

# ILP を用いたダイス製作工程ネットワークの構築

Using ILP for constructing process network in dies production

山崎 敦\*<sup>1</sup>  
Yamazaki Atsushi

松井 藤五郎\*<sup>2</sup>  
Matsui Tohgoroh

大和田 勇人\*<sup>2</sup>  
Ohwada Hayato

中島 和彦\*<sup>3</sup>  
Nakajima Kazuhiko

\*<sup>1</sup>東京理科大学大学院理工学研究科経営工学専攻

Department of Industrial Administration, Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science

\*<sup>2</sup>東京理科大学工学部経営工学科

Department of Industrial Administration, Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science

\*<sup>3</sup>株式会社 東宝ダイス製作所

Toho Dies Co., Ltd, Director and General Manager

While a number of remarkable applications have been explored using ILP-based machine learning[1][2], we focus on an industrial application in which metal molds (called dies) are produced for devices in automotive. In this application, ILP is used to automatically construct a process network in dies production. The process network can be viewed as a flexible assembly line where tailor-made dies are manufactured in order to satisfy client's requirements. An ILP-generated hypothesis determines which processes are needed to produce dies.

## 1. はじめに

近年、ILP を用いた様々な機械学習アプリケーションが研究されているが、我々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。ダイスとは主に自動車部品等に用いられている器具であり、その製造は全てテラーメイドで行われる。つまりダイス製造会社は毎日 200 件を超える注文の一つ一つに対して、その設計書を参考に製造工程ネットワークを構築する。しかし毎回の注文に対してこの作業を行うのは非常に手間がかかる。そこで本アプリケーションでは帰納論理プログラミングである ILP を使用する事によって、過去のデータから学習を行い、自動的にダイスの製造工程ネットワークを生成する。これによってテラーメイドである顧客の注文を容易に満足させる事を可能とする。ここで ILP によって生成された仮説は、ダイスを製造する際にどの工程が必要であるか及び工程同士の関係性を決定する。本論文では、セクション 2 において知識表現の説明を行い、セクション 3 において学習結果、セクション 4 において初期段階の実験についての結果、セクション 5 において結論をそれぞれ示す。

## 2. 知識表現

図 1 の左には一般的なダイスの構造が示してあり、それぞれの特徴について右テーブル内で定義がされている。つまり左図は、シリンダー、フライス等、幾つかの属性を持つ典型的なダイスを示しており、右側のテーブルは、ダイスが持つ幾つの特徴とそれに関する簡単な説明が記述されている。我々は以下のようなダイスの特徴を利用することにした。これらは、クライアントによってテラーメイドで要求される注文特性を描写しており、我々の目標は対応する各々のダイスについての製造プロセスネットワークを見つけ出す事である。例えば、述語  $shape(A, B)$  は事例であるダイス A の穴の形を  $shape(B)$  として表すといった意味である。つまり、 $shape(ex55, hex)$  と記述されていれば、事例 ex55 は穴が六角形の形をしているダイス

連絡先: 山崎 敦, 東京理科大学大学院理工学研究科  
経営工学専攻, 千葉県野田市山崎 2641, E-mail:  
j7406624@ed.noda.tus.ac.jp

であるといった事実を示している。同様に、 $has\_wire(ex30)$  と記述されていれば事例 ex30 はワイヤー加工を必要としているダイスであるといった事が分かる。我々はこれらの特徴を ILP の背景知識として利用する。

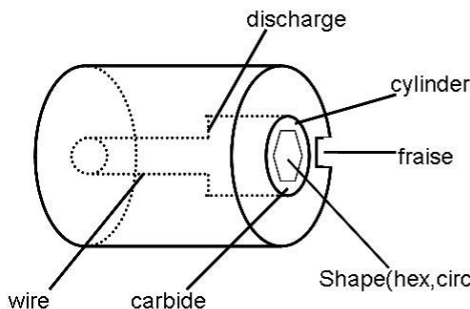
明らかに、これに加えてプロセス同士のネットワークは我々のゴールのために必要不可欠である。そこで我々は  $before(A, B, C)$  といった製造工程同士の関連性を示す述語も用いた。これはプロセス B はプロセス C の前に行われるといった事を示している。つまり  $before(ex55, wire, honing)$  は、ex55 においてはワイヤープロセスが行われた後にホーニングプロセスが行われるということである。このようなリンク関係も、同様に ILP の背景知識として利用する。

本アプリケーションでは幾つかの学習ターゲットが存在する。一つは、あるオーダーに対する製造工程のプロセス集合を示す  $do(A, B)$  である。ここで A はオーダー ID であり、B はプロセス ID を表している。つまり、事例 A はプロセス B を通過するといった意味であり、ここでのプロセスは 20 種類以上が挙げられる。例えば  $do(A, wire)$  は、ワイヤーを使用して穴を貫通させる作業プロセスを通るといった事を表し、 $do(A, discharge)$  は、貫通しない穴を開ける場合の放電作業の有無を示している。また  $honing(A, honing)$  は砂状のものを噴射し、その後その表面を擦り取るといったホーニングと呼ばれる作業を表している。

もう一つの重要なターゲットは、プロセス同士の関連性表現である。 $next(A, B, C)$  は  $before(A, B, C)$  と同様にどのプロセスがどのプロセスの後に行われるかといった事を示している。

