AI援用CAE技術に関する調査研究

片山　聡*　本田　崇**　永井　智裕**　村木　智彦***

Report of Market and Technology Trends on Application of Artificial Intelligence in CAE

KATAYAMA Satoshi*，HONDA Takashi**，NAGAI Tomohiro** and MURAKI Tomohiko***

1. 緒　　言

CAE(Computer Aided Engineering)技術は仮想的な実験環境をコンピュータ内に構築することで試作回数を低減するだけではなく，結果の可視化・デジタル化を活用した関係者間の情報共有ツールとしての役割も果たしており，製品設計・技術開発には欠かせないものとなっている。近年ではCAD(Computer Aided Design)ソフトウェアに付帯する「設計者向け CAE ソフトウェア」が広く普及し，新潟県内の中小企業でも導入が進んでいる。しかし，CAE ソフトウェアはすべての作業を自動処理するものではなく，計算モデル選定や要素分割条件設定，境界条件定義といった作業はユーザが行う必要がある。そのため，ユーザの習熟度によっては計算結果に差が生じることとなる[1)]。

また結果分析や改善案の作成もユーザに委ねられることが多く，過去の設計事例や不具合対策事例など技術ノウハウの蓄積が CAE 技術の活用度に大きな影響を及ぼしている[2)]。

近年の製品開発においては製品形状や材料特性を変数とする最適設計（パラメトリックスタディ）が行われているが，数多くの変数・水準を扱う場合には計算時間が膨大になるという問題が生じている[3)]。計算時間を短縮させる方法としては，スーパーコンピュータやクラウドコンピューティングの利用が考えられるが[4),5)]，設備環境の整わない中小企業においては AI（人工知能：Artificial Intelligence）技術の利用もひとつの手段として挙げられる。工業分野において AI 技術を利用する取り組みは，画像認識による良品／不良品の判別や IoT（モノのインターネット：Internet of Things）技術との連動による工作機械の異常検知（予知保全）で成果を上げているが[6),7)]，ここで使用されている機械学習などの手法を CAE 技術に応用すれば，パラメトリックスタディの効率化が可能になると考えられる。

また設計ノウハウの蓄積や作業の標準化，計算結果に対する評価技術の高度化を実現することで CAE 技術の活用が促され，設計技術力および製品提案力の向上，新たな技術分野に向けた技術シーズ育成が期待できる。そこで本研究では，CAE 分野における AI 技術の適用事例を調査するとともに AI 技術適用における技術課題抽出を目的とした検証実験（応答曲面を用いた多目的最適化）を実施した。

2. 調査内容

2.1　技術動向・活用事例調査

CAE 分野における AI 技術の適用事例としては逆問題解析による材料特性・実験パラメータの同定，応答曲面法を用いた未知条件の挙動予測・最適値の探索が挙げられる。ともに数学的なアプローチによる最適化技術であり，AI 技術としての色合いは弱いが，中小企業が CAE 技術を活用するためには重要なものとなる。

逆問題解析は実験値と計算結果の差を解消させるため，計算パラメータの最適な組み合わせを探索する技術である。当所においてもプレス

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

成形における金型の摩擦係数や CFRP（炭素繊維強化プラスチック：Carbon Fiber Reinforced Plastics）の異方材料特性の同定で簡易的な逆問題解析を実施している [8),9)]。逆問題解析では多くの実験データに対して良好な一致を得る計算パラメータを探索するが，パラメータが複数の依存性を有す場合（例えば，温度・接触圧力・すべり速度に依存する摩擦係数）など，複雑な近似式での同定が必要な場合には計算量が膨大となり，手動での作業が困難となる。そのため最適化アルゴリズムによる自動探索技術が必要とされる。材料物性値に対する逆問題解析を実施できるソフトウェアはいくつか存在するが，例えば J-OCTA では 深層学習を用いた定量的構造物性相関(QSPR:Quantitative Structure Property Relationships)機能によって高分子材料の物性値をモノマーの分子構造から予測することが可能となっている。

応答曲面法は実験計画法などによってサンプリングした計算結果から応答曲面（近似モデル）を作成し，設計空間内における入力パラメータの影響度や傾向を調査する手法である [10),11)]。応答曲面法は多くの最適化ソフトウェアに搭載されており，pSeven，modeFRONTIER などで実施可能である。応答曲面の作成には多項式，ニューラルネットワークなどが用いられる [12),13)]。

