

パーシステントホモロジーを用いた機械学習による作業担当者の自動選定アルゴリズムの開発

波多野泰良[†] 野中 尋史[†] MendozaEspaña Hugo Alberto[†]

[†] 長岡技術科学大学 〒940-2137 新潟県長岡市上富岡町 1603-1

E-mail: [†]{s173345, nonaka, s173330}@{stn, kjs, stn}.nagaokaut.ac.jp

あらまし ものづくり産業，特にオーダーメイド型製品の生産においては，完全に同一ではないものの，類似した形状をもつ受注が大半を占める．このようなオーダーメイド型製品に関する生産管理においては，類似した製品形状に対して，最適な工程設定を行い，その作業の担当（自社もしくは下請け・協力企業）を選定し，発注・スケジューリング管理を行うことが重要となる．現在これらの業務は熟練者が図面を読みながら行っており，その効率化が課題となっている．本研究では，位相的データ解析の手法の1つであるパーシステントホモロジーを用いて 2D 図面画像から部品の輪郭形状を認識し，SVM を用いて作業工程を分類する手法を提案した．

キーワード 機械学習，位相的データ解析，パーシステントホモロジー

1 はじめに

オーダーメイド型生産においてはまったく同一でないものの類似した形状をもつ受注が大半を占める．このため，オーダーメイド型製品に関する生産管理においては，類似した形状に関して，自社の製造部門，もしくは，実績のある下請け・協力企業を選定し，発注・スケジューリング管理を行うことが重要となる．現在，これらを選定する作業は人手で図面情報を読み込みながら行っており，作業は定型的であるものの，製品設計を熟知している者が担当する必要がある．そのため，製造部門の人員のうち極めて熟練度の高い複数の者に対してその作業時間の大半を割り当てる形で作業を行っており，人員配置の最適化や，生産性向上の観点からその効率化が課題となっている．

そこで，本研究では，図面画像より製品形状の類似性を判定し，蓄積された図面・発注情報に基づき，最適な工程・作業担当を選定・管理する手法を確立する．また，実際に製造部門で働く作業担当者と議論を行った結果，作業担当者の選定については，製品のトポロジカルな形状が重要であり，加工の複雑度によって，加工に使用する機械が変化するという結論を得ることが出来たため，今回は製品の本質的な形状を獲得するための手法として，位相的データ解析を採用した．

2 関連研究

機械学習を用いたデータ解析技術は統計的な解析手法をベースとしている一方で，統計的な解析手法は，データがある種の分布に従っていることを前提としているため，データがどのような分布に従うかが分からない場合や，確率分布では捉えることができない情報が含まれているような事例が存在するため，従来の統計的な解析手法だけでは十分な性能が発揮できないことがある．

位相的データ解析 (Topological Data Analysis, 以降 TDA

と呼ぶ) は，データそのものを何らかの形として把握することによって詳細にとらえる技術であり，次元減やデータの視覚化が可能でビッグデータとの相性が良いため，現在 TDA の手法を用いた研究が進められている．

hiraoka ら [1] の研究では TDA の手法の一つであるパーシステントホモロジー [2](Persistent Homology, 以降 PH と呼ぶ) を用いて，液体シリカと非晶質シリカの原子配置の位相的な構造の差異を確認している．Gidea と Katz[3] の研究では PH を金融危機の早期検出の解析に利用している．また，Perea ら [4] の研究では TDA で時系列データの解析するための理論的な枠組みを提唱している．

上記に示す通り，TDA は現在幅広い分野で研究に応用されているが，Manufacturing Analytics に応用している例は筆者の知る限りは今のところ存在しない．そこで，本研究では TDA の解析手法の一つである．PH を用いて，図面から部品の形状のデータを読み取り，図面の形状から作業工程，作業担当の選定を自動化するシステムを構築することを目的とする．

3 手法

3.1 パーシステントホモロジー

パーシステントホモロジーは，ホモロジーと呼ばれる代数学の応用領域であり，図形の連結部分，穴，空洞の構造に着目した数学分野である．

図 1 がパーシステントホモロジーの概要図である．点集合データから半径 r の円を各点に置き， r の値を 0 から徐々に大きくしていく．すると， r が増大するにつれて，穴が現れるタイミングが発生し，さらに増大していくと穴は消滅していく．このとき，穴が発生した時点での半径 b を発生時刻 (birth time)，穴が埋められて消滅する時点の半径 d を消滅時刻 (death time) と呼び，対 (b, d) を生存対 (birth-death pair) と呼ぶ．各生存対の要素を，横軸を発生時間，縦軸を消滅時間として平面上に

