

令和 5 年 5 月 25 日現在

機関番号：57301

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2020～2022

課題番号：20K04205

研究課題名（和文）ディープラーニング（CNN）を用いた機上計測可能な砥石作業面解析システムの開発

研究課題名（英文）Development of grinding wheel surface analysis system enabling on-board measurement using deep learning (CNN)

研究代表者

川下 智幸（Kawashita, Tomoyuki）

佐世保工業高等専門学校・電子制御工学科・教授

研究者番号：00270380

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,300,000円

研究成果の概要（和文）：研削加工は、高精度な仕上げ面が形成されることから普及している。その仕上げ面は、砥粒切れ刃の分布、形状により大きな影響を受けることから、砥粒切れ刃の計測は重要である。研究では、研削盤に搭載した画像取得装置を用いて加工過程における砥石作業面画像を取得し、その画像を用いて研削性能低下につながる目づまり、砥粒切れ刃の粗・密等が発生している砥面領域を深層学習（CNN）させることにより砥面状態を分類できる学習器を構築した。その学習器を用いて、研削過程での砥面画像を分類することで、砥面状況を定量的に把握することができた。これにより、ドレッシングの良否、ドレッシングタイミングを適切に管理できることがわかった。

研究成果の学術的意義や社会的意義

これまでの研究では、個々の砥粒切れ刃の計測や砥粒切れ刃の進行方向に対して直線的な間隔（連続切れ刃間隔）を用いた解析が主流であった。本研究では、加工精度に影響を与える砥石表面の研削性能の低下につながる現象（目づまり、脱落、突き出し量が少量により結合剤面が早期に最外周面に露出）の発生要因となる複数個の砥粒切れ刃分布領域までを関連づけた解析が実現できた。また、研究成果は、優れた砥粒分布を示す指数にもなることから、砥石開発や製造工程管理での重要な制御すべき指針にも活用できる。また、開発した本計測システムをNC工作機において機能として付加することで、更なる高精度な加工にも寄与できる。

研究成果の概要（英文）：Grinding is widely used because it produces a high-precision finished surface. The finished surface is greatly affected by the distribution and shape of the abrasive grain cutting edges, so the measurement of the abrasive grain cutting edges is important. In this study, we used an image acquisition system mounted on a grinding machine to acquire images of the grinding wheel surface during the machining process. Using these images, we constructed a learning unit that can classify the condition of the grinding wheel surface by deep learning (CNN) of the areas where clogging, coarse or dense abrasive cutting edges, etc., which lead to reduced grinding performance, occur. By using this learner to classify images of the grinding wheel surface during the grinding process, we were able to quantitatively understand the condition of the grinding wheel surface. This enables appropriate management of the dressing process and the dressing timing.

研究分野：砥粒加工

キーワード：研削加工 砥粒加工 砥石画像 ディープラーニング 深層学習 画像処理 機上計測

1. 研究開始当時の背景

(1) 砥粒加工は、高精度な仕上げ面が実現できる加工法として普及している。特に、理想的な加工が実現できた場合は、被削面は、加工に参与する砥粒部（以下、砥粒切れ刃と記述する）の形状が転写され形成される。したがって、砥粒切れ刃の計測は、さらなる精密加工を実現させるためには極めて重要な研究課題であるが、実用的な計測システムは確立されていない。

(2) これまで行われていた研究では、個々の砥粒切れ刃の計測や砥粒切れ刃の進行方向に対して直線的な間隔（連続切れ刃間隔）を用いた解析が主流で、本研究が提案するように、任意の複数個の砥粒切れ刃分布領域までを関連づけた解析は行われていない。

(3) 産業界において砥石の管理（ドレッシングや砥石交換）は、主として以下のように行われている。①熟練者が、経験的（官能評価）に砥石作業面の良否を判断・管理している。②NC研削盤では、設定された時間が経過するとドレッシングや砥石交換が行なわれる。このように、重要な加工法にも関わらず、砥石作業面の状態を定量的に計測し、それを評価基準に反映させる技術は確立されていない。

2. 研究の目的

(1) 工作物の仕上げ面は、砥石作業面の砥粒切れ刃の分布や形状により大きな影響を受けることから、その計測は極めて重要である。これまでに、筆者らは、個々の砥粒切れ刃に着目し、画像処理を用いて砥石作業面を定量的に評価してきたが、作業面には無数の砥粒が不規則に固着されているため、個々の砥粒形状と複数の砥粒の相対的な位置関係などにより被削材表面性状に影響を及ぼすことが考えられる。その課題を解決できる手法¹⁾として、砥粒切れ刃の進行方向（前方）に対し、広範囲の任意領域を学習領域（解析域）として評価できるディープラーニングによる解析法を開発し、研削過程での砥面変化の解析を行う。

