting conditions are determined according to the tool projection length by multiplying the values derived from the two systems.

4 工具突き出し長さに応じて最適化された切削条件補正システム

②システムは図5に示すように、ロングネック・ペンシルネックエンドミルのD_c, L₂と切削条件の関係を、シャンク径D_s、工具突き出し長さL₂と切削条件の関係にも適用させ、前者の解析によって後者の切削条件の補正値を導出するシステムである.

3・1章にて示すように、 *L*の増加に伴う工具剛性の低下や曲げモーメント増大による切削への影響を低減させるため、 *L*が増大するほど推奨される切削条件も低減していく傾向にある. そのため、 *L*の増加によって生じうる加工寸法精度や加工面性状の悪化についても同様の理由で発生することが考えられる. *D*c, *L*と切削条件の関係を、 *D*s, *L*と切削条件の関係と近似した. これらを近似することにより、不明であった *L*に応じた切削条件値の



Fig. 5 The cutting condition correction system is designed to improve the performance of the tool based on its overhang length. This is achieved by approximating the relationship between the cutting conditions, the diameter D_c , and the length l_2 of long neck and pencil neck end mills. The shank diameter D_s and tool overhang length l_p are also considered. Correction values for the cutting conditions are derived through analysis of the aforementioned factors, enabling the adjustment of cutting conditions to enhance performance.

うち一部にその目安を設けることができる. さらに l_p の増加による切削条件の補正量は不明であるが, l_2 の増加 による切削条件の補正量は工具カタログに記載されている傾向を抽出することにより決定可能である. そこで, l_2 と切削条件の関係を解析し, l_2 の増加に応じた切削条件の補正を導出するシステムによって, $l_2 \approx l_p$, $D_c \approx D_s$ と近似することにより, l_p の増加に応じた切削条件の補正値を導出できる. 以上の近似より, ランダムフォレス ト回帰を用いて切削条件補正値 *C*を導出するモデルを作成し,工具突き出し長さに応じて最適化された切削条件 補正システムを構築した.

図6に②システムを構成する学習データセットおよびテストデータを示す.学習データセットはロングネック およびペンシルネックエンドミルのデータベースで構成されており、ランダムフォレスト回帰に学習させること によりシステム構築を行う. 任意の説明変数としてのテストデータを入力することで目的変数(工具突き出し長 さに応じた切削条件の補正値*Ca_p, Ca_c, CV_c, Cf_z*)を予測・導出することが可能となる.学習データセットを編 成する切削条件の補正値は、まず同値の外径ごとにクラス分けを行った後、各クラスにおける最小の*b*を基準と し、他の*b*の切削条件に対する比率を定量化することにより決定される.例えば外径 0.1mmのエンドミルでは*b* が最小、すなわち *Ab*=0 のときの切削条件が *a_p*=0.006, *a_c*=0.018, *V_c*=15, *f_z*=0.0023 となる. ここから首下長さ が 0.1mm(*Ab*=0.1)の同一種のエンドミルについて推奨されている切削条件は *a_p*=0.005, *a_c*=0.015, *V_c*=15, *f_z*= 0.0023 であるため、それぞれの比率を算出することにより、*Ca_p*=0.83, *Ca_c*=0.83, *CV_c*=1.00, *Cf_z*=1.00 が得ら れる. これを全てのロングネック・ペンシルネックエンドミルに対して適用することにより,図6に示すような 学習データセットを新たに生成した.テストデータは説明変数(工具寸法値、加工形態、被削材の物性値)を準 備し、学習済みのシステムに入力することで、目的変数を予測導出可能となる. ここで*b a_b*, *D_c <i>a*b と近似し たことから、学習データセットには *Ab₂*, *D_c*を用いるが、テストデータでは近似を考慮して *Ab_p*, *D_b*を使用して いる. これにより、学習データセットの対象となったロングネック・ペンシルネックエンドミル以外のすべての 汎用工具に対しても補正値が導出可能となる.

Kodama, Moriya, Morimoto and Ohashi, Transactions of the JSME (in Japanese), Vol.91, No.946 (2025)

Q	Explanatory Variables								
Objective Variables			Tool din	Tool dimension parameter		Machining mode	Workpiece	Workpiece material properties	
Cap	Ca _e	CVc	Cf _z	D _c	Δl_2		rough / finish	HRC	σ
1	1	1	1	0.1	0	_	rough	32	1100
0.833	0.833	1	1	0.1	0.1		rough	32	1100
0.5	0.5	1	1	0.1	0.3		rough	32	1100
1	1	1	1	0.15	0		rough	32	1100
0.889	0.889	1	1	0.15	0.2		rough	32	1100 •••
0.778	0.779	1	1	0.15	0.45		rough	32	1100
0.556	0.556	0.92	0.893	0.15	0.7		rough	32	1100
1	1	1	1	0.2	0		rough	32	1100
	:				:		:		:
Test data							Model building	with random t	forests
0	E						Explanatory Variables		
	Objective V	ariables		Tool din	nension para	meter	Machining mode	Workpiece	material properties
Ca _p Pr	Ca _e redicting Object from Explanate	CV _c ctive Variabl ory Variables	Cf _z es	D _s 9 9 9	<u>⊿</u> l _p 0 5 10		rough / finish rough rough rough	HRC 64 64 64	σ 2700 2700 2700 2700

Train data set

Fig. 6 The training dataset and test data are presented. The training dataset includes information on long-neck and pencilneck end mills and is developed using random forest regression. By inputting arbitrary test data, predicting and deriving the target variable from the explanatory variables is possible. The data is divided into objective and explanatory variables, with the objective variables being the cutting condition correction values: *Cap*, *Cae*, *CVc*, and *Cfz*. These correction values represent the ratio of other l_2 cutting conditions to the minimum l_2 cutting condition within each class. The objective variable is left blank in the test data, while the desired tool size, machining mode, and work material properties are used as explanatory variables.

