ノート

人工知能技術を用いた金型設計手法に関する研究

片山　聡*　山田　昭博**　宮口　孝司**　須貝　裕之***　福田　拓哉****　林　成実**
小杉　剛*****　市川　雄介*****　鵜飼　孝行*****　笠原　登志樹*****

Research on mold design methods using artificial intelligence technology

KATAYAMA Satoshi*，YAMADA Akihiro**，MIYAGUCHI Takashi**，SUGAI Hiroyuki***
FUKUDA Takuya**** and HAYASHI Narumi**
KOSUGI Takeshi*****，ICHIKAWA Yusuke*****，UKAI Takayuki***** and KASAHARA Toshiki*****

1. 緒　　言

CAE (Computer Aided Engineering) 技術はコンピュータ上での仮想実験により，製品・技術開発期間を短縮できることから，製造業のDX (Digital Transformation) 推進において，特に設計工程のデジタル化に大きく寄与している[1)]。また近年ではハードウェア性能の向上やクラウドコンピューティングなどの普及により，CAEソフトウェアで行われる計算も精密化・大規模化しており，デジタルツイン（実際の現象との連携）も実用化に向かいつつある[2)]。その一方で，中小企業におけるCAE技術の活用は十分に進んでいないのが現状である。CAE技術導入の障壁となっているのは主にCAE技術者の確保や育成であるが，大規模な計算データを分析するデータサイエンティストの確保や育成も課題となっている。

当所では令和 4 年度に hakkai(株)と共同研究「射出成形金型における有効な冷却配管の実現」を実施し，射出成形金型における 3 次元冷却管の有効性を確認した。この研究ではCAE技術により複数パターンの 3 次元冷却管レイアウトを検討したが，管径や流路パターンなど，設計パラメータの影響度に対する詳細分析までには至らなかった。そこで本年度の共同研究では，金型設計における設計パラメータの影響度分析を中心に，AI (Artificial Intelligence) 技術をはじめとするデータ分析技術の活用方法について検討した。本報告書では研究成果のうち，射出成形品の熱変形に対するデータ分析技術の適用事例について報告する。

* 下越技術支援センター
** 研究開発センター
　　レーザー・ナノテク研究室
*** 中越技術支援センター
**** 上越技術支援センター
***** hakkai(株)

2. 射出成形品の熱変形に関する温度分布の影響度調査

2.1 熱変形シミュレーションの概要

対象とした射出成形品形状および熱変形シミュレーションの概要を図 1 に示す。本調査は金型開放前の温度分布が熱変形量にどのような影響を及ぼすか調査する目的で実施した。熱変形を抑制する意味では，射出成形品が均温になるのを待って金型を開放するのが理想であるが，その場合にはサイクルタイムが増大することとなる。サイクルタイムを短縮するためにある程度の温度差を許容するとしたら，どの部分の温度差を小さくすることが熱変形に対して効果的であるか，そのための 3 次元冷却管レイアウトはどのような形状となるのかをデータ分析によって明白にすることが最終目標となる。

熱変形シミュレーションには当所が所有するAnsys Mechanical Enterprise 2022 R2 の伝熱－構造連成解析機能を用いた。温度分布は別途実施した射出成形シミュレーションの結果を参考に，製品内面を 21 のエリア（P1～P21：位置情報の

詳細省略）に分け，外表面温度に対して±20℃の範囲で定義した。なお，熱変形シミュレーションは環境温度との温度差を利用して計算されるため，外表面自体が変形しないよう，外表面温度は環境温度と同じく，0℃に設定した。

寄与度分析は，実験計画法（ラテン超方格法サンプリング）で作成された設計点に対するサロゲートモデル作成と同モデルに対する入力因子の寄与度分析の順に行った。実験計画法モジュールには Ansys DesignXplorer （以下，Ansys）を，データ分析（サロゲートモデル作成，影響度分析）には Ansys および無料で使用できるデータ分析ノーコードツール Orange を用いた。入力因子は各エリアにおける外表面との温度差，