## 3. 結果

我々は本研究で仮説を生成する為に Progol を用いた。具体的には  $do(A, B)$  及び  $next(A, B, C)$  を求める事である。まず初めに、既存データからいくつかのルールを抽出することを試みた。そして、それらの特徴に当てはまらないものは全て負事例として定義されている。例えば、ある事例がワイヤー加工のプロセスを通らなかった場合、 $wire(A)$  は負事例として扱われる。ここでの学習結果は 2 種類の出力が与えられる。まず一つ目はある工程を通ったか、そうでないか、そしてもう一つが



Feature	short description
shape(A,B)	instance A has the shape of B
has_wire(A)	instance A penetrate its dies
kind(A,B)	ordering kind of Instance A is B
feature(A,B)	the feature of instance A is B
hight(A,B)	the hight of instance A is B
width(A,B)	the width of instance A is B
big_hole(A,B)	diameter of bigger hole
Small_hole(A,B)	diameter of smaller hole

図 1: 典型的なダイスの構造と特徴

製造工程間の関連性である。まず初めに、それぞれの工程を通過したかどうかの事実を見つけ出し、その後工程間の関連性を見つけ出して適用する事により工程プロセスネットワークを生成する事が出来る。

我々は図 2 の上 3 段で示したようなモード宣言を行い、下 4 段で示したような仮説を得ることが出来た。

そしてその下の行はワイヤー加工やホーニング、放電加工等の製造プロセスを定義している。4 行目はワイヤー加工をするプロセスの仮説であり、5 行目は高さが高く穴の形が円形をしていて早急な仕上がりを要求してくるダイスは仕上げである making\_up 加工を行うといった仮説を示している。非常に沢山のプロセスがこのように生成される。

do(A,B) は命題論理からも導く事が出来るが、ここでもワイヤーや仕上げ加工の適切なコンディションが取得できた。第 4 著者であり、ダイス製作所の専門家は彼の経験からこの結果を適切と見ている。一方、next(A,B,C) といったルールは帰納論理でしか取得できない為、これよりプロセスネットワークを作り出す事が出来る。例えば 6 行目にある仮説 (1) では、シリンダー加工の直前のプロセスはワイヤー加工の直後のプロセスであり、またワイヤー加工も必要とされているといった事を示している。これは図 3 における (1) のワイヤー加工、ホーニング、そしてシリンダー加工の関連性を示している。これは初めのプロセスのコンディション及びプロセス間の関連性を導く仮説となっており、同様に (2) もまた、図 2 の 7 行目がホーニング、シリンダーそしてフラット加工の関連性を示している。こちらは図 3 における (2) の部分を示しており、これらの仮説を組み合わせる事により、図 3 のような総合的な一般的ダイス製造プロセスを導く事が出来る。これらは、ILP による関連性の学習が、このネットワーク構築アプリケーションにとっては非常に魅力的であるといった事を示しているだろう。

```

:- modeh(*,next(+example,+job,-job))?
:- modeh(*,next(+example,+job,#job))?
:- modeh(*,do(+example,#job))?
do(A, wire) :- kind(A,new), emergency(A,urgent).
do(A, making_up) :- shape(A,circle), emergency(A,urgent), height(A,high).
next(A, B, cylinder) :- before(A, wire, B),has_wire(A).(1)
next(A, B, flat) :- before(A, honing, B), has_wire(A),shape(A,circle).(2)

```

図 2: モード宣言及び抽出された仮説の例

#### 4. 初期段階実験におけるパフォーマンス

本セクションでは、我々が行った参考実験について述べる。本分類実験においては、仮説からどのような特徴を持っている場合に各々のプロセスを通過するかといった事を参考までに実

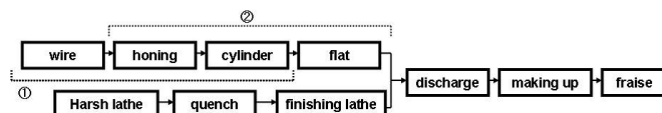


図 3: 一般的なダイス製造ネットワーク

験した。つまり do(A,B) に対する仮説を導いた。我々はクライアントからの 208 個の実データを利用し、多値分類を行うことによって一般的なダイスをそうでないものから区別した。最初のステップで分類されなかったら、次ステップでマルチレベルとして分類される。結果として我々は最初のステップで 89.5 パーセント、次のステップで 70.8 パーセントを記録し、相対的に 80.7 パーセントの分類を正確に行った。これは今後の研究において非常に前途有望な結果となった。

#### 5. 結論

本論文では、実際のクライアントからの注文データからダイス製造プロセスのフローを Progol の使用によって生成した。また、我々は背景知識等の知識表現や、生成された製造プロセス間の関連性、各々のプロセスの特徴を定義した。現在、第 4 著者の所属するダイス製作所においてプロセスマネージメントの為に ERP システムが利用されているが、そこに ILP ベースのプロセス予測学習器を搭載しようと計画しているところである。我々の試みは ILP をプロセススケジューリング問題に適用する第一歩となるだろう。

#### 参考文献

[1] S.Muggleton, H.Lodhi, A.Amini and M.J.E.Sternberg: Support Vector Inductive Logic Programing. Proceeding of the 8th International conference on Discovery Science. LNAI 3735 (2005) 163-175

[2] A.Srinivasan, S.H.Muggleton, R.king and M.Sternberg: Theories for mutagenicity: a study of first-order and feature based induction. Artificial Intelligence 85(1,2) (1996) 277-299