また応答曲面はパラメータの相関調査のほかに，最適値を効率的に探索する手法として用いられることも多い。特に近年では「軽量かつ高剛性」「低コストかつ高品質」といった複数の目的を成立させる最適設計（多目的最適化）にて使用される事例が増えている [14),15)]。さらに応答曲面の精度を段階的に高め，より少ない計算回数で最適解を得ようとする逐次最適化に関する報告例も増えている [16)~18)]。

設計者向け CAE ソフトウェアとして新潟県内の企業に普及している Solidworks Simulation においても，これまでの総当たり的なパラメトリックスタディだけではなく，実験計画法および逐次更新型の最適化機能が追加される予定となっている。

また AMDESS，Insight など Solidworks Simulation と連動可能なパラメータ最適化支援ソフトウェアも開発されており，今後は中小企業においても最適化の利用が進むものと考えられる。

2.2　検証実験（多目的最適化）

応答曲面および多目的最適化は CAE 分野における AI 技術活用の中核をなす技術と考えられることから，ANSYS DesignXplorer（以下，ANSYS）にて応答曲面法を用いた多目的最適化を実施し，その有効性や制約事項，技術課題について検証した。

計算対象は図 1 に示す 3 点曲げスプリングバック現象とした。計算は 2 ステップで実施し，1 ステップ目で中央点に強制変位を与え，2 ステップ目で変位を解放（無効化）することでスプリングバックを発生させた。スプリングバック量（戻り角度）は節点 A，B の各ステップ終了時の座標値変化量によって計算した。

実験計画法，応答曲面最適化における入力パラメータ範囲と目標値，製造制約値を表 1，2 に示す。なお，ヤング率と密度を相互関係のない独立した変数として用いた場合，非現実的な材料モデルが作成されてしまうため，密度は金属材料の代表的な比ヤング率に依存する従属変数として定義した。

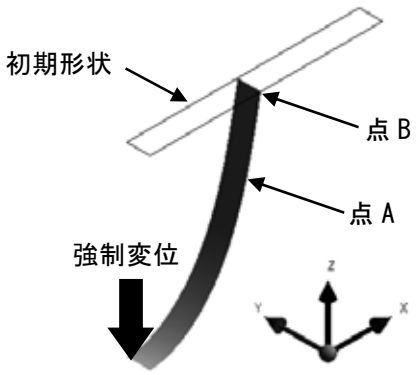


図 1　計算モデル（1/4 対称）

表 1　実験計画法における入力パラメータ範囲

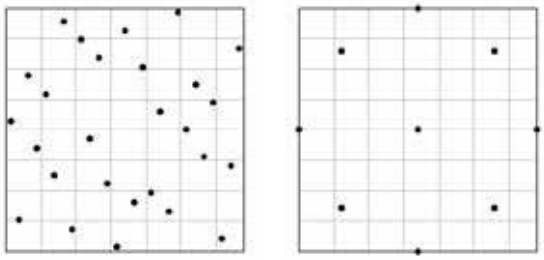
項目	値
ヤング率（GPa）	55～225
降伏応力（MPa）	150～550
接線係数（MPa）	400～1600
板厚（mm）	0.4～1.6
曲げ変位（mm）	5～40

表 2　最適化における目標値と製造制約値

	項目	値
目標値	最終角度（°）	89～91
	戻り角度（°）	最小化
	重量（g）	最小化
	曲げ荷重（N）	最小化
製造制約値	ヤング率（GPa）	70，110 180，210
	降伏応力（MPa）	200，300 400，500
	接線係数（MPa）	500，750，1000 1250，1500
	板厚（mm）	0.5，0.6，0.8 1.0，1.2，1.5

実験計画法におけるサンプリング点の作成には，ラテン超方格サンプリング(LHS:Latin Hypercube Sampling)を用いた。ANSYS のデフォルト設定となっている中心複合計画(CCD:Central Composite Design)とのサンプリング点の分布比較を図 2 に示す。近似モデルの妥当性を検証するデータ（検証点）は CCD のサンプリング点数と同じく 27 点とし，ランダムシードを変更して LHS によって作成した。応答曲面法におけるメタモデルには遺伝的集合（ANSYS のデフォルト），非パラメトリック回帰，ニューラルネットワーク，Kriging を用いた。

