

# ILP を用いたダイス製造プロセスネットワークの学習

藤村 祐輔\* 松井 藤五郎† 大和田 勇人† 中島 和彦‡

東京理科大学理工学研究科経営工学専攻\* 同 理工学部 経営工学科† 株式会社 東宝ダイス製作所‡

## 1 はじめに

近年、機械学習の分野において帰納論理プログラミング (ILP) を用いた研究は様々な領域で盛んに研究が行われている。本研究では、ダイスと呼ばれる金型製造の産業アプリケーションに焦点を当てた。ダイスとは、車や船、バイク等の機械に主に使われている金型である。しかし、自動車等の製造業の根底にあるのは金型産業であるにもかかわらず、日本のダイス製造会社のほとんどは作業員が約 20 人程度の中小企業であるというのが現実である。1 日に 200 件を超えるクライアントからの注文に対して、専門家の作業員により全てテーラーメイドで異なる形のダイスが作られる。そのため、少人数の作業員で成り立つ中小企業にとってはたくさんのプロセスから成り立っているダイスの製造プロセスを 1 つ 1 つ設計していくのは非常に手間がかかるといった問題が挙げられる。この問題を解決するために過去のデータから、コンピュータが自動的に製造プロセスを学習できれば、このような手間を省け、またクライアントからの注文も容易に満足できると考えられる。

そこで、本論文では設計書などの過去のダイス製造データから製造プロセスを導くために、ILP を用いて導き出されたルールがダイスを製造する際にどのプロセスを通過していくかを決定する方法を提案する。

## 2 手法

### 2.1 ILP とは

ILP (inductive logic programming) は、論理プログラミングに従って帰納推論を行う枠組みである。ILP の特徴

として、一階述語論理を扱う事が出来る事から、属性値の集合では表現出来ない関係表現を学習する事が出来る事と、一階述語論理で記述された背景知識 (background knowledge) を学習システムに与えられる事である。これより ILP システムに複雑なルールを学習させる事が出来る。

### 2.2 作成述語

まず、今回作成した述語としてダイスの特徴を示す述語が挙げられる。図 1 は、典型的なダイスの構造を示している。図 1 のダイスは、ドリルを使ってダイスの表面を削るフライス加工やワイヤーを使用して穴を貫通させるワイヤー加工、貫通させない穴を開けるための放電加工等といった作業が施されており、またダイスの円筒の中心部分における穴の形は六角形であるといったことが分かる。

本研究の目的は、クライアントから要求される注文特性に関して、各々のダイスの製造工程パターンを見つけ出してあげることであるので、送られてくる注文に対するダイスの特徴を背景知識として使用する。背景知識の例として以下のようなものがある。

- `shape(A,B)`. 事例 A の穴の形は B である。
- `has_wire(A)`. 事例 A はワイヤー加工が必要である。
- `height(A,B)`. 事例 A のダイスの高さは B である。
- `big_hole(A,B)`. 事例 A の大穴の直径は B である。

本研究におけるゴールとして工程間の前後関係を求めることは必要不可欠である。東宝ダイス製作所の設計書よりダイスにおける作業工程は全部で 20 種類ある。そこで `process_i(A,B)`. という述語を用いた。ここで A はダイスの事例番号、B は作業工程を表している。また、i はプロセスの作業手順を示す。具体的に言えば、プロセスネットワークを構築していくにあたってまずはどの工程を始めに通過するかを求める必要がある。そこで、`process_1(A,B)`. と定義する。始まりの作業工程が学習されたならば、続いては 2 番目に通過する工程を求めるた

Using ILP for learning process network in dies production  
Yusuke FUJIMURA\*, Tohgoroh MATSUI†, Hayato OHWADA†,  
and Kazuhiko NAKASHIMA‡

Department of Industrial Administration, Graduate school of Science and Technology, Tokyo University of Science\*, Department of Industrial Administration, Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science†, Toho Dies Co.,Ltd, Director and General Manager‡

