

(論文)

アルミ押出型材断面設計へのベイズ最適化の適用と有効性 検証

伊原涼平*¹ (博士(工学))・鎮西将太*²・山川大貴*³

Application of Bayesian Optimization to Cross-sectional Design of Aluminum Extrusion and Validation of Its Effectiveness

Dr. Ryohei IHARA・Shota CHINZEI・Taiki YAMAKAWA

要旨

地球環境保護を背景にした車体軽量化に加え、衝突安全性能の両立が車体部品に求められている。その手段として、効率的な断面形状を設計可能なアルミ押出型材の適用は有効であるが、軽量化を目指す上では素材の性能を最大限活かす設計技術も求められ、その際には最適化技術が有用である。最適化では多くの繰返し評価が必要であることから、より効率的な手法が望ましい。本検討では、アルミ押出型材の断面設計を対象に、効率的な探索が可能であるベイズ最適化を適用し、その有効性を検証した。曲げ性能と軽量化を両立可能な多目的最適化問題として実施した結果、同等の断面設計レベルを確保しつつ、従来法比較で最適化実行回数を大幅に削減可能であることを示した。

Abstract

Both weight reduction, driven by global environmental protection concerns, and collision safety performance are demanded in automotive body parts. As a means to achieve this, the application of aluminum extrusion, which allows for the designing of efficient cross-sectional shapes, is valid. Furthermore, designing technologies that maximize the material's performance is also required to achieve weight reduction, and in this regard, optimization technology is useful. The fact that optimization requires numerous repetitive evaluations increases the desire for more efficient methods. The present study focuses on the cross-sectional design of aluminum extrusion and applies Bayesian optimization, which enables efficient exploration, to verify its effectiveness. A multi-objective optimization has been conducted as a problem involving bending performance and weight reduction. The results have revealed the possibility of significantly reducing the number of optimization executions compared with the conventional methods, while maintaining an equivalent level of cross-sectional design.

検索用キーワード

ベイズ最適化, 最適化解析, アルミ押出型材, CAE, 自動車, 軽量化

まえがき = 近年の地球環境保護を目的とした温室効果ガス排出規制に基づいて、自動車の燃費規制が年々厳しさを増しており、各国政府のCN (Carbon Neutral) 実現目標への言及にも関連して、自動車業界における環境対策への取組みは世界的な潮流となっている。CN化の有力な手段として、とくに欧米や中国を中心にBEV (Battery Electric Vehicle) 開発が急速に進められているが、BEVでは航続距離確保に必要なバッテリーが多量に搭載されることによる重量増が問題となる。そのため、車体軽量化ニーズはパワートレインの種類によらず変わらないとされている¹⁾。軽量化に加え、年々高まる衝突安全性との両立も求められることから、材料を適材適所に配置するマルチマテリアル化が有効な手段として考えられ、当社においても様々な検討を行っている^{2), 3)}。マルチマテリアル化の代表格はアルミニウム合金素材の採用であり、中でも押出型材は必要強度を得るために効率的な断面形状を比較的自由に設計できることから、バンパビームやドアビーム、サイドシル等の骨格部材にも適用が進んでいる⁴⁾ だけでなく、側面衝突時の

電池保護を目的としたバッテリーフレームなどにも採用が進んでいる。

車体軽量化には材料配置だけでなく、材料の性能を最大限引き出すための設計技術も重要である。設計に寄与する技術として最適化技術が挙げられ、近年では車体骨格構造全体をトポロジー最適化により設計する取組みもなされている⁵⁾。一般に、構造設計に最適化技術を適用する際には、特定の性能を満たす大まかな構造を抽出するための概念設計、要求性能を満たしつつ抽出構造を具体化する詳細設計が段階的に用いられる。当社バンパビームを対象とした設計において概念設計に該当する部分は、過去設計や生産性、後加工性などの観点から代表断面⁴⁾を設定して効率化を図っている。いっぽうで、断面形状選定後における外寸形状や肉厚などを対象にした詳細設計では、要求性能を満たしつつ可能な限りの軽量化を求めてCAE (Computer Aided Engineering) による検討を行う。この段階においては最適化技術が有用であるが、非効率な最適化手法では限られた時間の中で様々な要求や制約を満たしつつ軽量化構造を得ることは

