

逐次自由鍛造の制御と知能化に関する試み

田中 繁一*

1. 緒言

自由鍛造に代表される自由度が大きく逐次的な成形法では、その材料流動の制御が難しく、熟練者の勘や経験的な知識に頼る部分が多い。それゆえ、加工品の精度が不十分かつ不安定で、高精度の製品が得にくい。しかし、多品種少量生産の要求に対応してこの種類の加工法の重要性が増している。

本研究の発端は、このような逐次成形における熟練者が行っている加工技術の取得および成形の遂行を自動化する普遍的なシステムができないかという考えから開始した。それは、言い替えれば成形システムの知能化であり、たとえば図1のような加工対象に無関係な頭脳部と加工対象に依存する実際の加工および形状などのセンシングを行うインターフェース部から構成されるシステムを目指している。頭脳部は予め組み込まれている塑性力学的知識部と加工の進行とともに学習的に取得される知識部分をもつ。最初、未熟な基礎知識をもとに加工を計画し実行するが、加工の進行とともに学習を行い、加工計画を最適に修正して成形を遂行する適応型のシステムである。

以上のような普遍的システムを直接に構成するのは非常に難しいので、まず、工具を材料に繰返し押し込んで任意形状を成形する逐次自由鍛造を制御対象に選んで検討を試み、知能化成形システム構築の足がかりとした。

この場合、指定された製品形状に対してどのような順序

でどれだけ工具を押し込めば最適に最終形状にたどり着けるかが問題となる。一方、鍛造では形状の創成以外にひずみ分布や工具寿命など考慮すべき点が多くあるが、ここではまず製品の形状のみを議論の対象とする。

本報告では、図1に示す工具のXY平面の位置決めとZ軸方向の押し込みにより、素材表面に金型類似の任意の起伏形状を成形する状況を考察した。工具の押し込みにより排除された材料は体積一定則に基づき図のように押し込み部近傍に予定外の変形をもたらして形状の制御を難しくしている。しかし、この複雑な状況を厳密な数値解析などの方法により予測し制御することに対しては、まだ現時点では制約が多い。したがって、非線形な素材の変形挙動の簡便なモデリングが必要となるが、ここでは「積み木モデル」や「ニューラルネットワーク」を用いて成形対象をモデリングし、これらを利用して試みたプロセスの評価と制御を紹介する。加えて、論理型プログラミング言語を用いたトイシステムの例も示す。

2. 逐次自由鍛造による形状創成

逐次自由鍛造による簡単な形状の加工実験を行った。実験で用いた図2の装置は、プラスチック・モデル素材の位置決めを行うXYテーブルと工具の押し込みを行うZ軸シリンダおよび形状測定用のレーザ変位計を備えている。また、工具形状は直径10mmの球である。