4・1 工具カタログデータセットの選択

データマイニングを行う際のデータベースとして、国内大手A社の工具カタログから、ロングネックエンドミルおよびペンシルネックエンドミルの6種のカタログデータを選択した.データセットのデータ入力の際、導出したい目的変数、条件分岐パラメータとしての説明変数が必要である.目的変数は、*Ca*_p、*Ca*_e、*CV*_c、*Cf*_zといった切削条件補正値Cの4変数である.これは同値のD_cごとにクラスを分け、各クラスにおける最小のLを基準とし、他のLの切削条件の割合を取った値である.ここで、仕上げ加工では最終的な仕上げ面から逆算されて切込み量が自動的に決定され、*a*_p、*a*_eの導出が求められる状況は基本的に粗加工のみであるため、*Ca*_p、*Ca*_eから仕上げ加工条件値を除外した.

説明変数には、図7に示す計14変数(工具寸法パラメータ、被削材物性値、加工形態)選択した.加工形態に は粗加工と仕上げ加工がある.これは質的変数であるため、one-hot エンコーディングによって処理し、ラン ダムフォレスト回帰に対応可能な量的変数へと変換した.工具寸法パラメータとして、工具径 D_c [mm]、首下 長さ変化量 Δh_c [mm]、最短首下長さ $h_c - \Delta h_c$ [mm]、変化量アスペクト比 $\Delta h_c D_c$ [mm]、刃長 l_c [mm]、全長 L_c [mm]、 刃数 z、ねじれ角 θ [degree]を選択した.ここで変化量アスペクト比とは、本システムにおいて重要となる首下長 さの変化量 Δh_c を用いた長さと径の比である.これらの説明変数に含まれる D_c 、 h_c に関する変数は主成分回帰分 析により決定した.



Fig. 7 We have identified the values to be used as explanatory variables. We adopted the dimensions Dc, Δl_2 , $\Delta l_2/Dc$, l_2 - Δl_2 , and l_2 for the tool dimensions and represented them visually. Additionally, we took into account the properties of the workpiece material and the machining conditions. Using this information, we will construct the system.

4・2 主成分回帰分析を用いた説明変数の選択と傾向抽出

本研究にて採用した説明変数 (D_c , Δl_2 , $\Delta l_2/D_c$, $l_2 - \Delta l_2$, l, L, z, θ) の選択手法および修正分回帰結果から抽 出した条件設定の傾向を考察する. 説明変数の候補として,補正係数 C は各クラスにおける最小の l_2 を基準とし たときの切削条件に対する割合を示すため, l_2 においても同様に最小の l_2 を基準とした変化量 Δl_2 ,基準となる最 短首下長さである $l_2 - \Delta l_2$ が考えられる. 工具突出し長さの指標として用いられるアスペクト比 (l_p/D_s), $l_2 \in l_p \in$, $D_s \in D_c \ge$ 見立てたアスペクト比 (l_2/D_c),および首下長さの変化量を用いた $\Delta l_2/D_c$ も候補とした. 他には,基準 首下長さを外径で割った $l_2 - \Delta l_2/D_c$ や,首下長さと基準首下長さの比である $l_2 - \Delta l_2$, Δl_2 , $l_2 - \Delta l_2$, 曲げ剛性を表す断 面二次モーメント l_2^3/D_c^4 も候補として考えられる. 上記の候補を基に,ランダムフォレスト回帰にて学習させる データベースを構成するための説明変数を主成分回帰分析およびランダムフォレスト重要度を用いたデータマイ ニングにより選別する. 説明変数の選別により,ランダムフォレスト回帰の予測精度向上および計算時間の短縮 が可能となる.

説明変数は、前段で示した説明変数の候補より、 D_c 、 h_c 、 A_{l_2} , $l_2-A_{l_2}$, h_2/D_c , A_{l_2}/D_c , $h_2-A_{l_2}/D_c$, $h_2/l_2-A_{l_2}$, A_{l_2/l_2} - A_{l_2} , h_2^3/D_c^4 , l, L, z, θ , u = v - p - p = v - w, σ , $\sigma_{0.2}$, λ , E, $m \equiv \pi$ (細加工・仕上げ加工) の計 21 変数 に対して主成分回帰を適用する. まずは主成分回帰分析を構成する主成分分析によって次元削減を行う. データ セットを主成分 PC1~PC4 から構成された空間に射影し、主成分得点へと変換した. 続いて、主成分得点を説明 変数、補正係数 C を目的変数とした重回帰分析を行うことにより、主成分偏回帰係数を導出した結果を図 8 に示 す. なお PC1 は工具寸法値, PC2 は工具アスペクト比や工具寸法の比, PC3 は被削材物性値, PC4 はエンドミル 種類の多様性による影響を表していた. 偏回帰係数が 0.01 以下のものは十分に無視できると考え、図中には表記 していない.



Fig. 8 This analysis is a type of partial regression known as principal component regression (PCR). It utilizes Principal Component scores as the independent variables, with C as the dependent variable. In this analysis, for all the correction values of C corresponding to different cutting conditions, the coefficient associated with PC2 is the most negatively significant.