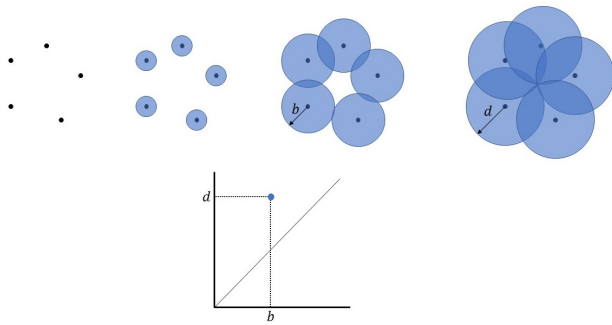


図 1 パーシステントホモロジーの概要図 (上) とパーシステント図 (下)

プロットしたものがパーシステント図 (persistent diagram, 以降 PD と呼ぶ) である。PD の各点はデータ内にある穴を示し、対角線付近の点はノイズであり、対角線から離れた点はロバスト性を持つとされている。PD はデータの情報をうまく縮約することができると考えられるため、データ解析の分野で応用されている。

4 実 験

4.1 実験手順

本研究の検証実験は、研究協力企業より提供された 2D 図面画像を用いて行う。今回は加工内容の中でも、旋盤加工を用いた部品とフライス盤加工を用いた部品、及びその両方の加工を用いた部品の 3 項目を対象として、作業工程を分類するための機械学習モデルの分類精度の評価を行う。

旋盤加工は、切削加工において被工作物を回転させ、そこに切削刃物を当てて削る加工のことであり、加工後の被工作物の形状は丸みを帯びているものが多い。対して、フライス盤加工は被工作物を固定し、切削工具を回転させて削る加工のことであり、加工後の被工作物の形状は角ばった形状が大半を占める。

図面画像を PD に変換するにあたって、画像データを点群データに変換する必要がある。今回は図面画像の中から手動で部品の輪郭部分に点をプロットし、PD に変換するという手法を取った。図 2、図 3、図 4 が図面画像の輪郭部分を点群データに変換したものの一例である。なお、図面画像は研究協力企業への配慮に基づき、数値、記号の一部を伏せた状態のものを載せている。また、点群データを PD に変換したものを図 5、図 6、図 7 に示す。今回の実験を行うにあたって、405 件の部品画像のサンプルを作成した。

作業工程の分類には、SVM を採用した。SVM において、各図面の PD における穴の発生時間と消滅時間、及びプロット点と 45 度線がなす角度を入力とし、学習モデルの評価には適合率 (Precision)、再現率 (Recall)、F 値を採用した。

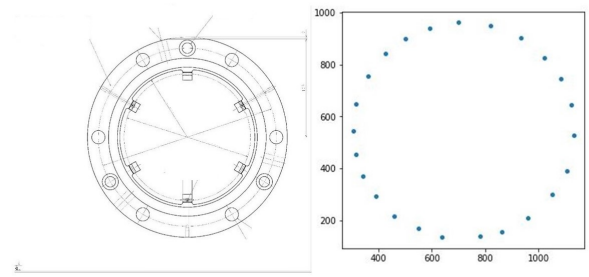


図 2 輪郭の点群データ (旋盤加工が含まれる部品)

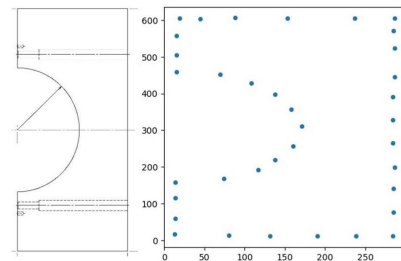


図 3 輪郭の点群データ (フライス盤加工が含まれる部品)

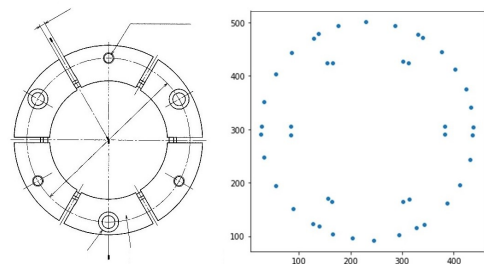


図 4 輪郭の点群データ (旋盤加工とフライス盤加工が含まれる部品)