3. 研究の方法

(1) 機上計測と画像取得

研削盤に搭載可能な画像取得システムを開発し、研削過程における砥石作業面画像を取得した。取得した砥面作業面画像は、研削過程において同じ砥面位置画像を取得できる。

(2) ディープラーニングによる解析

図1に、CNN (Convolutional neural network) を用いた研削過程における解析法の概要を示す。砥石作業面には、研削量に対応した劣化（目詰まりや摩耗など）を示す特徴域が現れてくる。特徴域が判断できる任意領域を学習域としてデータセットを作製した。作製したデータセットを、画像の認識・分類に特化したCNNで学習し、砥石作業面状態の分類モデルを構築した（図1(a)）。そして、取得した全域の砥石作業面画像を用い、砥石表面に占める領域を4種類に分類できるようにした。

なお、ここでは分類数を4種類で示したが、その分類は任意数で解析できるので、目的にあわせてさらに細かい解析も可能である。

(3) 研削過程における砥面変化の解析と検討

研削過程で取得した画像を用いて、図1(b)のように、構築した学習器により、任意研削量の砥石作業面全域に対し、この発生割合（個数）と工作物仕上げ面粗等との関係を比較、評価した。これにより、視覚的かつ定量的にドレッシング（以下、ドレス）の良否、ドレッシングタイミング（以下、ドレスタイミング）を評価、判断できるようになった。

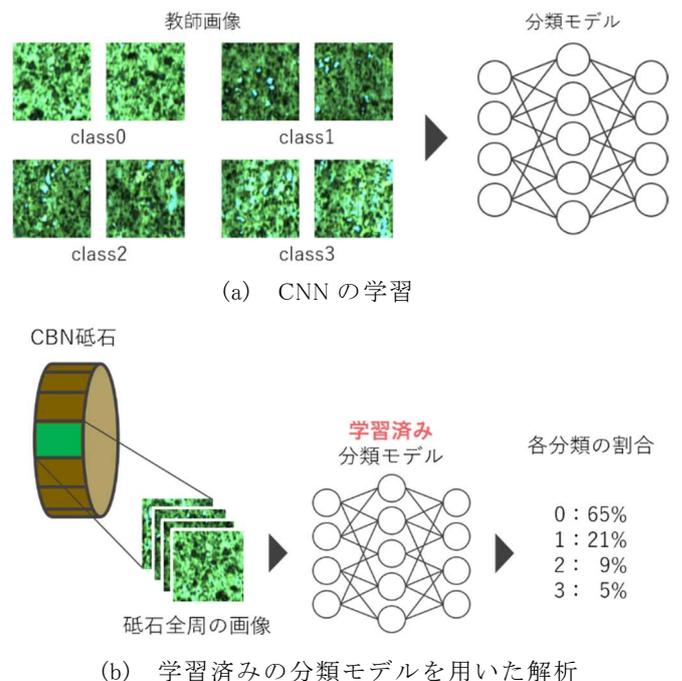


図1 CNNを用いた研削過程における解析法の概要

4. 研究成果

表 1 に、開発環境および研削条件を示す。解析に用いた砥石は、粒度 200 番および 400 番のメタルボンド CBN 砥石で、ドレス直後から研削過程において、一定の研削量で作業面画像を取得し、得られた画像を用いて解析を行った。

表 1 開発環境および研削条件

開発環境	研削条件
OS : Windows10	砥石 : #200, #400メタルボンドCBN
Python : 3.6.10	加工ワーク : SKD-11(HRC60-62)
pytorch : 1.2.0	砥石回転数 : 1800rpm
CUDA : 10.0	テーブル速度
cuDNN : 7.4	左右 : 10m/min, 前後 : 0.2m/min
	砥石切込み : 2μm

(1) 機上計測

図 2 は、開発した画像取得システムを研削盤に搭載した外觀図である。図 3 に取得した砥石作業面画像の 1 例を示す。図のように学習器では、□256pix (750μm) を解析領域 (分割領域) として CNN による解析を行った。

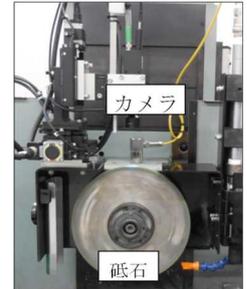


図 2 画像取得システム外觀

(2) 学習器 (CNN) の構築

図 4 のように class0 (ドレス直後), class1 (研削初期の砥粒摩耗), class2 (目詰まり), class3 (砥粒摩耗が進み結合剤面が最外周面に露出) に分類する CNN を構築している。表 2 に学習器の評価を示す。分類精度としては、解析に必要な精度は十分得られていると判断できる。