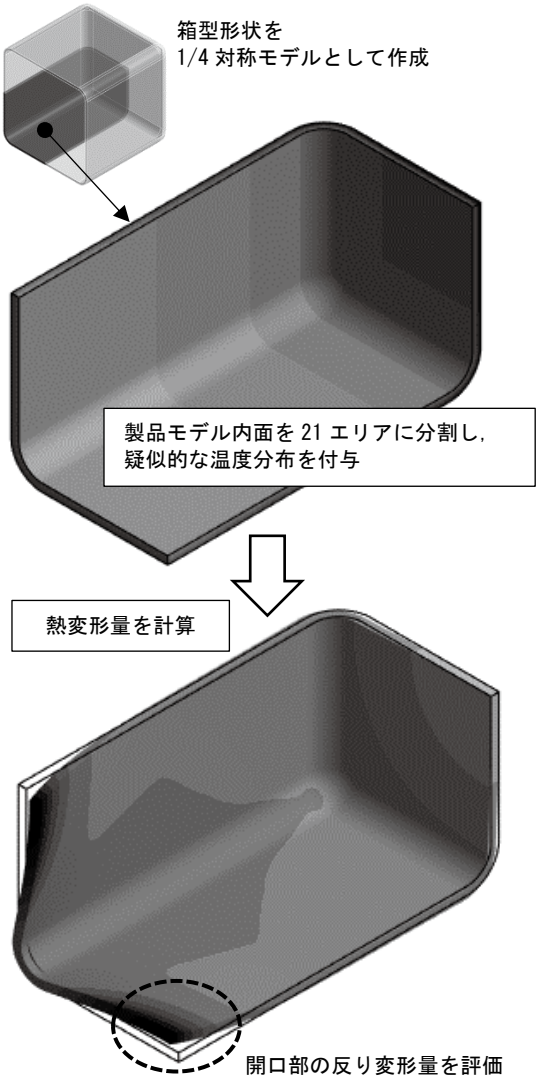

図 1　対象形状および計算概要

評価基準（目的変数）は開口部の反り量とした。サロゲートモデル作成における学習点数は 1000 点，検証点数は 200 点とした。

2.2　入力因子の影響度分析結果

Ansysによる分析結果（ローカル感度）を図2に，Orangeによる分析結果（Feature Importance, Explain Model）を図3，4に示す。図より，影響

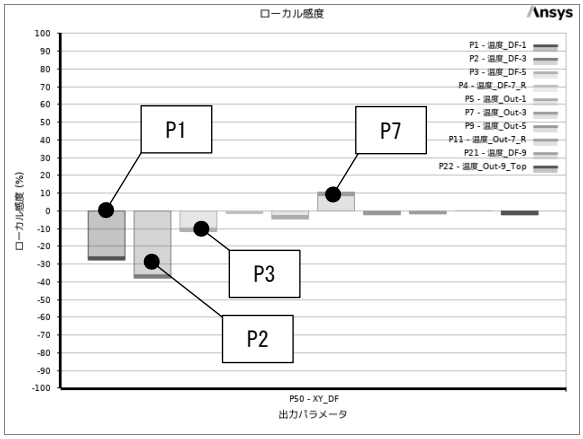

図 2　影響度分析結果(Ansys：ローカル感度)

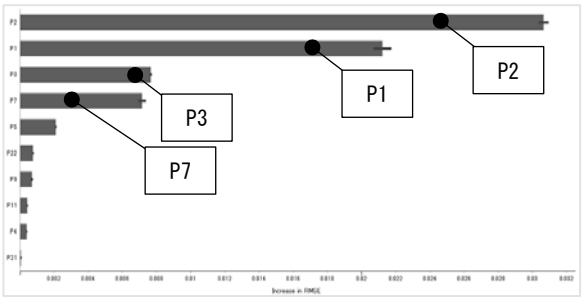

図 3　影響度分析結果
(Orange：Feature Importance)