図 3 に近似手法別のサンプリング点数と検証点に対する誤差（点 B の X 座標値の二乗平均平方根誤差）の関係を示す。図 3 によって，サンプリング点数の増加に伴って誤差が低下していることがわかる。



(1)LHS　　(2)CCD

図 2　サンプリング点の分布比較
（横軸：ヤング率，縦軸：降伏応力）

近似アルゴリズムでは遺伝的集合が他のアルゴリズムよりも少ないサンプリング点数で良好な結果を得ていることがわかる。

またサンプリング点数 200 点では，非パラメトリック回帰を除いて，近似アルゴリズムによる差が見られなくなった。

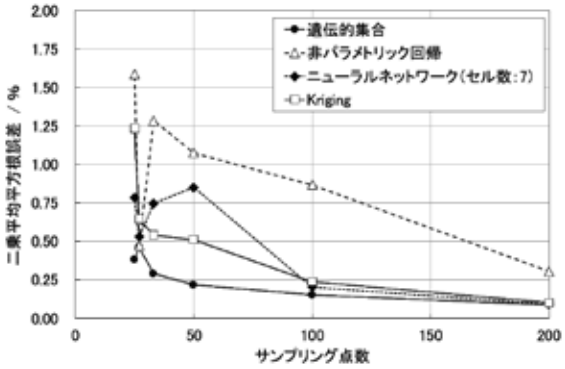


図 3　近似手法別のサンプリング点数と検証点に対する誤差の関係

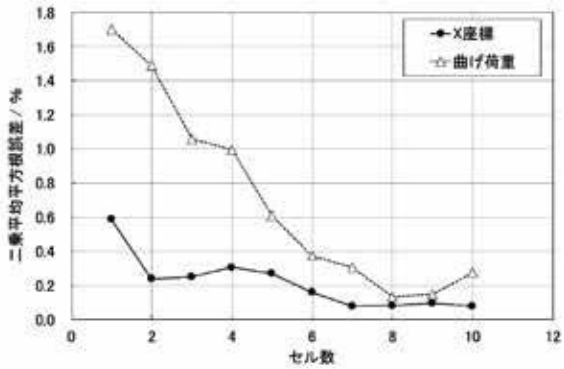


図 4　ニューラルネットワークのセル数と検証点に対する誤差の関係

図 4 にニューラルネットワークのセル数と検証点（点 B の X 座標値および曲げ荷重の二乗平均平方根誤差）に対する誤差の関係を示す。サンプリング点数は 764 点とした。今回の事例では，セル数は 8 で誤差が最小となることがわかる。

このように応答曲面の精度はサンプリング点数や近似アルゴリズムによって変化するため，作成においてはその妥当性を十分に検証する必要があるといえる。

図 5 に遺伝的集合によって作成された応答曲面（サンプリング点数：200）を用いて計算されたパレート解集合（横軸：重量，縦軸：戻り角度）を示す。

最適化は多目的遺伝的アルゴリズム(MOGA: Multi Objective Genetic Algorithm)を用いて，最初に 5,000 サンプルを生成し，反復ごとに 1,000 サンプルを生成して，最大 20 反復で 5 候補を検出するよう設定した。

なお，最適化における出力値の優先事項として「戻り角度最小化」「重量最小化」の 2 種を設定した。

それぞれの優先事項での最適値（上位 3 点）を表 3，4 に示す。優先事項によって最適値は異なっているが，これは最適化実施前に入力変数や目的関数の検討を十分に行わなければならないことを示している。

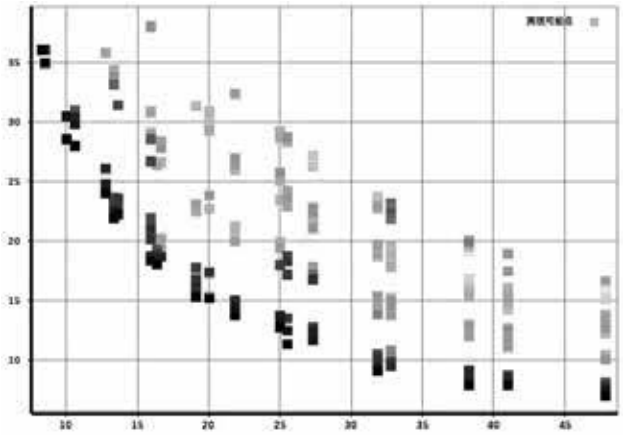


図 5　パレート解集合（重量 vs 戻り角度）

表 3　最適解（戻り角度優先：上位 3 点）

項目	最適解		
	①	②	③
ヤング率（GPa）	210	180	110
降伏応力（MPa）	200	200	200
接線係数（MPa）	750	750	500
板厚（mm）	0.5	0.5	0.6
曲げ変位（mm）	36.9	37.6	38.9
戻り角度（°）	17.6	21.5	28.2
重量（g）	16.0	13.7	10.0