Fig. 9 The partial regression coefficients were calculated by taking the dot product of the principal component partial regression coefficients and the eigenvectors of the principal components. It is observed that Δl_2 has the largest magnitude, indicating that it more sensitively reflects the changes in *C* compared to l_2 , which does not account for variations.

主成分偏回帰係数は主成分に対する目的変数の影響度合いを示す係数であり、その絶対値が大きいほど目的変数の増減に寄与する.また、正の主成分偏回帰係数は目的変数と正の相関を示し、負の主成分偏回帰係数は目的変数と負の相関を示す.図8より、すべての切削条件補正値*C*(*Cap*, *Cae*, *CVc*, *Cf*₂)について PC2の主成分偏回帰係数は最大の負の値を示したことから、*C*の増減に最も寄与するのは工具のアスペクト比であることがわかかる. *Cap*, *Cae*において、PC4の影響は PC2の 50%以下であるが PC1、PC3 と比較した場合について影響度合いは大きいため、エンドミルの種類による影響がアスペクト比の次に大きいと考えられる. *CVc*, *Cf*₂においても同様の傾向がみられた. *CVc*では PC1 と PC3 がほぼ同値であり、PC2の 50%以下ではあるが、加工形態と工具寸法による切削条件補正値補正値への影響も大きい、また、国内A社の工具カタログデータにおいて、*a*_eは*a*_pの3倍の値に設定することとして定義されているため、標準化した主成分回帰分析ではすべての主成分において*a*_pと*a*_eの傾向が一致する.

また、主成分偏回帰係数と主成分固有ベクトルの内積によって偏回帰係数を算出した結果を図9に示す. 偏回 帰係数は説明変数と目的変数の関係を示す係数である. それゆえ、図9に示す偏回帰係数は説明変数が各補正係 数 C の増減に寄与する程度を示す係数であることから、正の偏回帰係数は目的変数と正の相関を示し、負の偏回 帰係数は目的変数と負の相関を示している. PC1を構成していた工具寸法値 D_c , h, Al_2 , l_2 - Al_2 , l, L, z, θ の中 では Al_2 が最も偏回帰係数は大きいことがわかる. l_2 の増加によって切削条件が減少する傾向は図 3 と同様であ る. また、PC2を構成していたアスペクト比を表す l_2 / D_c , Al_2 / l_2 - Al_2 , Al_2 / l_2 - Al_2 , l_2 ³/ D_c ⁴がすべて-0.2 以下あることから、主成分ごとに比較した場合において大きな負の相関を示す. 工具アスペクト比の増加によっ て、C 値が減少する傾向を示すことがわかる. また PC1 と同様に、 l_2 / D_c , Al_2 / D_c でも Al_2 を用いた変数のほうが 負の相関が大きい. よってシステムの構築に際して用いる変数は、 l_2 よりも Al_2 が適している可能性がある.

ランダムフォレスト回帰について,予測のために有意となる変数の特徴量重要度を図 10 に示す.全ての切削条件に共通して, *Δl₂/D*。パラメータが補正係数値予測に対して有意であることがわかる.ここで上述した説明変数

(D_c , Δl_2 , $\Delta l_2/D_c$, $l_2 - \Delta l_2$, l, L, z, θ) のパラメータのみをランダムフォレストモデルに学習させ, 3 つの異な る外径を有する同種工具をテストデータとして用いた後に出力される工具突き出し長さと各種補正値の関係を図 11 に示す.工具突き出し長さが増加するに従い,切削条件補正値は減少傾向にある.これは,図3に示す首下長 さと切削条件の相関とも一致する傾向である.説明変数以外の他のパラメータの組み合わせについても試行錯誤 的に図11 と同様の図示化を行い確認したが,突き出し長さの増加に伴い,補正値が増減する傾向などが見られる ことがあった.結果的に,図11の関係で出力される傾向が判明した D_c , Δl_2 , $\Delta l_2/D_c$, $l_2 - \Delta l_2$, l, L, z, θ を本研 究におけるランダムフォレストモデルにて採用する説明変数とした.

以上より、工具突出し長さに応じた補正係数導出システム構築のための学習データベースが得られる. 学習デ ータベースの概要を表1に示す. 切削条件 (a_p , a_e , V_c , f_z) ごとに k 分割交差検証を行い、ハイパーパラメー タのチューニングとモデルの性能評価を行った. なお、モデルは a_p , a_e , V_c , f_z のそれぞれについて構築した. こ のとき、分割数 (k = 10)、反復回数 (10 回)、決定木の分割を行うランダムな特徴量の指定数であるハイパー パラメータ (max_features = [3 ~ 14]) を決定した際の予測結果を表2 に結果を示す. それぞれのハイパーパラメ ータにおいて、各補正係数の予測精度を表す自由度修正済み決定係数 R^2 は、 Ca_p 、 Ca_e 、 CV_c 、は 0.9 以上、 Cf_z は 0.7 程度であった.



Fig. 10 The feature importance of $\Delta l_p/D_s$ is the highest among all cutting condition correction values, indicating its significant impact.



Fig. 11 The model was constructed using D_c , Δl_2 and $\Delta l_2/D_c$, and the relationship between tool projection length and various compensation values were plotted for similar tools with radii of 0.5, 1.0, and 1.5. As the tool projection length increases, the cutting condition correction values tend to decrease, which is consistent with the relationship between the length of the lower neck and the cutting conditions.

