加工技術への機械学習適用に関する調査研究

本田　崇*　須貝　裕之**　片山　聡***　村木　智彦**　福田　拓哉****

A Research on the Application of Machine Learning to Processing Technology

HONDA Takashi *, SUGAI Hiroyuki**, KATAYAMA Satoshi ***, MURAKI Tomohiko**
and FUKUDA Takuya****

1. 緒　　言

近年，画像分類や画像生成，物体検知などの分野を中心に，機械学習の適用が進んでいる。製造業においても大企業を中心に機械学習の活用が検討されているが，中小企業では活用が進んでいるとは言い難い。また，CAE(Computer Aided Engineering)は仮想的な実験環境をコンピュータ内に構築し，数値計算（シミュレーション）により様々な条件の検討を行えるため，機械学習との連携が期待されている。ただしこれらの連携には，機械学習だけでなく，CAE に対する知見も必要であるため，運用のハードルはさらに高くなる。

そこで本研究では，製造分野における機械学習の適用について調査し，活用方法について検討を行った。また，昨年度導入したCAEのソフトウェアの活用についても検討したので併せて報告する。

2. 調査内容

2.1　技術動向

製造業における機械学習の適用は，大手自動車メーカーを中心に進んでおり，分類，寄与度の分析，代理モデルの作成・運用などの目的で使われることが多い。その中で，CAE 技術との連携では，実験結果に加えて教師データを増やすことを始め，加工条件最適化の検討，材料特性値や摩擦係数，熱伝達係数などのシミュレーションパラメータの同定が挙げられる[1,2,3]。

2.2　活用事例調査

分類では，画像処理を活用したデータマイニングによって，作業者ごとの判断に依らないパターン分けが行われている。設計においては，様々な条件に対する結果の分析に活用されており，例えば衝突時の変形パターンを分類して，その後変形パターンへの設計パラメータの寄与度の分析や代理モデルの検討が行われている[4]。また，溶接の評価にあたり，継手形状の分類を行うことで，それぞれの継手の種類に応じた適切な実験式を適用するといった活用も行われている[5]。これらの事例においては，人間では一見して見分けがつかない形状についても，作業者による分類の判断の違いを無くすことができる，作業者の手間を省けるといったメリットがある。

寄与度の分析では，CAE の活用による教師データや製造現場での IoT・ビッグデータの活用により，多くのデータに基づいた要因の特定や重要度の算出が行われている。例えば，上述の設計における変形パターンへの設計パラメータの寄与度分析[4]や成形不良の要因分析などの適用事例がある[6]。

代理モデルの活用は，あらかじめ学習させた特定の項目に関して，CAE の代わりに予測するものである[4]。一旦代理モデルを作成しておけ

*　下越技術支援センター
**　研究開発センター
***　中越技術支援センター
****　上越技術支援センター

ば，以降の運用においては計算時間の大幅な短縮が見込める。

その他，材料特性値やシミュレーションパラメータの同定に機械学習の活用が進んでおり，大学・公設試でも積極的に研究が行われている[7)]。

3. 機械学習の適用

上述のように，大手企業や大学を中心に機械学習の活用が進んでいるものの，中小企業での普及が進まない背景に，機械学習の運用には理論や評価モデルへの知識とともに，Python などのプログラミングの知識が必要な点が挙げられる。ただし，近年 Orange や RapidMiner などのノーコードツールの普及が進んでおり，敷居は下がりつつある。深い洞察や細かな設定を行うには，理論や分析のモデルに対する知識が重要であるが，まず機械学習を使ってみて，実践を通して知識や経験を蓄積することも習得の一つの方法であると考えられる。

そこで本調査研究では，調査した事例を参考にしつつ，RapidMiner を活用したフィジビリティスタディを実施した。対象の製品を図 1 に示す。このような角筒容器は金属板を素材とした絞り成形で製造される。絞り成形では，対象の材料の特性およびそのばらつき，使用される潤滑剤の特性，成形中に発生するしわを抑制するためのばねの特性など，様々な条件が成形性に影響を与える。そのため，適切な成形条件の決定は困難で，絞り成形は難度の高い塑性加工と言える。