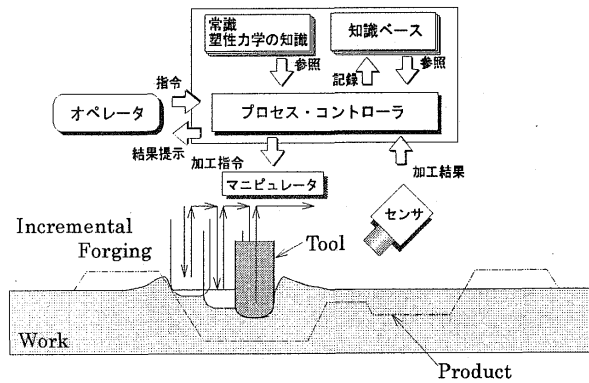


図1 逐次自由鍛造による形状創成

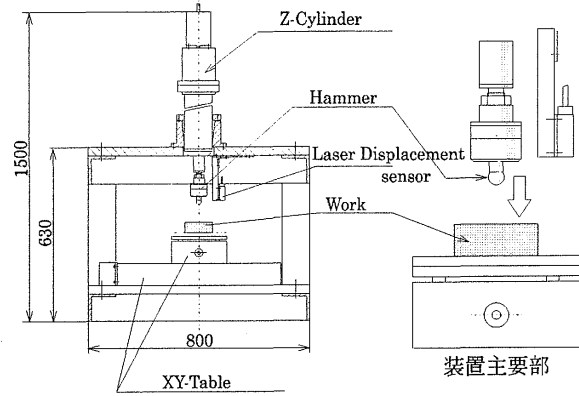


図2 コンピュータ制御逐次プレス成形装置

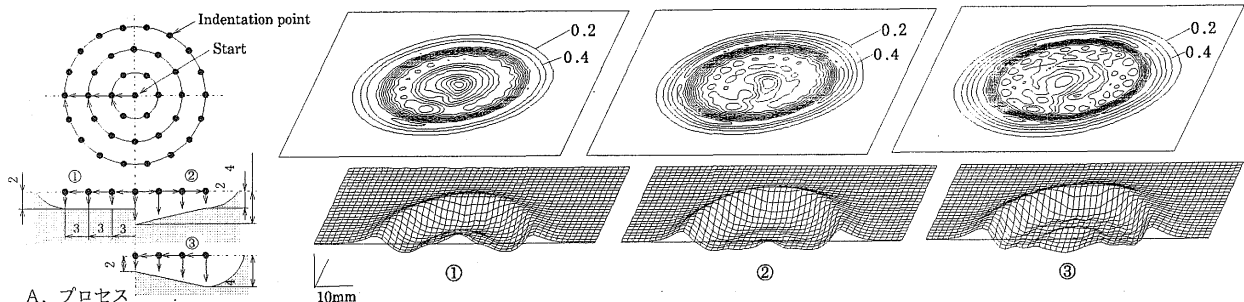


図3 逐次自由鍛造による窪み形状の創成 (単位はmm)

図3は平らな底をもつ円形のくぼみ形状の加工例である。図Aの矢印の組が加工プロセスを表しており、①は工具包絡面が製品形状となるように、工具を時計回りに移動しながら中心から外側へ向けて加工した場合の結果であるが、中央部が素材以上に隆起して目的とする製品形状と大きく異なっている。次に、①における形状誤差に対応して押込み量を修正して加工を行った結果が②である。ここで、押込み量は工具形状と比較して4mmを実用上の限度として修正を行ったが、まだかなりの形状誤差が残っている。この例のように形状誤差を単に押込み量にフィードバックしただけでは目的を達成するのが困難な場合がある。一方、③は工具を外周から中央へ移動させて加工を行ったものである。工具の圧痕により表面が若干荒れているが、①、②と比較して底がより平坦に加工されている。このように、加工の順序も加工の結果に大きく影響するものであり、押込み量も含めて前もってのプロセスの検討が重要である。

3. 素材の変形挙動のモデリング

大きな塑性変形を伴う成形問題を厳密に評価するには、線形弾性体などに比較して複雑で多くの計算時間を必要とする。したがって、現実的な対応策として成形対象の効率的なモデリングを必要とする。以下では、「積み木モデル」、「ニューラルネットワーク・モデル」によるモデリングの試みを示す。

4. 積み木モデルシミュレーションによる考察

以上の状況を検討するとともに、形状制御の1つの方法として形状誤差を工具押込み量へフィードバックする方法を検討するために、ここで簡単なモデルシミュレーションを試みた。当手法では、まず加工平面を図4Aのように正六角形で分割する。加工はこの要素単位で行うものとし、1つの六角形要素が押し込まれると、それにより排除された材料は積み木の移動のように隣接する6つの六角形要素へ均等に分配されるものとする。

ここでは、図3Bおよび図3Cの2つのプロセスで加工を行う。ただし、形状誤差をフィードバックする次の手順で加工を行う。目的形状は、半径3要素、深さ1の凹とする。

- ① 1サイクル目は、工具押込み深さを1とする。

- ② 2サイクル目以降は、次式により与えられる深さに工具を押し込む。

$$\Delta z = \alpha(z - z_{product}) \quad : \text{形状誤差}$$

- ③ ②の操作を形状が収束するまで繰り返す。

α が小さければ、プロセスは比較的安定で確実に目的形状に収束するが、多くのサイクル数を要する。一方、 α が大きい場合には速い収束が期待されるが、押込みが過剰になりプロセスが発散する危険性がある。

