

科学研究費助成事業 研究成果報告書

令和 6 年 6 月 9 日現在

機関番号：12701

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21K03788

研究課題名（和文）刃先近傍の切りくず温度分布のモニタリングによる各種の工具摩耗状態の同時把握

研究課題名（英文）Simultaneous prediction of various kinds of tool wear around the cutting edge by monitoring the chip back surface temperature

研究代表者

篠塚 淳（Shinozuka, Jun）

横浜国立大学・大学院工学研究院・准教授

研究者番号：30282841

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,200,000円

研究成果の概要（和文）：生成直後の切りくず裏面の温度分布画像のみから、すくい面、逃げ面、主切れ刃側の境界摩耗、コーナー摩耗、副切れ刃側の境界摩耗の5種の摩耗量を、AI技術を使って同時に推定するシステムを構築した。工具ホルダーやコーナー半径を種々に変えて切りくず裏面の温度分布を赤外線サーモグラフィカメラで動画撮影し、その各フレーム画像を入力データとした。推定精度はすくい面摩耗は7ミクロン程度であったが、他4種は数十マイクロン程度であった。ヒートマップ分析より、すくい面摩耗は、切りくず裏面の全体的な温度では無く、明らかに、生成直後の切りくずの両端部、特に副切れ刃側の温度分布を見て摩耗量を推定していることが分かった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

旋削工具刃先の各所の工具摩耗の発達状況は、AI技術を使えば、生成直後の切りくず裏面の温度分布を計測するだけで同時に推定できる可能性があることが分かった。なお、本研究は全て乾式で実施したが、MQL程度で、大きな水溜まりや水滴等が発生しない状況であればサーモグラフィカメラで切りくず裏面の温度分布は計測できる。AIの推定精度をより向上させれば、ヒートマップ等の分析により、各種の工具摩耗が切りくず裏面の何処の温度分布にどの様に影響を与えているのかをより明らかにすることができ、得られる知見は、摩耗がある工具での工具刃先近傍の被削材材料の変形場を知る一助となり、より詳細な切削機構の解明に繋がると考える。

研究成果の概要（英文）：This study has developed a prediction system of the amounts of five kinds of tool wear, such as crater wear, flank wear, notch wear at the main cutting edge, corner wear and notch wear at the minor cutting edge, using an image of the chip back surface temperature around the cutting edge by employing AI technology. Input data for the AI system was each image of a movie shooting with an infrared thermography camera attached with a telephoto microscope developed. The data were prepared through the cutting experiments under various cutting conditions by changing the tool holder and indexable insert. The mean prediction error was around 7 microns for the rake wear, while it was several dozen microns for the other wear. Analyzing heatmap revealed that the AI system focuses clearly on both the edge of the chip in the vicinity of the cutting edge, especially, the edge around the minor cutting edge, when it predicts the amount of the crater wear.

研究分野：切削加工

キーワード：切削 工具摩耗 切りくず 温度 AI画像認識

様式 C-19、F-19-1 (共通)

1. 研究開始当初の背景

加工面品位を劣化させる切削工具の摩耗は、すくい面や逃げ面など、工具刃先の各所で同時に複合的に発達する。これら各種の摩耗の発達速度は、被削材種と工具材種の組み合わせや切削条件に大きく依存するため予測することは非常に難しい。よって、切削加工の高精度化や高能率化には、切削中にリアルタイムで、各所の工具摩耗の発達状況を詳細に把握することが肝要となる。

工具摩耗が発達すると、被削材と工具の接触域の幾何形状が変化するので、接触域近傍の被削材のせん断域の弾塑性変形場が変化し、かつ、接触域の摩擦状態も変化する。このため一般的には温度が上昇する。工具と被削材の接触域の温度は、切りくず内部を通り裏面側（自由表面側）へと伝導するから、各所の工具摩耗状態と生成直後の刃先近傍の切りくず裏面の温度には何らかの相関があるはずである。切りくず裏面の温度分布は赤外線サーモグラフィで計測可能であるから、人工知能 (AI) による画像認識技術を適用することで、切りくず裏面の温度分布画像のみから、工具刃先の各所で同時に複合的に発達する各種の工具摩耗量を推定できるのでは、と考えたのがこの研究開始の背景である。