Data volume	6027
Tool diameter D_c [mm]	0.1 ~ 12
Neck length variation l_2 [mm]	0~90
Minimum neck length variation $l_2 - \Delta l_2$ [mm]	0.15~60
Aspect ratio variation $\Delta l_2/D_c$	0~30
Flute length <i>l</i> [mm]	0.08 ~ 18
Overall length L [mm]	$45 \sim 200$
Number of flutes z	2, 3
Twist angle θ [degree]	0, 25, 30, 40
Tool specification	Long neck, Pencil neck end-mill
Machining mode	Roughing, Finishing
Rockwell hardness HRC	32~69
Tensile strength σ [kg/mm ²]	980~1910
0.2% bearing capacity $\sigma_{0.2}$ [N/mm ²]	850~1620
Thermal conductivity $\lambda [W/m \cdot K]$	21.0~40.6
Young's modulus E [GPa]	$190 \sim 242$
Correction value for axial cutting depth Ca_p	0.004 ~ 1
Correction value for radial cutting depth Ca_e	0.004 ~ 1
Correction value for cutting speed CV_c	0.267 ~ 1
Correction value for feed rate per flute Cf_z	0.418 ~ 1
	Alloy Tool Steels, High speed Tool Steels,
Work material	Sintered High-speed Tool Steels, Pre-hardened steel,
	Quenching steel

Table 1 Dataset for the cutting condition correction system optimized according to the tool overhang length.

Table 2 Results of K-Fold Cross-Validation

	$a_{ m p}$	ae	$V_{\rm c}$	$f_{\rm x}$
Max_features	10	10	14	14
Adjusted coefficient of determination R^2	0.97	0.97	0.93	0.67

5. 切削実験による支援システムの有用性検証

5・1 実験方法および実験条件

突き出しの指標として一般的にホルダ把持部から刃先先端までの長さ 4。と工具外径 D。の比率を表すアスペク ト比 (l_o/D_c) が用いられている.本研究では突き出し量を最短とした場合での使用を想定しているカタログ推奨 条件との比較をわかりやすくするため,図2にて示されるシャンク突き出し長さ 4 とシャンク部外径 D。を用い たアスペクト比(l_s/D_s)を突き出しの指標として使用する.3軸立型マシニングセンタ(TT1-400A,ソディック 製)を用いてシステムの有用性を検証するための実験を行う. エンドミルは, ボール半径 R1.0 [mm]の汎用的な 形状のボールエンドミル(国内A社製)を,ハイドロチャック式ツーリングホルダ(HSK-E25-HDC4S-40,大昭 和精機製)にて把持した.図12に工具カタログおよび今回検証実験における工具突き出し模式図を示す.表3に 実験に用いたボールエンドミルの寸法値を示す.実験では、カタログに推奨されている切削条件をそのまま適用 することが困難である、高硬度・高靭性な粉末冶金金型鋼(JISSKH57)を被削材とした.参考のため表4に国内 A 社製工具カタログに記載のある JIS SKH57 に相当する被削材の物性値(ロックウェル硬さ HRC) および実験に 使用した被削材のミルシートに記載のあった材料物性値を示す.また,加工中の切削抵抗の計測は3成分フォー スリンク(9437C, Kistler 製)を使用し、切削抵抗のサンプリング周波数を 200 μsec とした. 検証に用いたボール エンドミルは2枚刃であり、各刃の回転に伴う切削関与ごとに切削力は変動するため、55mm 毎で切削抵抗を平 均化して図示に用いた.工具寿命は主に切削抵抗値から判断する.切削抵抗値の主分力が初期値の約2倍となっ た地点を基準としながら、加工後の工具刃先の摩耗状態や排出される切りくず形状および色の情報も総合的に考 慮して工具寿命に至った時点を決定した.



Fig. 12 As illustrated in the figure, increasing l_p results in a greater force applied to the cutting edge, which in turn increases the amount of deflection. Under the recommended catalog conditions, $l_s/D_s = 0$, as the protrusion length is minimized.

Tool diameter $D_{\rm c}$ mm	2.0
Ball radius R mm	1.0
Overall length L mm	50
Flute length <i>l</i> mm	1.7
Neck length l_2 mm	2.5
Shank diameter D _s mm	4.0
Number of flutes z	2
Coating	TiSi-based

Table 3 Information of ball end-mill used in experiments

	Catalog recommended material	Experimental work material	
Work material	Hardanad staals	High speed steels JIS SKH57	
work material	Hardened steels	(DURO-SP)	
Rockwell hardness HRC	55-65	64	
Tensile strength σ [kg/mm ²]	-	2700	
0.2% bearing capacity $\sigma_{0.2}$ [N/mm ²]	-	2100	
Thermal conductivity $\lambda [W/m \cdot K]$	-	23.8	
Young's modulus <i>E</i> [GPa]	-	228	
Work material size [mm]	$55 \times 29 \times 20$		
Inclination angle of machined surface	15		
[degree]			

Table 4 Work material characteristics of each data base

検証切削実験を行う前に、一般的な突き出し長さ(*l*_a/*D*_s=0)にて、検証切削実験と同様の切削条件にて切削を 行うことにより前加工面を創成した.実験は図 13 のように 3 成分フォースリンクの上に工作物をねじ止めし、 ツーリングホルダで固定されたボールエンドミルによってダウンカットの等高線切削加工を行った.さらに実験 装置の内部に設置した紙ウエスにて切りくずを採取し、顕微鏡(EPIPHOT, Nikon 製)を用いて切りくず形状およ び色を撮影した.またデジタル顕微鏡(3R-WM601WIFI,スリー・アールシステム製)を用いて工具刃先の摩耗 状態をオンマシンで撮影した.仕上げ加工を想定した切削条件による実験では、15 分間切削後の表面粗さ(算術 平均粗さ*Ra*,最大高さ*Rz*)の測定も行った.表面粗さは、工具送り方向 3 か所についてそれぞれ 3 回ずつ測定 し、測定値された平均値を各切削条件における表面粗さの代表値とした.