図3Bおよび図3Cは、シミュレーションの結果で、図中のnはサイクル数を表す。中心から外周に向かう図Bのプロセスでは5サイクル時においても中心部の隆起が残存しているが、外周から中心に向かう図Cのプロセスでは5サイクル時においてほぼ目的形状に収束している。このような簡単なモデリングでも、図3に示した中心部の隆起の有無などの挙動を定性的には予測することは可能であり、プロセスの全体像を構成するには非常に有効である。しかし、このような単純な形状誤差のフィードバックによっても成形を達成することは可能であるが、同様のゲームを人が行った場合にはもっと少ステップで目的を達成できるようであり、最適解を発見する効率的な手法を検討する必要がある。

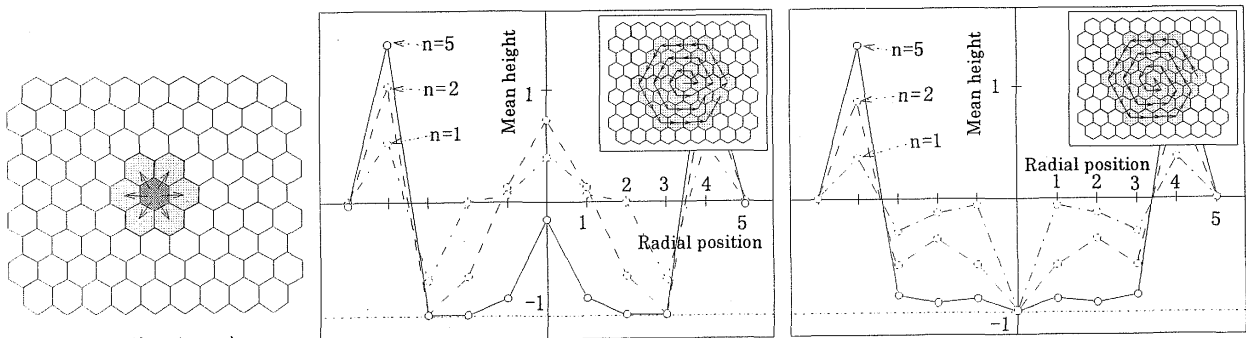
4. ニューラルネットワークによるモデル化と制御

加工を成功させるためにはその手順を予め最適化しておく必要があるが、実際にはその変形が大変複雑であるために現時点では従来のオーソドックスな手法では制約が多い。ここではニューラルネットワークを用いて成形対象をモデリングし、これを利用したプロセスの制御を提案する。つまり、ニューラルネットワークの学習機能を用いて数回の試行により材料の変形特性を獲得し、これを一種のシミュレータとして用いて加工プロセスを計画する。

4.1 問題の簡略化と定義

ここでは、以下の仮定を行う。

- ① 加工域を図5のように等間隔に離散化し、工具の押込みはこの単位で行う。
 ② 各加工点を指定された順序で1回だけ工具を押し込むことから加工は構成される。
 ③各加工点近傍の形状は、近傍の平均高さにより代表させる。



図A 積み木モデル

図B 加工物断面形状(中心→外周プロセス) 図C 加工物断面形状(外周→中心プロセス)

図4 積み木モデルによる鍛造プロセスの解析

以上により、当問題は多くの組合せの中から最適な押込み量の組とその並びを見つけ出すことになる。

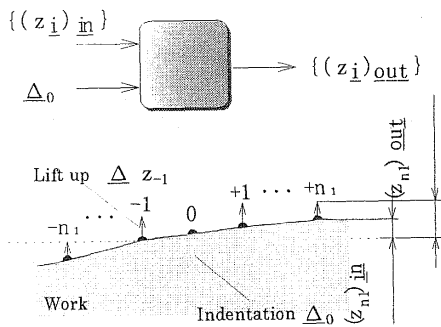
4.2 ニューラルネットワーク

ここでは階層型ニューラルネットワークを用いる。このネットワークではバックプロパゲーション法を用いて結合重みを調整することにより、有限個の教師データから入出力間に任意の関数関係を学習させることができる。また、有限個のデータのすき間が適切に補間されるという特徴をもつ。