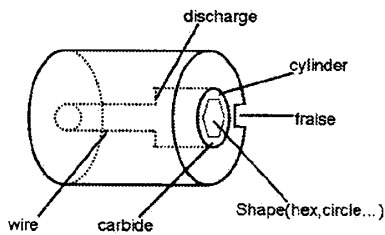


図1 典型的なダイスの構造

め process<sub>2</sub>(A,B). と定義し学習する。よって、 $i-1$  で求めた作業工程の次の工程を求めるために  $i$  を順に増やしていき学習を行わせる。このようにして、作業の始まりから順に次の作業を求めていき、それらを組み合わせることであげることによりダイスの製造プロセスネットワークを構築することができる。

### 3 結果

#### 3.1 ルールの生成法

本研究ではルールを得るため Progol を使用した。本実験で用いたダイスの事例数は 40 である。process<sub>1</sub>(A,B). ではあるダイスにおいて始めに行われる作業を正事例とし、それ以外はすべて負事例とするので、正負事例の数はそれぞれ 78, 722 である。 $i=1$  を除く process <sub>$i$</sub> (A,B). では作業順序  $i-1$  番目に求められた作業の次の作業工程だけを正事例とし、それ以外は全て負事例とするので、正負事例の数は各プロセスごとに実際は異なるがそれぞれ約 40, 760 である。

process<sub>1</sub> から始まり、process<sub>2</sub>, process<sub>3</sub>... と順に Progol を実行した。ここでは、process<sub>1</sub>, process<sub>2</sub> において結果として得られたルールの例を以下に示す。

[process<sub>1</sub> で得られたルールの例]

```
process_1(A,wire):- has_wire(A).
process_1(A,harsh_lathe):-big_hole(A,low),width(A,high).
```

[process<sub>2</sub> で得られたルールの例]

```
process_2(A,honing):- small_hole(A,mid).
process_2(A,honing):- has_discharge(A),small_hole(A,low).
```

同様に、 $i=1,2$  以外の process <sub>$i$</sub>  についても十分のルールが導き出された。求められたルールを組み合わせることにより、図2のような一般的なダイスの製造プ

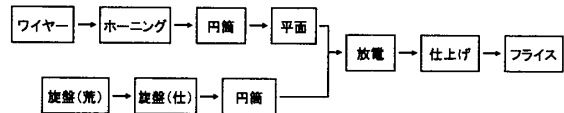


図2 学習された一般的なダイス製造プロセスネットワーク

表1 各プロセスごとの分類精度

process <sub><math>i</math></sub>	Accuracy(%)
1	95.3
2	99.3
3	99.9
4	98.4

ロセスネットワークを導くことが出来た。

#### 3.2 分類精度の測定法

分類精度の測定には Leave-one-out を用いた。Leave-one-out により得られた各プロセスごとに学習したルールの分類精度を表1に示す。表1以外の process <sub>$i$</sub>  における実験結果も accuracy は 95% 以上であり、十分高い精度で分類できていることを示している。

### 4 まとめ

本論文では、ILP を用いてダイスを製造する際にダイスの持つ特性によりどの作業工程を通過するかどうかを各プロセスごとに求める手法を提案した。Progol を用いた実験の結果、図2のようなプロセスネットワークが学習され、全プロセスにおいて 95% 以上の精度が得られたことより提案手法の有効性が確認できた。

今後の課題として、本実験で得られたルールによるプロセスネットワーク自体が未知のダイスに対してどの程度有効であるかを検証する必要がある。

#### 参考文献

- [1] S. Muggleton: Inverse entailment and progol, New Generation Computing, Vol. 13, pp. 245.286,(1995)
- [2] 山崎, 松井, 大和田: ILP を用いたダイス製作工程ネットワークの構築. 人工知能学会 (2007)
- [3] 古川, 尾崎, 植野: 帰納論理プログラミング, 共立出版 (2001)