粗加工を想定した切削実験では、2 種類の突き出し長さ ($l_p = 28, 34$), 仕上げ加工試験では1 種類の突き出し 長さ ($l_p = 28$)を設定した. 詳細な切削条件を表 5, 6, 7 に示す. カタログ推奨条件では、最短の l_p による使用が 想定されているため、 $l_s/D_s = 0$ となる. ボール半径 R1.0 [mm]のボールエンドミルを使用しており、 a_p , a_e , V_e , f_z , F, S, MRR は各条件で異なる. 粗加工および仕上げ加工を想定した切削実験について、補正係数を適用した 各切削条件に対し、それぞれ工具寿命に至るまで実験した結果を評価する. 実験は各切削条件に対してそれぞれ 3 回ずつ実施した. 表 5, 6, 7 に示される original condition は①システムによって導出された条件である. その他 Ca_p は a_p に、 CV_c は V_c に、 Cf_z は f_z を対象として、original condition に対して本システムによって導出された補正 値を積算したマイニング条件を表す. 今後はそれぞれ、補正なしマイニング条件、 Ca_p マイニング条件、 CV_c マイ ニング条件、 Cf_z マイニング条件と呼称する. 仕上げ加工について、 a_p , a_e は工具パスの形成段階で計算される仕 上げ代を用いることが一般的であることから、補正係数の導出対象としていない. そのため、仕上げ加工におけ る実験において、 a_p , a_e の値は、工具カタログが推奨している高精度条件に対して、補正値を適用せずにそのま ま使用している.



Fig.13 This is an overview of the experimental setup. The workpiece is clamped onto a three-component force sensor, and cutting is performed using a ball end mill secured in a tool holder.

	Catalaa		Mining conditions				
	Catalog	Original	Cap	CV_{c}	Cfz		
	condition	condition	correction	correction	correction		
Correction factor	-	-	0.34	0.73	0.71		
Machining method		Contour machining (down cut milling)					
Tool overhang length <i>l</i> _p [mm]	$6.3 (l_s/D_s = 0)$	$28 (l_s/D_s = 5.4)$					
Axial depth of cut a_p [mm]	0.256	0.221	0.074	0.221	0.221		
Radial depth of cut a_e [mm]	0.768	0.656	0.656	0.656	0.656		
Cutting speed V _c [m/min]	139	130	130	95	130		
Feed rate f_z [mm/tooth]	0.060	0.059	0.059	0.059	0.041		
Table feed F [mm/min]	2650	2421	2421	1766	1730		
Spindle speed S [rpm]	22050	20665	20665	15075	20665		
Material Removal Rate MRR	521	250	119	255	250		
[mm ³ /min]	321	550	110	233	230		
Coolant	Air blow						

Table 5 Rough cutting conditions of $l_s/D_s = 5.4$

Table 6 Rough cutting conditions of ls / Ds = 6.9

	Catalaa		Mining conditions			
	condition	Original	Cap	CV_{c}	Cfz	
		condition	correction	correction	correction	
Correction factor	-	-	0.26	0.73	0.70	
Machining method		Contour ma	achining (down d	cut milling)		
Tool overhang length <i>l</i> _p [mm]	$6.3 (l_s/D_s = 0)$	$34(l_s/D_s = 6.9)$				
Axial depth of cut a_p [mm]	0.256	0.221	0.058	0.221	0.221	
Radial depth of cut a_e [mm]	0.768	0.656	0.656	0.656	0.656	
Cutting speed V _c [m/min]	139	130	130	95	130	
Feed rate f_z [mm/tooth]	0.060	0.059	0.059	0.059	0.041	
Table feed F [mm/min]	2650	2421	2421	1770	1700	
Spindle speed S [rpm]	22050	20665	20665	15115	20665	
Material Removal Rate MRR	521	250	02	262	246	
[mm ³ /min]	321	550	92	203	240	
Coolant	Air blow					

Table 7 Thissing conditions of $t_s/D_c = 5.4$						
	Catalaa		Mining conditions			
	Catalog	original	CV_{c}	Cfz		
	condition	condition	correction	correction		
Correction factor	-	-	0.90	0.90		
Machining method	Conte	our machining	(down cut milling	g)		
Tool overhang length <i>l</i> _p [mm]	$6.3 (l_s/D_s = 0) \qquad 28 (l_s/D_s = 5.4)$					
Axial depth of cut a_p [mm]	0.160					
Radial depth of cut a_e [mm]	0.480					
Cutting speed V _c [m/min]	92	85	76	85		
Feed rate $f_{\rm z}$ [mm/tooth]	0.040	0.036	0.036	0.032		
Table feed F [mm/min]	1180	975.6	879.4	786.6		
Spindle speed S [rpm]	14700	13482	12153	12153		
Material Removal Rate MRR	01	75	69	67		
[mm ³ /min]	91	15	08	07		
Coolant	Air blow					

Table 7 Finishing cutting conditions of $l_s/D_c = 5.4$

5・2 粗加工を想定した検証実験の結果と考察

 $l_p=28$ ($l_s/D_s=5.4$) および $l_p=34$ ($l_s/D_s=6.9$) において、それぞれ補正なしマイニング条件、 Ca_p マイニング条件と CV_c マイニング条件、 Cf_z マイニング条件の4条件による実験結果を比較した.