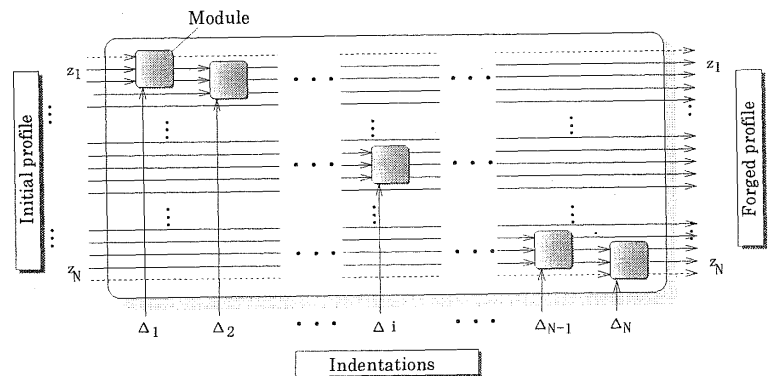
4.3 押込み量の推定

まず最初に、有限個の実験データを用いてネットワークの入出力間に押込み量と製品形状の関係を学習的に獲得させ、順モデルをつくる。次に製品形状が指定されたとき、それと出力との誤差を計算してこれを逆伝搬させ、入力（押込み量）を修正する。この操作を誤差が許容値以下になるまで繰り返すことにより押込み量が推定される。指定された製品形状をもたらす押込み量を決定することは逆問題となるが、このような手法は最近構造物やマニピュレータの運動制御問題において試みられている。

4.4 モジュール化



A. モジュール



B. モジュールにより構成されるネットワーク ($n_1=1$ の場合)

図6 モジュール化されたネットワークによる自由鍛造のモデル化

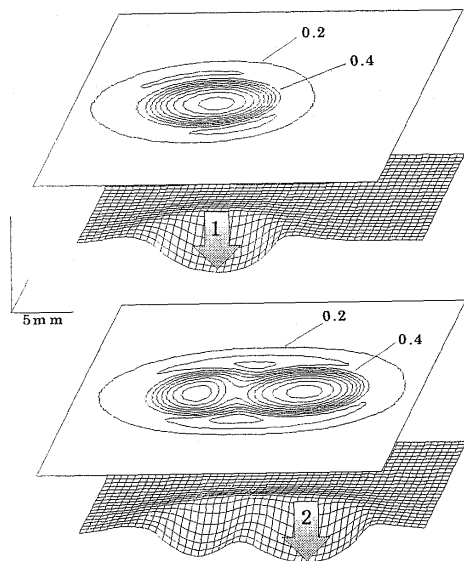


図7 球頭工具の近接2回押込み時の製品形状

以上のネットワークを一様な構造で構成するとその規模が巨大化するとともに、学習に際して多大の教師データと時間を必要し、ときには学習が正常に収束しない可能性がある。この解決策として、ネットワークをモジュール化する試みがなされている。ここでは、図6Aのような工具1回の押込みに対応するモジュールを考える。押込み量と押込み点近傍の初期形状を入力とし、加工後の形状を出力する。全体のネットワークはこのモジュールを用いて図5のように構築される。ただしこのネットワークでは押込みの順序は固定されており、予めその順序に合わせてモジュール間の結合を決めておく必要がある。図6は、 $1 \rightarrow 2 \rightarrow \dots \rightarrow (N-1) \rightarrow N$ の順に加工を行う場合の構成である。

4.5 押込み順序の最適化

図6の入出力は一般に多対1の写像関係にあり、同一の製品形状に至るプロセスは多数存在して解が一意に決まらずに不定問題となる。したがって、問題を解く場合には押込み順序の自由度をネットワークにもたせると同時に適当な制約条件を付加する必要がある。