2. 研究の目的

本研究は、AI の画像認識技術を利用して、刃先近傍の切りくず生成直後の切りくず裏面の温度分布の画像だけから、すくい面摩耗 KT [μm], 逃げ面摩耗 VBB [mm], 主切れ刃側境界摩耗 VBN_{main} [mm], コーナー摩耗 VBC [mm], 副切れ刃側境界摩耗 VBN_{minor} [mm] の 5 種の工具摩耗量を同時に推定するシステムを構築することを目的とする。また、AI が各種の工具摩耗に対して切りくず裏面のどの個所の温度やその分布に注目しているのかを分析することで、各所の工具摩耗が切りくず裏面の温度分布に与える物理的な影響を明らかにすることができそうであるので、この点も検討することを目的とする。

3. 研究の方法

(1) AI の教師データを蓄積するために、各種の切削条件における、刃先近傍の生成直後の切りくず裏面（自由表面側）の温度分布を、図 1 に示す申請者の開発した望遠マイクロスコープシステムを搭載した赤外線サーモグラフィカメラを用いて動画で計測した。これは刃先点から 250 mm 離れた位置から倍率 1.3 倍で刃先近傍の切りくず裏面の温度分布を計測できる装置である。なお、動画の撮影速度は 54 FPS である。多様な切削条件下でのデータを獲得するため、3 種類の工具ホルダーを用い、また、刃先交換チップも材質の他、コーナー半径も 2 種類変えた。変化した切削条件は、工具材種 (K10, P20), コーナー半径 r_f (0.8, 1.2 mm), 切れ刃傾き角 λ ($0, -5^\circ$), 直角すくい角 γ_n ($+5, -6, -8^\circ$), アプローチ角 Ψ ($15, 45^\circ$), 切削速度 ($131\sim 146\text{ m/min}$) であり、被削材 S45C, 切り込み量 2.0 mm , 送り量 0.25 mm/rev は固定とした。図 2 に新品の刃先交換チップの場合の動画撮影した 1 フレーム画像の例を示す。同図より、同一切り込み量, 送り量で, 切削速度も概ね同一の場合, 切りくず裏面の温度分布は, アプローチ角 Ψ が大きくなると高くなり, また, 直角すくい角 γ_n が高くなると低くなる事が分かる。これより, 各種の工具摩耗量は, 切りくず裏面全域の平均あるいは最高温度のみだけでは推定することができないことが想像できる。用意したデータセットは 60 セットであり, 51 セットを教師データに, 9 セットを学習には使わず, 予測用を使用した。各データセットの典型的な摩耗形態の例を図 3 に示す。各データセットは切削時間 2~4 秒間の動画 (54 FPS) であり, その各フレーム 1 コマずつが入力画像となる。画像の構図 (切りくずの位置など) による作為性を除去するため, 教師データ数を増やすために, 1 枚のフレーム画像は, 左右反転, 上下反転, 左右上下反転の画像を足して 3 倍に増やした。この操作により, 教師データ数は, 画像サイズ (288, 381) の画像が 34044 枚とした。