図 1　フィジビリティスタディ対象製品

本調査研究では，多くの教師データによる機械学習の代理モデルを作成するため，CAE の計算結果を活用した。そのため，まず実試験結果を CAE で再現する計算モデルを作成し，実験計画法で加工条件を作成して計算を実施した。そして，この計算結果と実験結果を教師データとして成形可否およびしわ発生の代理モデルを作成した。成形の可否にはサポートベクターマシン，しわの判定にはニューラルネットワークを適用した結果，正解率はそれぞれ 98.3%，93.9%と十分な精度であった。また，要因分析の結果，成形性には板押え荷重と摩擦係数の影響が大きく，しわについては板押え荷重と荷重付与のタイミングの影響が大きいことがわかった。

これらの代理モデルを組み合わせ，加工条件最適化を行った。ここで，最適化とはある特定のパラメータを最小もしくは最大化する条件を決定するもので，加工技術の知識をもとに分析する作業者自身で決定する必要がある。上述の要因分析の結果から，板押え荷重はしわ，成形性両方への影響度が大きく，しわの生じない最低限の材料の拘束状況が最も成形しやすい条件であることを示している。また，形状，材料の変更は客先との協議が必要であるのに対し，加工条件である板押え荷重の設定については変更が容易であることから，本検討では板押え荷重の最小化を試みた。最小化には，しわを判定する代理モデルの判定基準（確信度）を利用して，自分で設定した確信度を下回る場合にペナルティを課すような条件式を定義して，設定した確信度に応じた最小のばね荷重を求めた。今回，確信度 70%を下限として最適化したところ，1,370,000N を初期値として開始して，35,960N がしわの生じない最小の板押え荷重であることがわかった。また，この荷重条件を含めた成形条件を成形可否モデルで分析したところ，成形可能と判断された。これにより，RapidMiner を用いた機械学習によって成形可能な加工条件を求める分析を実施することができた。

表 1　降伏関数の同定結果（一致率（%））

Hill'48	Hill'90	Barlat_89
91.41	82.46	95.40

Barlat_91	Barlat_2000	Yoshida
92.16	99.99	99.99

4. シミュレーションパラメータの同定

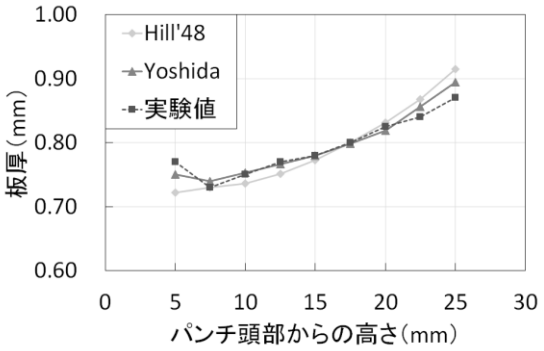
材料モデル（降伏関数・硬化側）はプレス成形シミュレーションの計算精度に影響を与える因子のひとつである [8,9]。ただし，高次関数で表現される高度な材料モデルのパラメータ同定には二軸引張試験や応力反転試験といった特殊な装置を必要とする強度試験が必要とされる [10,11]。この問題を解決するため，当所では令和3年度に ESI 社製材料パラメータ同定ソフトウェア ESI Mat-Wizard を導入した。ESI Mat-Wizard を用いることで，上記の強度試験を実施しなくても，通常の引張試験結果より高度な降伏関数や硬化側のパラメータを同定することが可能である。ただし，その同定精度について言及された報告書は開発元においても公開されておらず，ユーザ側の検証が必須である。

そこで本調査では，A5052-o 材を供試材として 0，22.5，45，67.5，90° 方向の引張試験および ESI Mat-Wizard による材料モデル同定を実施し，円筒絞り試験と CAE の結果を比較することで，その同定精度を確認した。