4.6 工具の近接2回押込みへの適用

図6のネットワークのもっとも簡単な応用例として、図

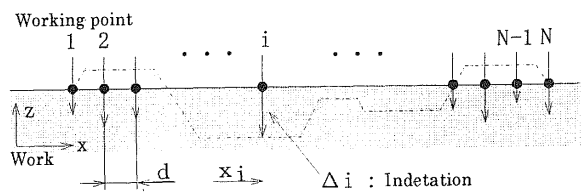


図5 加工点の離散化した成形モデル

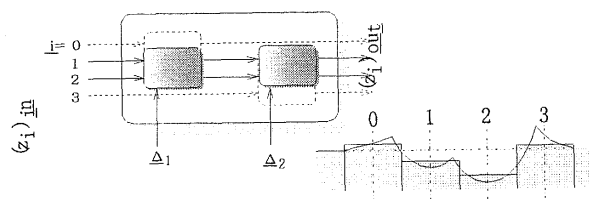


図8 接近する2回の工具押込みにより構成される自由鍛造

7のように変形域が干渉する間隔で工具を2回押し込んだ場合の制御を試みた。最初に生成されたくぼみは、続く押し込みによる材料排除のために形状を変化させており、指定の形状を得るにはこの盛り上がりを見込んだ押し込みを最初に行わなければならない。

4.6.1 ネットワークの構成

ここでは、直径10mmの球形の工具を5mmの間隔で2回押し込む。入力には押し込み量および押し込み点と隣接2点の初期形状の4入力となるが、ここでは $i=0,3$ での形状を省略して図8の構成とした。なお以下では、便宜上押し込み量を工具押し込み位置としている。

4.6.2 変形特性とモジュールの学習

まず最初に、モジュール単位での学習を行った。教師データは、プラスチックをモデル材として実験を行い9パターンを用意し、これを 3×10^4 回学習させた。図9はその結果を押し込み量と盛り上がり量の関係として示したものである。図中の実線が、学習後のネットワークが示す押し込み-盛り上がり変形特性であり、十分な精度に学習がなされているとともに教師データ間が滑らかに補間されているのが確認できる。

4.6.3 順モデルと逆解析

図9の状態に学習が収束したモジュールを図8のネットワークに組み込み、指定の深さ形状をもたらし押し込み量の予測を試みた。図10は順モデルの入出力関係を実験値と比較して示したもので、両者は良く一致しており、この場合の当手法の有効性が確認できる。破線は工具により排除さ

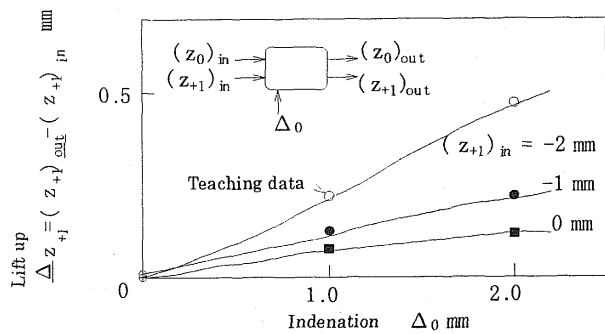


図9 モジュールの学習結果

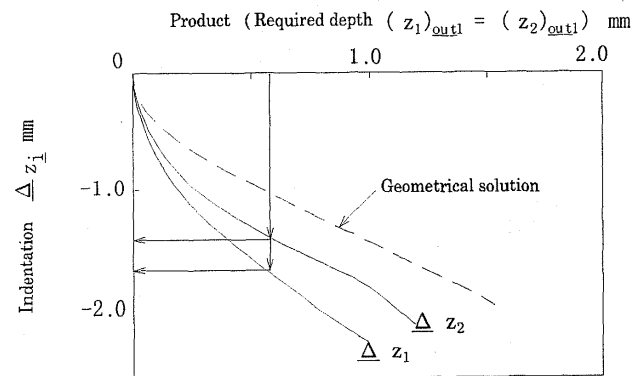


図11 逆解析

れた材料が消失すると仮定して幾何学的な簡略計算より求めたものであるが、大きな誤差を生じている。

一方、図11は同一の深さの2個のくぼみを加工する際の押し込み量を逆解析により求めたものである。図12は、図11の結果を実際の加工に適用したものであり、指定された製品寸法に十分近い形状が得られている。幾何学的計算から求めた押し込み量が、2回目の押し込みを含めて大きい誤差を生じており、これは素材の弾性回復や工具と素材の張り付きによる材料の持ち上げによるものであると考えられるが、当手法ではそれを含めて非常によい結果を与えている。