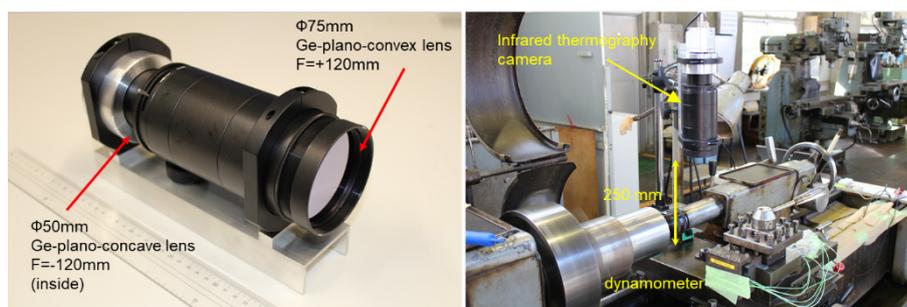


図 1 開発した望遠マイクロスコープシステムと温度分布計測の様子

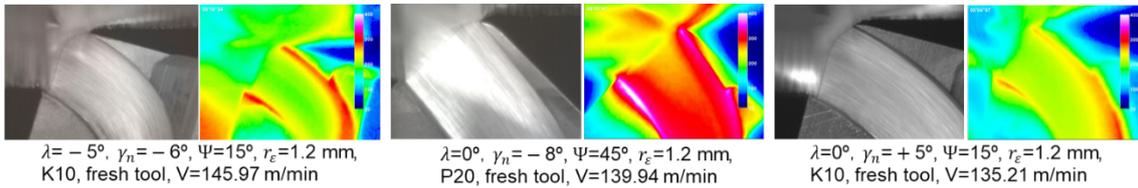


図2 刃先近傍の切りくず裏面の可視光画像と温度分布画像の例

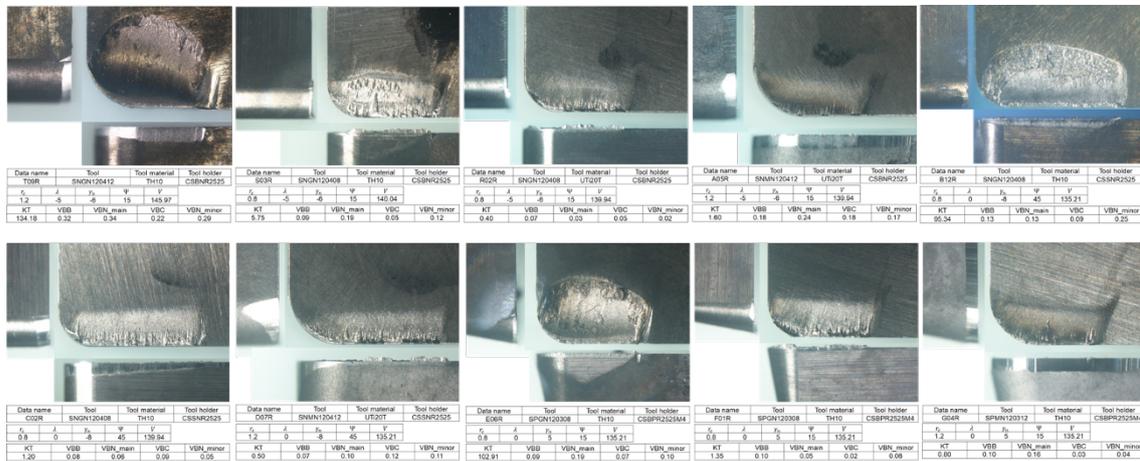


図3 各データセットの工具摩耗形態の例

(2) 図4は構築したAIモデルである。本AIモデルは、1枚の画像から5種の摩耗量(すくい面摩耗KT, 逃げ面摩耗VBB, 主切れ刃側境界摩耗VBN_main, コーナー摩耗VBC, 副切れ刃側境界摩耗VBN_minor)を同時に推定する、機械学習の回帰に属するものである。プログラムは、AIオープンソースのTensorflow+Kerasを使って作成した。モデル構成は、目や脳の受容野から大脳皮質の構造を参照し、また、画像認識に有効な、スキップ接続を含むResNETやDenceNETの機構、完全pre activation法を組み込んだものである。畳み込み時に用いる畳み込み核の大きさは、読み込む特徴量マップのサイズに依存し、どの大きさを選択するかによって認識レベルが変わるものと推察される。そこで、畳み込み核のサイズによる作為性を除くために、本モデルは、初段は3種の畳み込み核((3,3), (5,5), (13,13))をもつResNETグループを並列に配置し、それぞれで得られた特徴量を統合した結果を中段のDenceNETグループに入れ、さらに特徴量を集約して抽出し、最終の階層型ニューラルネットワーク層に流す機構とした。階層型ニューラルネットワーク層の初段は、2層の隠れ層がありDenseNET型のスキップ接続と完全pre activation法を採用している。