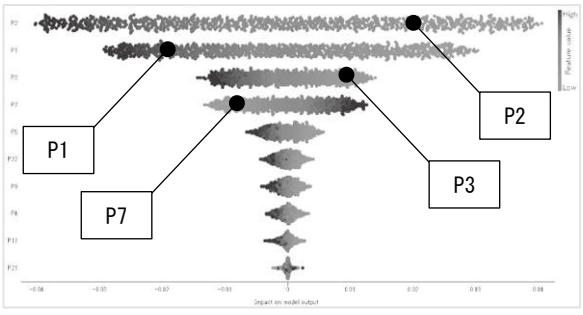

図 4　影響度分析結果
(Orange：Explain Model)

度の大きい因子は P1～3，P7 の 4 つであること，P1～3 と P7 の影響度は正負が異なっていることなどがわかる。影響度の大きいこれらのエリアを積極的に冷却することで，サイクルタイムを短縮しつつ，反り変形量を抑えることが可能になると考えられる。

本研究で作成されたサロゲートモデルの作成アルゴリズムはAnsysが遺伝的集合（ニューラルネットワーク等の近似アルゴリズムの組合せ方式），Orangeがニューラルネットワークである。これらは計算精度（近似・予測精度）が高い反面，内部処理についてはブラックボックス化されており，使用者が入力因子の影響度を捉えるには不向きとされている[3)]。今回，専用ソフトウェアであるAnsysだけでなく，Orangeでも十分な分析ができており，XAI（eXplainable AI）としての役割は果たしたものと考えられる。今後は当所だけでなく，企業においてもこれらを積極的に用いることで，CAE技術や実験データを設計工程にフィードバックすることが可能になると考えられる。

2.3　今後の課題

今回の検証では開口部の反り変形だけを目的変数としたが，これによって作成されたサロゲートモデルにて最適条件を探索すると，図5のように他の部分の変形を度外視した結果を導く可能性がある。そのため，今後のシミュレーションにおいて，製品全体の反り変形量を抑えるといった観点も取り入れるのであれば，多点の変形量や，変形量の平均値・標準偏差といった統計データを目的変数に加える必要があると考えられる。このような多目的最適化に向けたサロゲートモデルの作成[4)]や複雑なデータ分析は今後の課題となる。

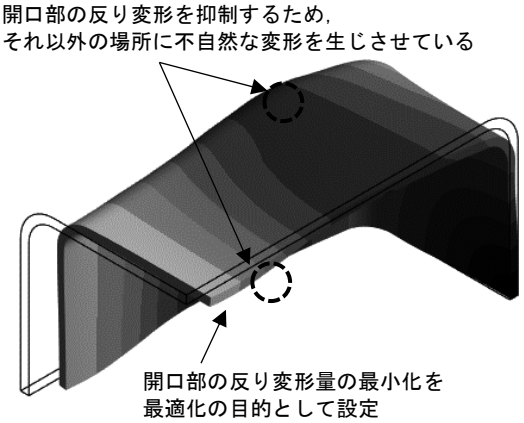

図5　最適化の実施例

3.　結　　言

(1) 射出成形品の熱変形について影響度分析を実施し，熱変形に影響しているエリアを見出した。

(2) Ansys DesignXplorer と Orange の分析結果に差異はなく，ノーコードツールの有効性を確認した。

(3) 多目的最適化に向けた目的変数設定の課題について検討した。

参考文献

1) 片山聡, “人工知能技術を用いた CAE 技術に関する調査研究”, 工業技術研究報告書, No.51, 2022, pp.99-101.

2) 白瀬敬一, “デジタルツインの捉え方ーシミュレーションからデジタルツインへー”, 日本機械学会誌, 124 巻, 1231 号, 2021, pp.6-9.

3) 田辺剛, “ビジネス領域で求められる XAI（説明可能な AI）”, 日本セキュリティ・マネジメント学会誌, Vol.34, No.1, pp.15-19.

4) 山崎祐亮, “三次元水管を用いたプラスチック射出成形における反りとサイクルタイムの多目的最適化”, 設計工学, 2018, 53 巻, 11 号, pp.819-828.