5. 論理型プログラムと工程設計

人工知能研究の分野ではLispやPrologなどの論理型プログラム言語を用いて推論システムやエキスパートシステムなどの研究・開発が行われているが、ここでは簡単な針金細工を対象として学習機能をもちその経験をもとにプロセスを自動生成する簡単なトイシステム (Toy System) を作成し考察を加えた。当システムは図13のようにオペレータの試行錯誤を記録して知識ベースを構築し、以後はオペレータの介入なしに成形動作を遂行する。図14はその動作例であり、(a)の試行錯誤から知識を貯え、(b)のように未経験の形状を自動的に最短ステップで成形する。しかし、このシステムを発展させて自由鍛造へ応用するには、形状表現に関する問題など多くの課題が残されている。

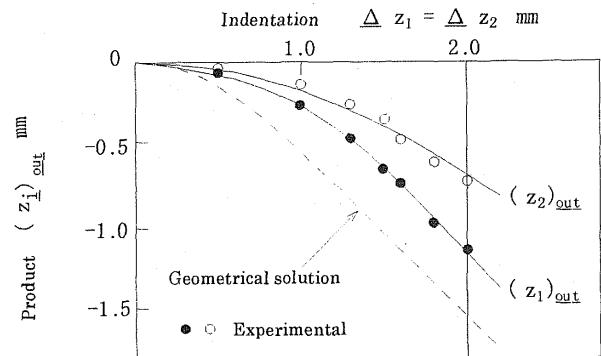


図10 順モデル

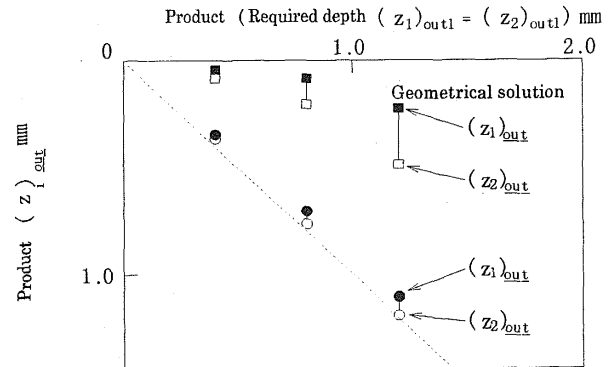


図12 ネットワークの逆解析による実際の加工例

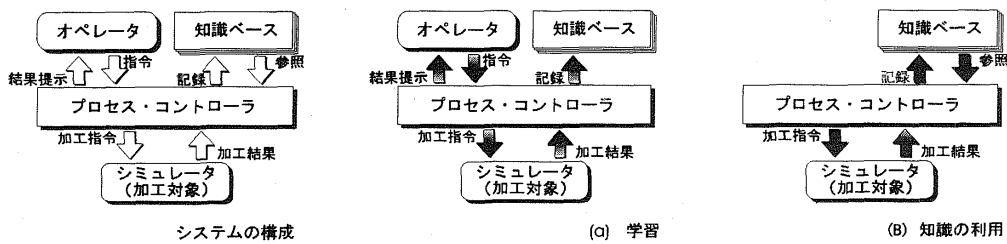


図 13 学習機能をもつ成形システム

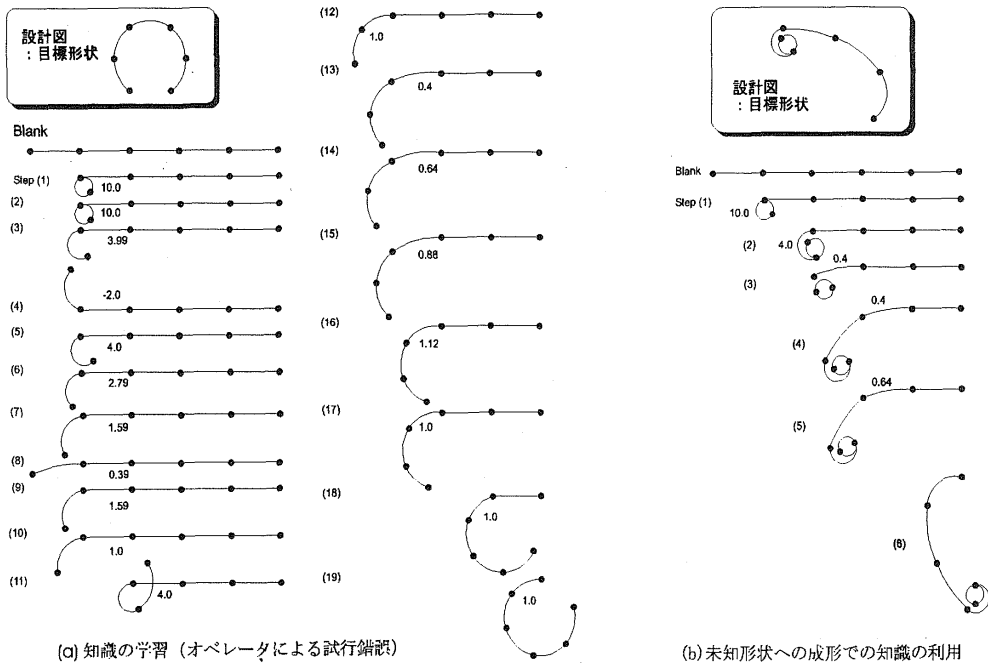


