

ニューラルネットワークを用いた複雑形状金型の工程設計支援システムの開発

東京農工大学 ○橋本 真由, 東京農工大学大学院 ◎中本 圭一

要 旨

複雑な形状の金型を高品位に切削加工することが求められている。しかし、その工程設計は熟練技能者に依存しており、加工ノウハウは暗黙知となっている。そこで本研究では、過去の工程設計事例と人工知能技術を基に、技能の伝承と工程設計の自動化による加工準備時間短縮を目的とした、金型意匠面の工具経路パターンを推定するシステムを開発し、過去の工程設計事例と比較するケーススタディにより有用性を検証したので報告する。

1. 緒 論

多くの工業製品の生産には金型が用いられており、近年ではより複雑な形状の金型意匠面を高品位に加工することが求められている。しかし、加工結果を大きく左右する工程設計は未だに熟練技能者に依存しており、属人的でかつ自動化の妨げとなっている。したがって、卓越した技能の伝承、自動化による加工準備時間の短縮に向け、複雑な形状を含む金型を対象とした工程設計支援 (CAPP: Computer Aided Process Planning) システムの開発が望まれている。

2. CAPP システム

CAD ソフトウェアや CAM ソフトウェアなどのコンピュータ支援技術は、高効率な切削加工を実現するために不可欠である。しかし、市販の CAM ソフトウェアでは、NC プログラム生成のために様々なデータを入力する必要がある。しかし、加工方法や加工箇所などを決定した後に手動でそれらの情報を入力する必要があるため、加工開始までに長い時間を浪費する。このため、CAD ソフトウェアと CAM ソフトウェアの架け橋となる CAPP システムの開発による加工準備時間の短縮が強く望まれている。また、加工フィーチャの認識、適切な加工方法の選択、自動的な加工順序の決定などにより、高効率な切削加工を成し遂げるためには、工程設計の標準化も重要である。

目標形状の特徴領域を検出するフィーチャ認識などの技術を用いたルールベース型の CAPP システムがこれまで盛んに研究されてきたが、円柱や直方体などで構成される単純な目標形状を対象としていた。しかし、工程情報として決定するためのパラメータが極めて多い金型意匠面のような複雑形状の工程設計を一般化することは困難であった^{1,2)}。一方、一般化が困難な問題に対し、妥当な値を推定できる手法としてニューラルネットワーク (NN: Neural Network) が知られている。NN は、複雑形状のフィーチャ認識に既に適用されており³⁾、工具管理システムの利用にも取り組まれている⁴⁾。しかし、工具経路パターンなど工程情報の決定に用いた取り組みはなかった。そこで本研究では、過去の工程設計事例と NN を用いて、自由曲面などの複雑な形状を含む金型意匠面の CAPP システムの開発を目的とする。

本研究において提案する NN を用いた CAPP システムの概要を **図 1** に示す。本システムでは、目標形状の CAD モデルを入力し、加工面 (金型意匠面) ごとに推定した工具経路パターンを加工面の色情報として出力する。3 種類の工具経路パターンを対象とし、等

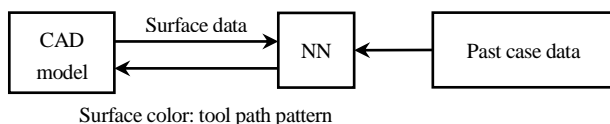


Fig. 1 Overview of the developed CAPP system

高線経路を赤、走査線経路を緑、面沿い経路を青で CAD モデル上に出力する。また、過去の工程設計事例から入力用教師データとして抽出した面の種類や座標値、曲面の半径などの加工面の幾何情報と、出力用教師データとして RGB 値に変換した色情報を NN に学習させる。なお、本研究では CAD ソフトウェアとして Siemens 社の NX を用い、システム開発には NX の API を使用してプログラム言語に C# を用いた。

3. ニューラルネットワーク構造

パーセプトロンは、NN の起源となるアルゴリズムである⁵⁾。パーセプトロンの基本的な構成要素は、**図 2** で示すニューロンと重みである。重みにおいて、正の値は興奮関係、負の値は抑制関係を意味する。入力された信号はニューロンのそれぞれの重みが乗算されて合算される。入力信号の総和は活性化関数を用いて、出力信号に変換される。