表 4　最適解（重量優先：上位 3 点）

項目	最適解		
	①	②	③
ヤング率（GPa）	110	70	180
降伏応力（MPa）	200	200	200
接線係数（MPa）	750	500	750
板厚（mm）	0.5	0.8	0.5
曲げ変位（mm）	39.8	39.6	37.6
戻り角度（°）	33.1	34.1	21.5
重量（g）	8.4	8.5	13.7

3. 結　　言

(1) CAE 分野における AI 技術の適用方法としては逆問題解析によるパラメータ同定，応答曲面法による未知条件下の挙動予測および最適値の探索があり，商用ソフトウェアも多く存在する。また設計者向け CAE ソフトウェアにも最適化技術が広がりつつある。

(2) 応答曲面の作成においてはサンプリング点数やその分布，近似アルゴリズムの妥当性を十分に検証すべきである。

(3) 多目的最適化においては，最適解は集合値として得られるため，実施前に優先事項を明確にする必要がある。

参考文献

1) 前田太一，“CAE 解析手順の標準化手法の開発”，設計工学，53，8，2018，pp.615-626.

2) 村上敦，“開発テーマと連携した設計者のCAE 解析スキルアップ活動”，CAE ユニバーシティ特別公開フォーラム 2019 講演資料
3) 小平剛央，“大規模並列計算を用いた複数の車体構造の同時設計最適化”，日本機械学会誌，119，1169，2016，p.222.
4) 加藤千幸，“ものづくり分野におけるスパコン「京」の活用”，都市政策，7，2012，pp.4-10.
5) 井原遊ほか，“クラウドコンピューティングによる CAE プロセスの効率化”，計算力学講演会講演論文集，27，2014，pp.185-186.
6) 廣野慎一ほか，“画像認識 AI を活用した外観検査の自働化”，FUJITSU，69，4，2018，pp.42-48.
7) 黒水修司ほか，“IoT と AI を活用した設備故障予知”，紙パ技協誌，72，3，2018，pp.277-282.
8) 菅野明宏ほか，“真空装置用ステンレス製大型容器の多様な形状に対応する新加工技術の開発”，金属，87，5，2017，pp.393-396.
9) 片山聡ほか，“CAE 技術を用いた高性能テニスラケットの開発”，工業技術研究報告書，47，2018，pp.3-8.
10) 小川雅俊ほか，“エンジンの応答曲面モデルと制御パラメータ最適化手法の開発”，計測自動制御学会論文集，47，10，2011，pp.501-510.
11) 玉置紗矢加ほか，“応答曲面法を用いたシミュレーションによる光学製品の設計技術”，東芝レビュー，70，4，2015，pp.38-41.
12) 竹田憲生ほか，“ノイズを含むデータから作成した応答曲面の予測精度”，日本機械学会論文集，74，743，2008，pp.1031-1039.
13) 高橋勇樹ほか，“CFD 解析を用いたオッターボードの形状最適化手法”，日本水産学会誌，83，6，2017，pp.950-960.
14) 鈴木和徳ほか，“多目的遺伝的アルゴリズムにおける応答曲面の利用と検討”，情報処理学会研究報告，58，4，2006，pp.11-14
15) 下田昌利ほか，“感性と構造特性を評価関数とする自転車構造の最適化”，日本機械学会　第 21 回設計工学・システム部門講演会論文集，2011，pp.466-470.
16) 下山幸治ほか，“多目的最適化における Kriging 応答曲面法のためのサンプル追加指標の比較”，進化計算学会論文誌，3，3，2012，pp.173-184.
17) 橋本咲良ほか，“可変射出速度と可変保圧力を用いたプラスチック射出成形における多目的最適設計”，日本機械学会第 29 回設計工学・システム部門講演会講演論文集
18) 伊藤誠ほか，“少ないサンプル数での応答曲面を利用した最適設計に関する考察”，日本機械学会第 29 回設計工学・システム部門講演会講演論文集