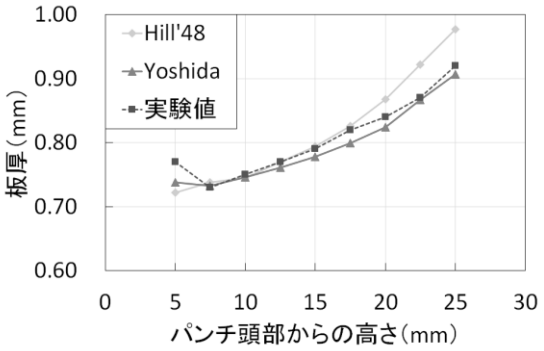
降伏関数の同定結果を表 1 に示す。高次関数である Barlat_2000 モデルや Yoshida モデルは高い一致率となった。

円筒絞り試験および Mat-Wizard と併せて導入した ESI PAM-STAMP の計算結果から，側壁部の板厚の比較を図 2 に示す。Hill'48 に比べ Yoshida モデルのほうが実験値に近い傾向であり，実成形で生じた異方性を表現できることがわかった。

このような材料モデルの選定と併せて，今後は材料試験におけるデータ取得の高精度化も重要になると考えられる。今回の引張試験では試



(a) 0° 方向



(b) 45° 方向

図 2　実試験と計算結果の比較
（側壁部板厚）

験機付属のビデオ伸び計を用いたが，高い画像分解能を有す DIC（デジタル画像相関法）の適用など，可能な限り高精度な測定が実施できるよう努める必要がある。

5. 結　　言

(1) 自動車メーカーを始め，大手製造業の機械学習活用事例を調査し，適用方法を整理した。

(2) RapidMiner を用いたフィジビリティスタディを実施して，絞りの加工条件を求めることができた。

(3) 引張試験結果を用いた材料モデルの作成方法や，同モデルを利用したプレス成形シミュレーション方法など，新規導入設備の活用が可能になった。

(4) 円筒絞り試験とシミュレーションの比較により，従来用いられてきた Hill'48 モデルよ

り，高次の降伏関数である Yoshida モデルのほうが，実現象の再現精度が高いことを確認した。

参考文献

1) 松下五樹，“鍛造シミュレーションの高度化－進化的計算手法と機械学習の活用－”，第 26 回型技術ワークショップ 2020 in ふじのくに講演資料，2020 年 12 月 3 日
2) 村田真伸，“名古屋市工業研究所における塑性加工分野の取り組み”，ぷらすとす，vol.3, no.35，2020，pp.682-686.
3) 吉田佳典，“機械学習に基づく最適化手法を用いた金型－素材接触界面における摩擦係数および熱伝達係数の同時自動同定”， 塑性加工春季講演会講演論文集，2021，pp.169-170.
4) 菅野千歳，“パターン認識と機械学習を活用した衝突解析におけるロバスト設計”， 自動車技術に関する CAE フォーラム 2022 講演会資料
5) 安座間尚之，“数理最適化と AI を用いたアーク溶接条件の導出”， 自動車技術に関する CAE フォーラム 2022 講演会資料
6) 中村公香，“クランクシャフト鍛造ラインにおける IoT を活用した取組み”，塑性加工連合講演会講演論文集，2022，pp.209-210.
7) 千田涼生，“ニューラルネットワークを用いた異方性降伏関数のパラメータの同定”，塑性加工連合講演会講演論文集，2022，pp.219-220.
8) 濱崎洋，"アルミニウム合金板の塑性異方性のモデル化と高精度プレス成形 CAE の開発"，軽金属，第 65 巻，第 11 号，2015，pp.536-541.
9) 吉田総仁，"異方性金属板材の大ひずみ繰返し塑性構成モデルとその板材成形シミュレーションへの応用"，第 60 回理論応用力学講演会資料
10) 桑原利彦，"2 軸引張試験による各種鋼板の塑性変形特性の測定と解析"，鉄と鋼，Vol.87, No.4，2001，pp.198-204.
11) 桑原利彦，"面内反転負荷試験機の開発と各種金属薄板のバウシンガ効果の測定"，日本機械学会東北支部秋季講演会講演論文集，第 41 巻，2005，pp.251-252.