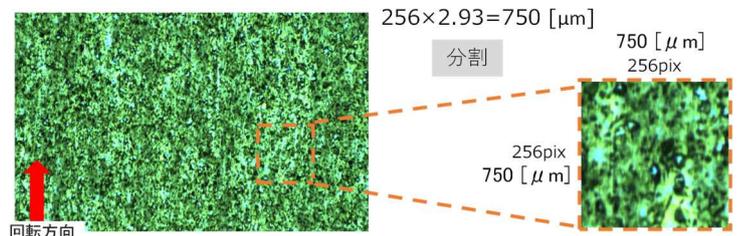


図 3 砥石作業面取得画像と解析領域

(3) 研削過程での解析

図 5 に、この学習器 (CNN) を用いて、ドレス直後および研削過程での砥石全周における分類結果を示す。図のように、砥石作業面の状態を分類割合として解析できている。

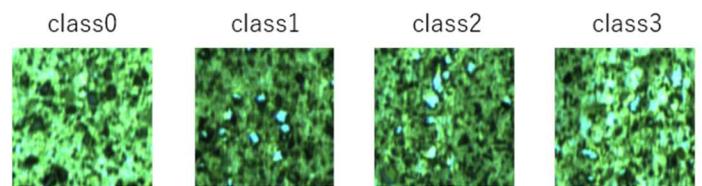


図 4 特徴域の分類

ドレス後, 再ドレス後では, class0 の割合が 97% 以上になっており良好なドレスが実施できていることがわかる。ドレス後から研削量が初期の状況では, class1, 2 は同じ割合を示している。砥面画像の変化を確認したところ, 砥粒切れ刃逃げ面の増加・破壊, 目詰まりの付着・脱落を繰り返していることがわかった。一方で, class3 は, 研削量が 6000mm³ を超えると増加していることがわかる。class3 の状態は, 結合剤面が最外周面に露出しており, 上滑り状態の領域になると推察される。この割合が砥石全周域で不均一に発生すると, 工作物表面には, たたき目の発生を確認にした。よって, class3 は, ドレスタイミングを示す指数として活用できる。

表 2 学習器の評価

		出力クラス			
		Class0	Class1	Class2	Class3
入力クラス	Class0	91.70%	0%	0%	8.30%
	Class1	0%	82.40%	16.90%	0.70%
	Class2	0%	20.80%	63.50%	15.70%
	Class3	3.10%	0%	19.20%	77.70%

(4) 研究成果の展開への期待

研究成果は、優れた砥粒分布を示す指数にもなることから、砥石開発や製造工程管理での重要な制御すべき指針に活用できる。また、本計測システムを NC 工作機での機能付加 (機上計測) として展開することで、更なる高精度な研削加工にも寄与できると推察でき、普及することが期待される。

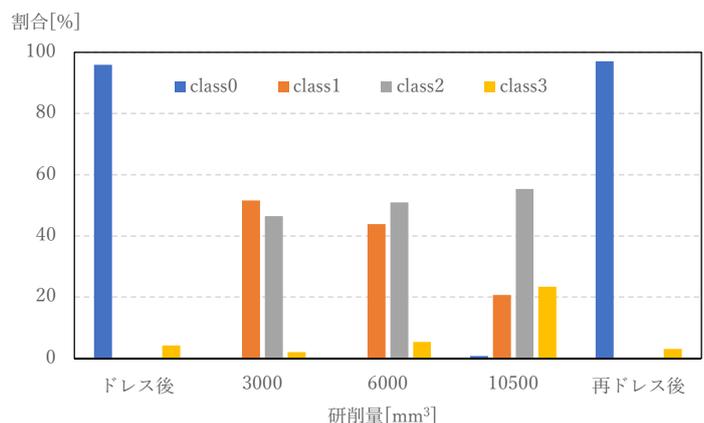


図 5 研削過程における各分類の割合

<引用文献>

- 坂口, 川下, 松尾: 研削工具砥面評価装置とその学習器, 評価プログラムおよび評価方法, 特許第 6660636 号 (2018)

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計3件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 川下智幸, 坂口彰浩, 鉢峰拓海, 松尾修二
2. 発表標題 ディープラーニングを用いた機上計測による砥石作業面の解析-第1報: ドレスタイミングの定量的評価, その1-
3. 学会等名 2021年度砥粒加工学会学術講演会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 坂口彰浩, 川下智幸, 鉢峰拓海, 松尾修二
2. 発表標題 ディープラーニングを用いた機上計測による砥石作業面の解析-第2報: ドレスタイミングの定量的評価, その2-
3. 学会等名 2021年度砥粒加工学会学術講演会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 末永柊輝, 坂口彰浩, 川下智幸, 松尾修二
2. 発表標題 深層学習を用いたダイヤモンドワイヤ表面性状の分類
3. 学会等名 2021年度精密工学会中国四国支部・九州支部共催岡山地方講演会
4. 発表年 2021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
研究分担者	坂口 彰浩 (Sakaguchi Akihiro) (00332099)	佐世保工業高等専門学校・電子制御工学科・教授 (57301)	

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
---------	---------