*1 技術開発本部 ソリューション技術センター (現 事業開発部) *2 技術開発本部 デジタルイノベーション技術センター

*3 素材事業部門 アルミ押出・サスペンションユニット アルミ押出・加工品工場

困難を極める。本検討では、効率的な設計技術の構築を目指し、その有力な手法として知られているベイズ最適化の有効性検証を目的に検討を行った結果を報告する。

1. ベイズ最適化手法とその適用対象

1.1 ベイズ最適化

ベイズ最適化⁶⁾は、逐次モデルベース最適化手法の一つであり、入出力間の未知の関係に対して試験やCAEなどで得られる観測データを基に統計モデルを構築し、予測の確からしさを考慮することで全体最適解を探索可能な手法である。この理由から効率的な最適化手法として知られており、本検討でもベイズ最適化を用いることとした。その探索効率に大きく影響する統計モデリングにはガウス過程 (Gaussian Process : GP, 以下GPという) 回帰⁷⁾を用いた。任意の x に対し、以下の式(1)が成り立つ場合に $f(x)$ がGPに従うことを表す。

$$f(x) \sim GP(\mu(x), k(x, x')) \dots \dots \dots (1)$$

ここに、 μ : 平均関数、 k : カーネル関数である。カーネル関数は x と x' の類似度を表しており、探索を行ううえでの重要な因子である。本検討では、以下の式(2)で表されるMatérn関数⁸⁾を用いた。

$$k(x, x') = \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left(\frac{\sqrt{2\nu} \|x - x'\|}{\theta} \right)^\nu \cdot K_\nu \left(\frac{\sqrt{2\nu} \|x - x'\|}{\theta} \right) \dots (2)$$

ここに、 Γ : ガンマ関数、 K_ν : ベッセル関数、 θ, ν : パラメータである。 ν はMatérn関数の滑らかさを表すパラメータであり $5/2$ とした。

ベイズ最適化において、次候補点は獲得関数に基づいて探索される。獲得関数には、GPから得られる予測平均と予測分散より算出される関数であり、後述のトレードオフ関係を有する多目的最適化問題を対象にしていることを考慮して、EHVI (Expected Hyper-volume Improvement)⁹⁾を用いた。

なお、ベイズ最適化では観測済みデータを基にした回帰モデル構築により次候補点探索を行うプロセスのため、その実行においては初期データが必要となる。この初期データにおける設計変数値の選定には、実験計画法の一つであり、探索空間を均一的にサンプリングすることで効率的な予測モデル構築が可能なラテン超方格法 (Latin Hypercube Sampling : LHS, 以下LHSという)¹⁰⁾を用いて最適化を実施した。

1.2 最適化問題設定

ベイズ最適化有効性の検証対象として、アルミ押出型材の曲げ性能評価を扱った。具体的には、押出型材の外形寸法ならびに断面肉厚を設計変数とし、曲げ強度最大化および質量最小化を目的とした多目的最適化問題としている。

1.2.1 アルミ押出型材の三点曲げ解析

曲げ性能評価はFEM (Finite Element Method) により行っており、用いたFEモデルを図1に示す。バンパビームへの前突を模擬し、全長1,200 mmの日型断面を有する押出型材の三点曲げ解析としている。支点間距離

1,000 mmとしたR15の支持台を両端に配するとともに変位を完全固定し、R150とした圧子に36 km/hの強制速度を付与した。なお、これら治具は解析上剛体として扱っている。押出型材には表1に示す機械的特性³⁾を想定した材料特性を用いており、メッシュサイズ約5 mmのShell要素でモデル化して解析を行った。

1.2.2 設計変数

押出型材の断面形状と設計変数の関係を図2に示す。5種の設計変数を用いており、各変数の設計範囲を表2に示す。図中の h ならびに数値は断面外形寸法を表しており、外形を構成する部位の肉厚が変化した場合においてもこれらを満たすよう調整がなされ、押出型材の長手方向に一定断面となるモデルとした。