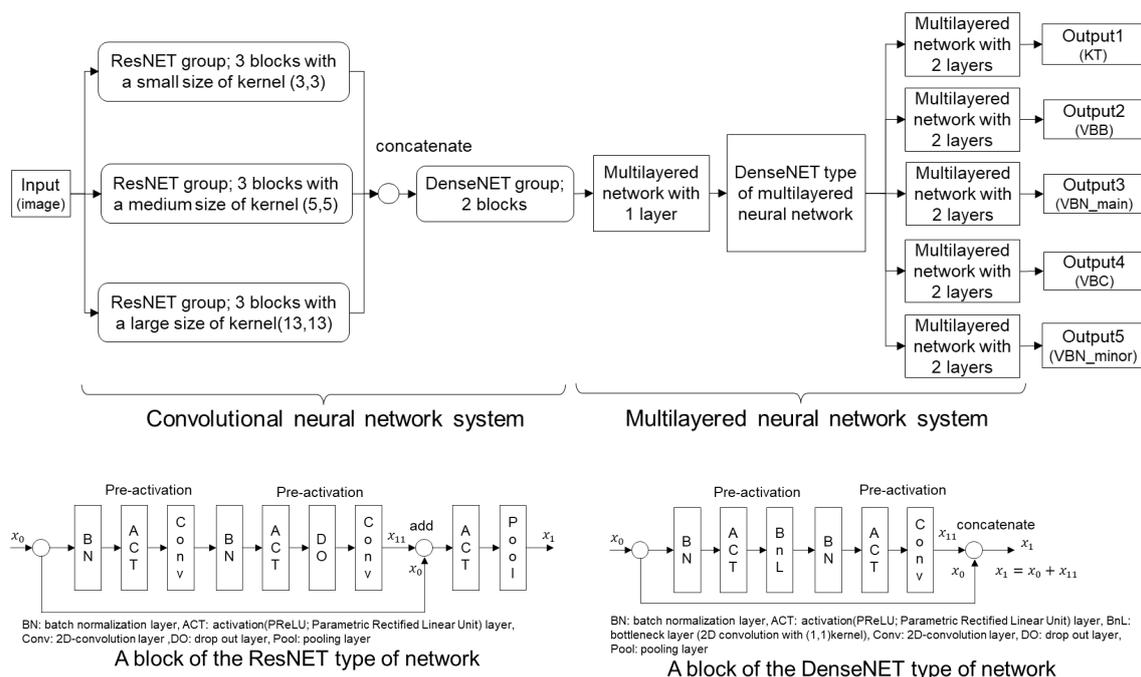


図4 本研究で構築したAIモデル

4. 研究成果

(1) 本 AI モデルは、あるデータセット (動画) の一連の画像を読み込めば、5種の工具摩耗量を推定する。よって摩耗の時間推移を見ることができる。図5に、未学習のデータの切削時間に対する摩耗量の推移を推定した結果の例を示し、表3には、未学習のデータを使った推定結果を示す。参考のために、教師データであるデータセット T07R の結果も掲載してある。