図 14 に *l*_p=28 (*l*_s/*D*_s=5.4)の切削抵抗値の測定結果および工具摩耗状態および切りくず形状の観察画像を 示す. (a)に示す補正なしマイニング条件では,605mm 地点で刃先稜線に後退が始まり,その後加工の進展 に伴って工具刃先の欠損がみられた. (b)の *Ca*_pマイニング条件では,605mm 地点での刃先摩耗量は補正な しマイニング条件と比較すると小さかった. 続いて *CV*_cマイニング条件においては,刃先中心よりも外縁部 が摩耗していることがわかる. *V*_cに補正をかけることで,切削抵抗の平均値が他の条件と比較して低減され ている. (d)の *Cf*_zマイニング条件では工具寿命に至った付近で刃先の欠損がみられた. また補正をかけた条 件の中では,最も逃げ面摩耗幅が大きい結果となった. 各条件における工具寿命距離,*MRR*,材料除去体積 を表 8 に示す. 補正なしマイニング条件と比較すると,すべての切削条件において,それぞれ補正を適用す ることで工具刃先にかかる力を低減させ,工具寿命を増大させることができた.刃先摩耗や切りくず,切削 抵抗値の観点から,長寿命化に最も効果のある補正係数は *Ca*_pであることが考えられる. *MRR* は *Ca*_pマイ ニング条件が最も低くなるが,上記の長寿命化により除去体積は最も大きい結果となった.

	Mining conditions						
	Original condition	$Ca_{\rm p}$ correction	$CV_{\rm c}$ correction	Cf _z correction			
Tool life distance [mm]	1870	15180	3575	4125			
Material Removal Rate MRR [mm ³ /min]	350	92	263	246			
Machining volume [mm ³]	271	736	518	598			

Table 8 Comparison of machining volume ($l_s/D_s = 5.4$)



Fig.14 The results indicate that the original condition caused chipping on the cutting edge. Although chipping was also observed at *Cfz*, it was not as severe as in the original condition. However, applying a correction factor helped to reduce tool wear and cutting heat generation, ultimately increasing the tool's lifespan.

同様に、 l_p =34 (l_s/D_s =6.9)における実験結果をそれぞれ図15,表9に示す.補正なしマイニング条件は最も寿命距離が短く,加工序盤から工具の刃先に被削材が多量に凝着し,加工の終盤においては工具刃先の大欠損がみられた.切りくずは断続的に破断したような形状かつ淡青色であることから,加工終盤の切削温度は600℃程度の高温であったことが推察される. Ca_p マイニング条件については、きりくずの形状および色から加工中の熱の流入が少なかったことが推察され,逃げ面摩耗幅は他の条件と比較して小さい. CV_c マイニング条件, Cf_z マイニング条件においても補正係数を積算することで補正なしマイニング条件と比較して長寿命となる.工具寿命,除去体積はすべての補正条件で向上しており, l_p =34(l_s/D_s =6.9)においても補正係数によって工具の長寿命化,除去体積の増大を示すことが確認できた.粗加工においては, l_p =28 (l_s / D_s =5.4)および l_p =34 (l_s/D_s =6.9)のいずれの条件においても、システムにより導出された補正係数を用いることで刃先の突発的な欠損が生じない定常的な切削が可能となり、工具の寿命距離および材料除去体積が増大する.すなわち,理論的にも自明な刃先たわみの増加に起因する工具寿命の低下を,補正係数の適用によって軽減させることが確認できた.

	Mining conditions					
	Original condition	$Ca_{\rm p}$ correction	$CV_{\rm c}$ correction	Cf _z correction		
Tool life distance [mm]	1210	15455	5665	4070		
Material Removal Rate MRR [mm ³ /min]	350	118	255	250		
Machining volume [mm ³]	175	588	821	590		

Table 9 Comparison of machining volume ($l_s/D_s = 6.9$)

Kodama, Moriya, Morimoto and Ohashi, Transactions of the JSME (in Japanese), Vol.91, No.946 (2025)





(d) Cfz correction condition

Fig.15 The results indicate resistance values, tool edge conditions, and chip formation under incorrect mining conditions. Conversely, when a correction factor was applied, the force on the cutting edge was reduced, leading to decreased tool wear and an extended tool life.

5・3 仕上げ加工を想定した検証実験の結果と考察

*l*_p=28(*l*_s/*D*_s=5.4)において,補正なしマイニング条件,*CV*_cマイニング条件,*Cf*_zマイニング条件の3条件 による実験結果を比較した.図16に各条件の削抵抗値の測定結果および工具摩耗状態および切りくず形状 の観察画像を示す.すべての条件について,15分間加工後の刃先には被削材の凝着物がわずかに固着して いた.