NN は広範囲にわたる分類問題に有効であることが知られており、本研究において用いるネットワーク構造は、非線形回帰問題と分類問題のために広く用いられている多層パーセプトロン (MLP) である⁶⁾。様々なネットワーク構造間の学習に用いられている技術であるバックプロパゲーション (BP) も用いる⁷⁾。ネットワーク構造の詳細と開発したシステム内の各層のニューロン数を **図 3** に示す。ま

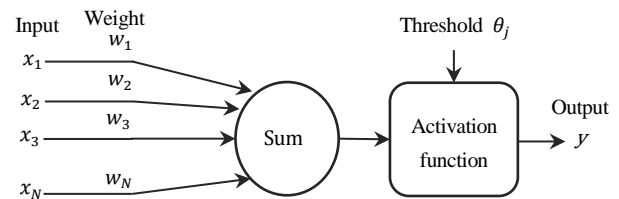


Fig. 2 Basic components of a perceptron

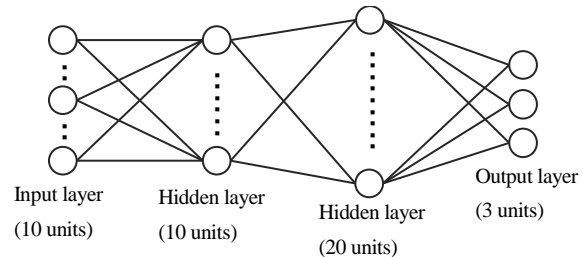


Fig. 3 Architecture of neural network

Table 1 Neural network conditions

Activation function	ReLU (Rectified Linear Unit)
Loss function	Categorical cross entropy
Gradient descent method	Mini-batch method
Optimization algorithm	Adam
Max epoch	200

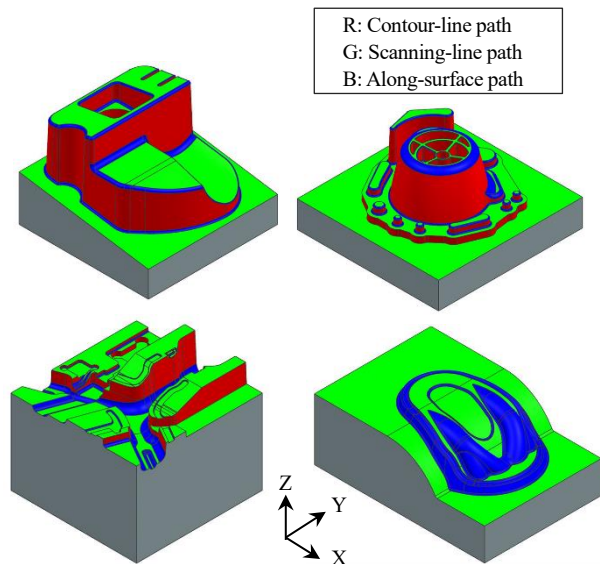


Fig. 4 Examples of teacher data as CAD model

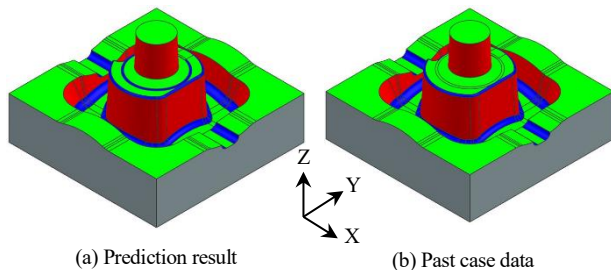


Fig. 5 Prediction result of tool path pattern

た、システム内の NN で用いた関数やアルゴリズムなどをまとめて表 1 に示す。活性化関数には ReLU, 損失関数には Categorical cross entropy, 勾配降下法にはミニバッチ法, 最適化手法には Adam を用いた。また、学習回数は最大で 200 回とした。

4. 加工面の入力情報

CAD 上のデータには頂点や辺、面などといった幾何学的な情報が含まれている⁹⁾。暗黙知である加工ノウハウを反映させるため、熟練技能者からの聞き取り結果に従って工具経路パターンの推定に必要なと思われる加工面の特徴情報を抽出して入力する。

本システムでは、目標形状内のキャラクタラインで囲まれた加工面にそれぞれ工具経路パターンを付与するものとし、以下の 10 の幾何学的な特徴情報を入力用データの候補とした。なお、以下に示した座標系は CAD 座標系である。