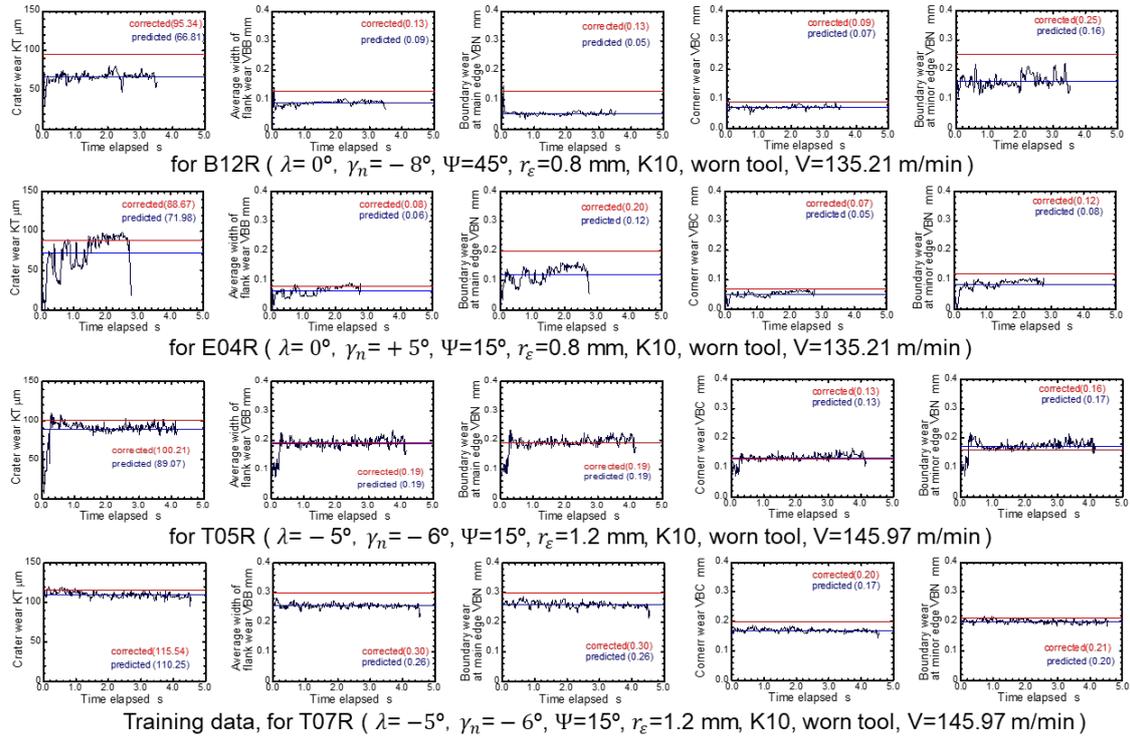


図5 AI推定した切削時間に対する各種工具摩耗量の推移

表3 未学習のデータを使った推定結果 (誤差)

Data	condition						Correct value v_c					Predicted value v_p					Error $v_p - v_c$					
	Tool	r_e	λ	γ_n	Ψ	V	KT	VBB	VBN_main	VBC	VBN_minor	KT	VBB	VBN_main	VBC	VBN_minor	KT	VBB	VBN_main	VBC	VBN_minor	
1	B12R	K10	0.8	0	-8	45	135.21	95.34	0.13	0.13	0.09	0.25	66.81	0.09	0.05	0.07	0.16	-28.53	-0.04	-0.08	-0.02	-0.09
2	C02R	K10	0.8	0	-8	45	139.94	1.20	0.08	0.06	0.09	0.05	0.15	0.07	0.05	0.09	0.03	-1.05	-0.01	-0.01	0.00	-0.02
3	D06R	P20	1.2	0	-8	45	139.94	0.35	0.20	0.18	0.15	0.15	0.82	0.09	0.05	0.11	0.04	0.47	-0.11	-0.13	-0.04	-0.11
4	E04R	K10	0.8	0	+5	15	135.21	88.67	0.08	0.20	0.07	0.12	71.98	0.06	0.12	0.05	0.08	-16.69	-0.02	-0.08	-0.02	-0.04
5	F02R	K10	0.8	0	+5	15	135.21	1.40	0.09	0.05	0.06	0.09	0.28	0.08	0.06	0.03	0.03	-1.12	-0.01	-0.01	-0.03	-0.06
6	G05R	K10	1.2	0	+5	15	135.21	1.45	0.02	0.04	0.02	0.01	3.71	0.05	0.02	0.04	0.03	2.26	0.03	-0.02	0.02	0.02
7	R02R	P20	0.8	-5	-6	15	139.94	0.40	0.07	0.03	0.05	0.02	0.64	0.1	0.07	0.11	0.11	0.24	0.03	0.04	0.06	0.09
8	T05R	K10	1.2	-5	-6	15	145.97	100.21	0.19	0.19	0.13	0.16	89.07	0.19	0.19	0.13	0.17	-11.14	0.00	0.00	0.00	0.01
9	T11R	K10	1.2	-5	-6	15	145.97	19.44	0.13	0.23	0.09	0.15	23.35	0.17	0.1	0.08	0.16	3.91	0.04	-0.13	-0.01	0.01
10	T07R	K10	1.2	-5	-6	15	145.97	115.54	0.30	0.30	0.20	0.21	110.25	0.26	0.26	0.17	0.20	-5.29	-0.04	-0.04	-0.03	-0.01

Note: T07R is teaching date

未学習のデータを使った推定結果 (平均絶対誤差, 平均絶対誤差率)