補正なしマイニング条件については、15 分切削後には非定常な摩耗により刃先が失われ、加工中の熱の 流入により切りくずの色がわずかに赤みを帯び、加工初期と比較して切りくずが細かく破断されたような 形状を示していた.このことから15 分切削付近では切りくずの形状が変化するほどの切り込み量の変化が 生じ、定常的な切削が行えていなかったと考えられる.CV。マイニング条件では、補正なしマイニング条件 に比べて切削抵抗の平均値が小さくなることが確認できた.補正なしマイニング条件と比較して、工具寿命 距離は約2 倍程度増加した.切りくずの色や形状の変化も加工の序盤から終盤にかけてみられなかったこ とから、切削速度を低減させるように補正をかけることで、加工中に生じるせん断による切削熱が減少した と考えられる.Cf₂マイニング条件では、切削抵抗の平均値および刃先の摩耗状況は補正なしマイニング条 件による結果と比較してほとんど差が生じなかった.切りくずの形状は、加工の終盤については、補正なし マイニング条件と比較してほとんど差が生じなかった.切りくずの形状は、加工の終盤については、補正なし マイニング条件と比較して細かく破断されておらず、加工序盤の形状を保っていた.表10 に測定された表 面粗さを示す.補正なしマイニング条件の Rz は 7.05µm であった.補正をかけた 2 つの条件について、補 正なしマイニング条件と比較すると Ra, Rz ともに低減していることがわかった. 特に、突き出しの量の大 きい仕上げ加工については、切削抵抗値の低減による長寿命化の観点からも CV。による補正が有効である ことが考えられる.

以上より工具突き出し長さに応じて、工具の長寿命化、加工面性状の向上といった切削を可能にする切削条件 補正値を導出するシステムが構築されたことを確認した.

	Mining conditions					
	Original condition	$CV_{\rm c}$ correction	Cf_z correction			
Tool life distance [mm]	5390	10560	6325			
<i>Ra</i> [µm]	1.80	0.64	0.77			
<i>Rz</i> [µm]	7.05	2.95	3.85			

Table 10 Comparison of surface roughness



(c) Cfz correction condition

Fig.16 After 15 minutes of cutting, the tool demonstrated that it had reached the end of its life and had lost its cutting edge under all conditions. The application of the Vc correction helped to reduce cutting resistance. The mining condition labeled CVc resulted in the longest tool life, highlighting the positive impact of this correction.

6. 結 言

本研究は、データマイニング手法によって金型鋼加工における熟練技能者の暗黙知から有用な知見を抽出する ことにより、切削条件決定に重要な新知識の発掘および高度な切削条件決定支援システムの構築を目的とする. 工具メーカのカタログを対象に、主成分回帰分析およびランダムフォレスト回帰を適用させることで、明確な基 準が存在しない工具突き出し長さに応じた切削条件補正係数を導出可能なシステムを構築する.さらに導出され た補正係数の有用性を実験的に検証した結果、以下のことがわかった.

- (1) 首下長さl₂の伸縮による切削条件の補正と、突き出し長さl_pと切削条件の補正を同等と仮定することにより、 工具突き出し長さに応じた切削条件補正が可能となるシステムが構築可能である.主成分回帰手法およびラ ンダムフォレスト回帰手法を併用することにより、工具突出し長さに応じた補正係数導出システムの予測精 度は R²=0.9 程度を示すことがわかった.
- (2) 主成分回帰手法およびランダムフォレスト重要度によるデータマイニングを適用した結果,首下長さ*l*₂と工 具外径 *D*_cのアスペクト比(*l*₂/*D*_c)パラメータがすべての切削条件の補正係数導出に対して有意であることが わかった.
- (3) 本研究の提案する工具突出し長さに応じた補正係数導出システムを援用することにより、工具寿命が増大す る傾向にあることがわかった.

文 献

- 江渡寿郎,大西慶弘,宮口竹雄,生産加工を加速する新技術 切削シミュレーションが実現する新しい加工,機械 と工具, Vol.13, No.1, (2023), pp. 22-27.
- 郡司正人, 荒川創太,"ものづくり産業における技能継承の現状と課題に関する調査結果".独立行政法人 労働政 策研究・研修機構 2020 年 6 月 6 日 < https://www.jil.go.jp/press/documents/20190606.pdf >, (参照日 2022 年 1 月 18 日).
- 人見勝人,中村信人,切削加工の最適化に関する研究:最適性追求切削法の概念と実験結果,日本機械学会論文集,Vol.37,No.301,(1971),pp.1795-1802,DOI:10.1299/jsmemag.74.631_1048_2.
- Indrajit, M., and Kumar, R., P., A review of optimization techniques in metal cutting processes, Computers & Industrial Engineering, Vol.50, No.1-2, (2006), pp.15-34.
- 城崎健,坂本治久,伊東正頼,工具突出長さが主軸系動剛性に及ぼす影響,生産加工・工作機械部門講演会:生産 と加工に関する学術講演会, Vol. 10, (2014), pp. 43-44.

Kodama, H., Mendori, T., Watanabe, Y. and Ohashi, K., Construction of Grinding Wheel Decision Support System Using Random Forests for Difficult-to-cut Material, Precision Engineering, Vol. 84, (2023), pp.162-176.

- 薦田侑真,西田勇,佐藤隆太,白瀬敬一,機械学習と切削シミュレーションを用いた切削条件の自動決定システ
 ム,精密工学会関西地方定期学術講演会講演論文集,(2021), pp.2-3.
- Mana, X., Usuia, S., Jayantia, S., Teoa, L. and Marusich, T., D., A High Performance Computing Cloud Computing Environment for Machining Simulations, Proceedia CIRP, Vol. 8 (2013), pp.57-62.