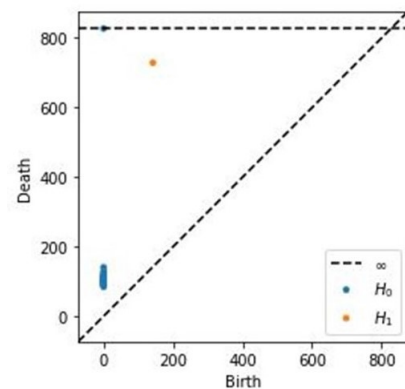


図 5 パーシステントダイアグラム
(旋盤加工が含まれる部品)

4.2 実験結果

表 1 は旋盤加工を用いた部品 (Lathe Machining, L) とフライス盤加工を用いた部品 (Milling Machining, M), 及びその両方を用いた部品 (LM) の分類結果を適合率, 再現率及び F 値で評価を行ったものである。

表 1 作業工程ごとの適合率, 再現率及び F 値

	Precision	Recall	F1-score
L	0.85	0.60	0.70
M	0.67	0.95	0.79
LM	0.83	0.51	0.63

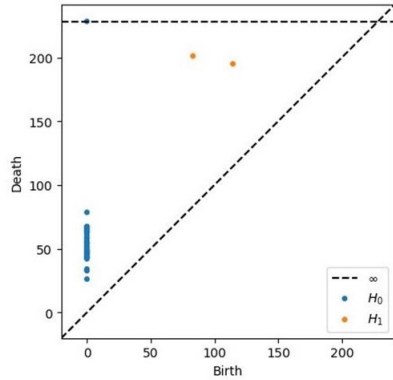


図 6 パーシステントダイアグラム
(フライス盤加工が含まれる部品)

5 おわりに

本研究では, 2D 図面画像から製品形状を抽出し, 作業工程・作業担当の選定を自動化するシステムを提案した. 具体的には, 位相的データ解析手法の 1 つであるパーシステントホモロジーを利用して, 部品の輪郭形状のトポロジカルな情報を取得し, 得られたパーシステント図から作業工程を分類するシステムを構築した. 今回の実験では, 旋盤加工, フライス盤加工, およびその両方を使用して加工する部品の 3 項目に着目し, SVM を使用した予測モデルを用いて, 各作業工程ごとの適合率, 再現率, F 値を計算した.

今後の課題としては, 今回は旋盤加工とフライス盤加工に着目して実験を行ったが, 解析対象とする加工項目が増えていった場合に性能がどのように変化するかを検証する必要がある. また, 今回は図面画像から, 点群データへの変換を手動で行ったが, 実際にシステムとして運用していく上では, この作業も自動化する必要性があげられる. しかし, 輪郭形状を自動で抽出するためには, 図面から寸法線および寸法補助記号を除去する必要があるため, 今後はこれを解決するための手法についても検討していく.

文 献

- [1] Y. Hiraoka, T. Nakamura, A. Hirata, E. Escolar, K. Matsue, and Y. Nishiura, “Hierarchical structures of amorphous solids characterized by persistent homology,” PNAS, 113, pp. 7035–7040, 2016.
- [2] H. Edelsbrunner and J. Harer, “Topological persistence and simplification,” Discrete and Computational Geometry, 28, pp. 511–533, 2002.
- [3] M. Gidea and Y. Katz, “Topological data analysis of financial time series: Landscapes of crashes,” Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 491, pp. 820–834, 2018.
- [4] J.A. Perea, A. Deckard, S.B. Haase and J. Harer, “SW1PerS: Sliding windows and 1-persistence scoring; discovering periodicity in gene expression time series data,” BMC Bioinformatics, 16(1), 257, 2015.

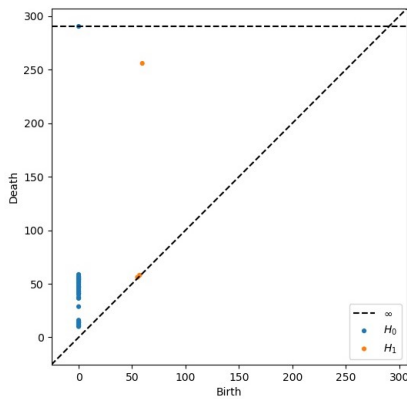


図 7 パーシステントダイアグラム
(旋盤加工とフライス盤加工が含まれる部品)