Data	Tool	Mean absolute error $ v_p - v_c $					Mean absolute error ratio $\frac{ v_p - v_c }{v_c}$ %				
		KT	VBB	VBN_main	VBC	VBN_minor	KT	VBB	VBN_main	VBC	VBN_minor
1	B12	28.53	0.04	0.08	0.02	0.09	29.92	30.77	61.54	22.22	36.00
2	C02	1.05	0.01	0.01	0.00	0.02	87.50	12.50	16.67	0.00	40.00
3	D06	0.47	0.11	0.13	0.04	0.11	134.29	55.00	72.22	26.67	73.33
4	E04	16.69	0.02	0.08	0.02	0.04	18.82	25.00	40.00	28.57	33.33
5	F02	1.12	0.01	0.01	0.03	0.06	80.00	11.11	20.00	50.00	66.67
6	G05	2.26	0.03	0.02	0.02	0.02	155.86	150.00	50.00	100.00	200.00
7	R02	0.24	0.03	0.04	0.06	0.09	60.00	42.86	133.33	120.00	450.00
8	T05	11.14	0.00	0.00	0.00	0.01	11.12	0.00	0.00	0.00	6.25
9	T11	3.91	0.04	0.13	0.01	0.01	20.11	30.77	56.52	11.11	6.67
10	T07	5.29	0.04	0.04	0.03	0.01	4.58	13.33	13.33	12.82	4.76
mean		7.27	0.03	0.06	0.02	0.05	66.40	39.78	50.03	39.84	101.36

Note: T07R is teaching date. Mean value was calculated excepting for T07R data.

平均絶対誤差は、すくい面摩耗 (KT) で 7.27 μm , 逃げ面摩耗 (VBB); 30 μm , 主切れ刃側の境界摩耗 (VBN_main); 60 μm , コーナー摩耗 (VBC); 20 μm , 副切れ刃側の境界摩耗 (VBN_minor) ; 50 μm であった。誤差率で見ると、例えば摩耗量が小さい G05R などでは率としては大きくなり、平均して 59.48% の精度であった。データセット "T" は比較的推定精度が高いのは、図 5 から分かるように、動画の時間 (切削時間) が 4 秒程度と教師データの画像数が他のデータセット (切削時間は 2 秒程度) よりも多いためと推察している。5 種の工具摩耗の中では、数値の絶対値で

見れば、すくい面摩耗の推定精度が他の摩耗に比べて高そうであるが、誤差率で見れば、逃げ面摩耗とコーナー摩耗も悪くはない結果となった。注目すべきは、図2に示したように、アプローチ角 $\Psi = 45^\circ$ の切りくず裏面の温度はアプローチ角 $\Psi = 15^\circ$ のそれよりも高い。図6にアプローチ角 $\Psi = 45^\circ$ のD06Rとアプローチ角 $\Psi = 15^\circ$ のT05Rの切りくず裏面温度分布を示す。D06Rの切りくず温度はT05Rと比べて全体的に温度が高い。一方、D06Rのすくい面摩耗量KTは $0.35 \mu\text{m}$ と非常に小さく、T05Rは $100.21 \mu\text{m}$ と非常に大きい。切りくず裏面の全体の平均温度で見ればD06Rは高いので、すくい面摩耗が発達しているように見えるが、実はそうでは無く、AIもこの点を正しく判定している。つまり、切りくず裏面の全体の平均温度だけで摩耗量を判定しているわけではないことが分かる。温度分布を見れば、すくい面摩耗量の小さいD06Rは、切りくず幅方向で分布が小さい様に見えるが、すくい面摩耗量の大きいT05Rは切りくず幅の中央部で低く、両端で高く、特に、生成直後の副切れ刃側の切りくず端面の温度が高い。AIは、こうした切りくず幅方向の温度分布を見て、すくい面摩耗量を推定しているものと推察できる。