盛元達雄,児玉紘幸,大橋一仁,非階層型クラスタリング手法およびアンサンブル学習を併用したボールエンド ミル切削条件決定支援手法,精密工学会大会学術講演会講演論文集,(2023)

新川真人, 栗本芳治, 射出成形金型の機構と製作法 (第8回), 成形加工, Vol. 32, No. 1, (2019), pp. 15-17. 佐久間大志, 朝倉彬仁, 山田航太朗, 廣垣俊樹, 青山栄一, 児玉紘幸, 機械学習を導入した工具カタログのデー

タマイニングプロセスの提案,日本機械学会論文集, Vol. 85, No. 877, (2019), DOI: 10.1299/transjsme.19-00215. 杉山聡,本質をとらえたデータ分析のための分析モデル,ソシム株式会社,初版代1刷(2022), pp. 372-375. 嶽岡悦雄,宮口孝司,岩部洋育,高硬度材の高速エンドミル加工に関する研究(第3報),精密工学会誌, Vol65,

No. 8, (1999), pp. 1131-1135. 田中久隆, 陸琳, 佐藤昌彦, Bernard. W. I., 円筒面のボールエンドミル加工に関する研究 加工誤差に及ぼす工具

Kodama, Moriya, Morimoto and Ohashi, Transactions of the JSME (in Japanese), Vol.91, No.946 (2025)

送り方向の影響,日本機械学会論文集 C 編, Vol.74, (2008), No.744, pp. 2072-2078, DOI: 10.1299/kikaic.74.2072. 安田玲,青山英樹, 宋哲源, エンドミル加工における工具たわみによる工具経路誤差補正に基づく高精度加工法, 精密工学会学術講演会講演論文集, (2020), pp. 782-783.

References

- Ewatari, T., Onishi, N. and Miyaguchi, T., New Technology to Accelerate Production Machining New Machining Enabled by Cutting Simulation, Machines and Tools, Vol.13, No.1, (2023), pp.22-27 (in Japanese).
- Gunji, M. and Arakawa, S., "Results of a Survey on the Current Status and Issues of Skills Transfer in the Manufacturing Industry", The Japan Institute for Labor Policy and Training (6 June 2020), available from <https://www.jil.go.jp/press/documents/20190606.pdf>, (accessed on 18 January 2022) (in Japanese).
- Hitomi, K. and Nakamura, N., Research on Cutting Optimization: Concept and Experimental Results of Optimality Pursuit Cutting Method, Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers (in Japanese), Vol.37, No.301, (1971), pp.1795-1802, DOI: 10.1299/jsmemag.74.631_1048_2
- Indrajit, M, and Kumar, R., P., A review of optimization techniques in metal cutting processes, Computers & Industrial Engineering, Vol.50, No.1-2, (2006), pp.15-34.
- Jozaki, K., Sakamoto H. and Itoh, M., Influences of protrusion length of tool on dynamic characteristics of spindle system, Production Machining and Machine Tool Division Lecture Meeting: Academic Lectures on Production and Machining, Vol.10 (2014), pp.43-44 (in Japanese).
- Kodama, H., Mendori, T., Watanabe, Y. and Ohashi, K., Construction of Grinding Wheel Decision Support System Using Random Forests for Difficult-to-cut Material, Precision Engineering, Vol. 84, (2023), pp.162-176.
- Komoda, Y., Nishida, I., Satou, R. and Shirase, K, Automatic Cutting Condition Determination System Using Machine Learning and Cutting Simulation, Proceedings of the Kansai Regional Conference of Japan Society for Precision Engineering, (2021), pp.2-3 (in Japanese).
- Mana, X., Usuia, S., Jayantia, S., Teoa, L. and Marusich, T., D., A High Performance Computing Cloud Computing Environment for Machining Simulations, Procedia CIRP, Vol. 8 (2013), pp.57-62.
- Morimoto, T., Kodama, H. and Ohashi, A Method to Assist in Determining Ball End-Mill Cutting Conditions by Combining Non-Hierarchical Clustering and Ensemble Method, Proc. of JSPE (CD-ROM), (2023) (in Japanese).
- Nikawa, M. and Kurimoto, Y., Injection Mold Mechanisms and Fabrication Methods (Part 8), molding, Vol32, (2019), No1, pp.15-17 (in Japanese).
- Sakuma, T., Asakura, A., Yamada, K., Hirogaki, T., Aoyama, E. and Kodama, H., Proposal of data mining process for tool catalog data introducing machine learning, Transactions of the JSME (in Japanese), Vol. 85, No. 877, (2019), DOI: 10.1299/transjsme.19-00215.
- Sugiyama, S., Analytical model for data analysis that captures the essence of the data, SOCIM Corporation, 1st printing of the first edition (2022), pp.372-375 (in Japanese).
- Takeoka, E., Miyaguchi, T. and Iwabe, H., High Speed End Milling of Hardened Steel. (3rd Report)., Journal of the Japan Society for advance, Vol65 (1999), No8, pp.1131-1135 (in Japanese).
- Tanaka, H., Lin, L., Satou, M. and Bernard W. I., Study on Ball End Milling of Cylindrical Surface, Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers (in Japanese), Vol.74 (2008), No.744, pp.2072-2078, DOI: 10.1299/kikaic.74.2072.
- Yasuda, R., Aoyama, H. and Song, C. W., High Precision Machining Method Based on Compensation of Tool Path Error Caused by Tool Bending in End Milling, Proc. of JSPE, (2020), pp.782-783 (in Japanese).