図 14 学習機能をもつフレキシブル曲げ成形トイシステム

6. まとめと今後への展望

逐次自由鍛造の制御と知能化に関して、以下に列举したいくつかの試みを検討した。

- (1) 「積み木モデル」による逐次自由鍛造プロセスの定性的評価。
- (2) 「ニューラルネットワーク・モデリング」によるプロセスの定量的評価と制御への応用。
- (3) 論理型プログラミングによる学習システムの構成と獲得知識を利用した工程設計。

本報告の内容は主に(財)天田金属加工機械技術振興財団の平成2年度奨励研究助成により行われたものであり、ニューラルネットワークなどの新しい技術の応用を試みたが、図15に示す「製品のひずみ設計」と「ひずみの分配設計」から構成されるオーソドックスなアプローチについても現在検討を進めている。

参考文献

- 1) 田中, 花原, 瀬口, 機論, 57-533C(1991), 189-195.
- 2) 北村新三, 片井修, 画像と制御, 朝倉書店, 1991.
- 3) 淵一博監修, 知識の学習メカニズム, 共立出版, 1986.
- 4) R. Kowalski, 論理による問題の解法, 培風館, 1987.

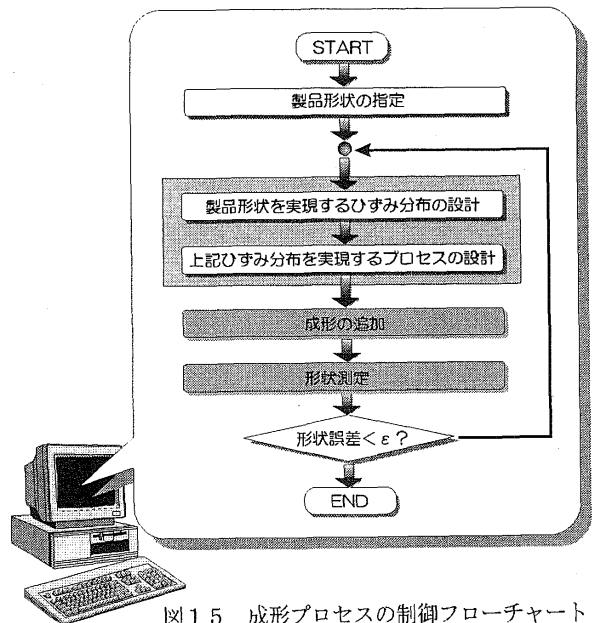


図 15 成形プロセスの制御フローチャート