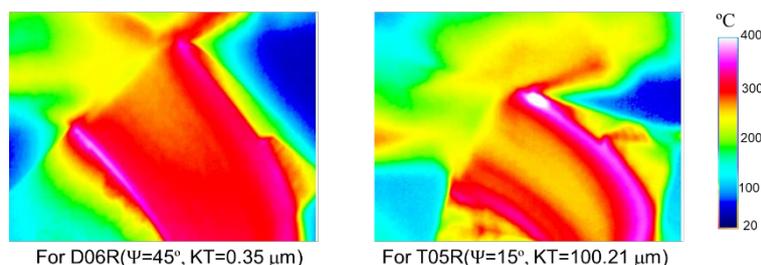


図6 D05RとT05Rの切りくず裏面の温度分布

(2) AIが切りくず裏面のどの個所の温度や分布に着目し、各種の工具摩耗量を推定しているのかを把握することが非常に興味深い。そこで、各摩耗に対するDenceNETグループの最終の結合層でのヒートマップ画像を分析した。5種の工具摩耗は同時にそれぞれの摩耗速度によって発達するため、各種の摩耗量が切りくず裏面の温度分布に及ぼす影響は独立ではなく相関があるはずである。したがって、ヒートマップを見て、各種の工具摩耗の量と切りくず裏面の温度分布を独立に評価することはできないが、ここでは、比較的推定精度が高かった、すくい面摩耗KTについて検討した。図7は、すくい面摩耗量KTが大きい場合と、小さい場合のヒートマップの比較である。図ではその他4か所の摩耗に対するヒートマップ画像も掲載している。

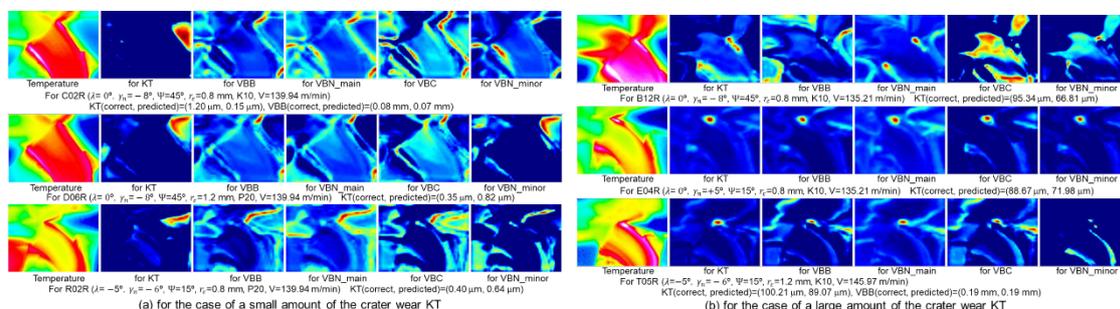


図7 すくい面摩耗量 (KT) の大小に着目したヒートマップ

すくい面摩耗KTのヒートマップを見ると、すくい面摩耗量による明らかな相違が認識できる。すくい面摩耗量が小さい場合には、切りくず裏面全域で何の反応もないが、すくい面摩耗量が大きい場合には、刃先近傍の副切れ刃側の端面で強く反応していることが分かる。この反応は、切りくず裏面全域の平均温度とは無関係である。AIは、すくい面摩耗に対しては、生成直後の副切れ刃側の切りくず端面の温度とその周囲の分布形状によって、その摩耗量を推定していると推察できる。その他4種の摩耗量についても検討したが、推定精度があまり高くなかったので明瞭な差異は分からなかったが、摩耗量が大きくなると、ヒートマップ画像のコントラストやシャープネスが上がっていく傾向はあるように見えた。

(3) 切削の加工能率に大きな影響を及ぼす工具刃先の各所の工具摩耗の発達状況は、AI技術を使えば、生成直後の切りくず裏面の温度分布を計測するだけで同時に推定できる可能性があることが分かった。なお、本研究は全て乾式で実施したが、MQL程度で、大きな水溜まりや水滴等が発生しない状況であればサーモグラフィカメラで切りくず裏面の温度分布は計測できる。AIの推定精度をより向上させれば、ヒートマップ等の分析により、各種の工具摩耗が切りくず裏面の何処の温度分布にどの様に影響を与えているのかをより明らかにすることができる。得られる知見は、摩耗がある工具での工具刃先近傍の被削材材料の変形場を知る一助となり、より詳細な切削機構の解明に繋がると考える。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計1件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 篠塚 淳
2. 発表標題 AI画像認識による旋削中の工具摩耗量の推定
3. 学会等名 2022年度精密工学会秋季大会学術講演会
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------