- (1) Surface type: CAD システム内で与えられる加工面の種類
- (2) Ratio (x/z): 加工面の Z 軸方向の最大長さに対する X 軸方向の最大長さの比率
- (3) Ratio (y/z): 加工面の Z 軸方向の最大長さに対する Y 軸方向の最大長さの比率
- (4) Ratio (Z/z): 加工面の Z 軸方向の最大長さに対する目標形状内の全加工面の Z 軸方向の最大長さの比率
- (5) Ratio (area): 加工面の表面積に対する目標形状内の全加工面の表面積の比率
- (6) Radius (large): 加工面の長半径 (平面またはパラメトリック曲面を除く)
- (7) Radius (short): 加工面の短半径 (トラスまたは円錐のみ)
- (8) Inclination angle: 加工面重心での法線ベクトルの Z 成分
- (9) Curvature (max): 加工面の最大曲率
- (10) Curvature (min): 加工面の最大曲率

Table 2 Evaluation of prediction by the developed CAPP system

		Prediction result		
		R	G	B
Past case data	Red	41	0	1
	Green	0	58	1
	Blue	0	0	87

5. ケーススタディ

暗黙知である加工ノウハウを反映して、複雑形状を含む金型の工具経路パターンを決定するために開発した CAPP システムの有効性を検証するケーススタディを行った。

NN の学習には、図 4 に例を示した過去の工程設計事例の 20 モデルを用いた。これらの金型意匠面の工程設計は、複数の熟練技能者により施されたものであり、工程設計事例における各加工面の幾何情報と工具経路パターンである CAD モデルの色情報を教師データとして NN の学習に用いた。なお、抽出する幾何情報は 10 の候補全てを用いた。

評価対象としたモデルに対して、開発した CAPP システムによる推定結果と過去の工程設計事例の工具経路パターンを着色して図 5 に示す。また、188 の全ての加工面に対する推定結果を表 2 にまとめて示す。表のセルで着色された箇所が、過去の工程設計事例と同じ推定結果となった面の数を示しており、2 つの加工面のみが過去の工程設計事例とは異なって青に着色されたことが分かる。以上より、工具経路パターンの推定結果がほぼ一致していることが確認できた。なお、このケーススタディでの正解率は、およそ 98.9%であった。さらに開発した CAPP システムで、他の 20 モデルに対しても同様に工具経路パターンを推定して評価した結果、評価対象とした 20 モデルの全ての加工面 2586 に対する正解率は、およそ 91.1%であった。

以上の結果から、開発した CAPP システムで過去の工程設計事例を用いることで複雑な金型意匠面の工具経路パターンを高い正解率で推定できることが分かった。

6. 結 論

本研究では、NN と過去の工程設計事例を用いて金型意匠面の工具経路パターンを推定する CAPP システムの開発を目的とした。ケーススタディの結果より、熟練技能者の加工ノウハウを活用することで自由曲面などの複雑な形状を含む金型意匠面の工具経路パターンを高い正解率で推定することができ、開発した CAPP システムが有効であることが確認できた。

参考文献

- 1) Han, J. H., Platt, M., and Regli, W. C. : Manufacturing Feature Recognition from Solid Models: A Status Report, IEEE Trans. on Robotics and Automation, **8**, 3 (2000) 782-796.
- 2) Sheen, B. T., and You, C. F. : Manufacturing Feature recognition and Tool-Path Generation for 3-Axis CNC Milling, Computer-Aided Design, **38**, (2006) 553-562.
- 3) Onwubolu, G. C. : Manufacturing Features Recognition Using Backpropagation Neural Networks, Journal of Intelligent Manufacturing, **10**, 3-4 (1999) 289-299.
- 4) Ezugwu, E. O., Arthur, S. J., and Hines, E. L. : Tool-Wear Prediction Using Artificial Neural Networks, Journal of Materials Processing Technology, **49**, 3-4 (1995) 255-265.
- 5) Rosenblatt, F. : The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review, **65**, (1958) 386-407. (Reprinted in Neurocomputing, MIT Press, 1988.)
- 6) Ozturk, N., and Ozturk, F. : Neural Network based Non-Standard Feature Recognition to Integrate CAD and CAM, Computers in Industry, **45**, (2001) 123-135.
- 7) Dagli, C.H., Poshyanonda, P., Bahrami, A. : Neuro computing and concurrent engineering, in: Parsei and Sullivan (Eds.), Concurrent engineering, Chapman and Hall, London, (1993) 465-486.