1.2.3 目的関数

目的関数は、軽量かつ曲げ性能に優れた断面形状を得ることを目的に、曲げ性能最大化に加えて部材質量最小

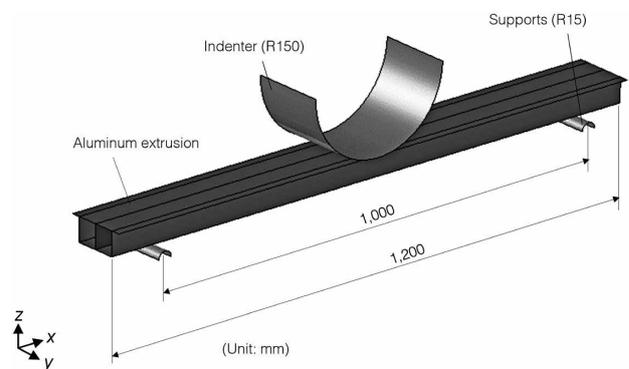


図1 三点曲げFEモデル
Fig.1 FE model for three-points bending

表1 FEMで用いた材料の機械的特性
Table 1 Mechanical properties used in FEM

Density (g/cm ³)	2.7
Young's modulus (GPa)	70
Poisson's ration (-)	0.33
Yield strength (MPa)	435
Tensile strength (MPa)	480

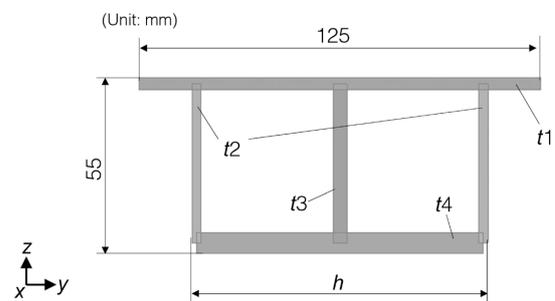


図2 押出型材断面形状と設計変数
Fig.2 Cross section of extrusion and design variables

表2 最適化解析における設計変数とその範囲
Table 2 Design variable ranges for optimization

	h (mm)	t_1 (mm)	t_2 (mm)	t_3 (mm)	t_4 (mm)
Min.	80	2.0	2.0	2.0	2.0
Max.	120	7.0	5.0	5.0	7.0

化として設定しており、多目的最適化問題として扱った。曲げ性能を表す指標には以下の式(3)で表される臨界曲げモーメント M_{cr} を用いた。

$$M_{cr} = F_{max} \cdot l / 4 \quad \dots\dots\dots (3)$$

ここに、

- F_{max} : 三点曲げ時の最大荷重 (kN),
- l : 三点曲げ支点間距離 (m)

上記2種目的関数の探索範囲を表3に示す。本検討ではベイズ最適化の有効性検証を目的としていることから、 M_{cr} や質量に対して特定の狙い性能を設けておらず、表2に示した設計変数範囲内で想定される全範囲を探索範囲に設定した。

1.3 最適化フロー

本検討における最適化フローを図3に示す。大きくLHSによる初期データ構築、最適化の2段階で構成されるフローとしている。初期データ構築は、LHSで抽出された設計変数に対応する目的関数を得るまでFEMを繰り返し行い、必要数取得完了後に最適化に移行する。最適化開始後は、現データからGPモデルの学習ならびに次候補点探索を行うとともにFEM実行で結果を得る。得られた結果は次ループにおいて学習データに組み込まれ、最適化終了条件を満たすまでこの操作を繰り返す。本検討において、LHSにより作成した初期データ数は15、終了判定は200回としたFEM実行回数を設定した。初期データ構築、最適化のいずれにおいてもCAD (Computer Aided Design) による形状修正、FEメッシュ

表3 最適化解析における目的関数の探索範囲
Table 3 Search range for objective functions

	mass (kg)	M_{cr} (kN · m)
Min.	2.0	6.0
Max.	8.0	25.0

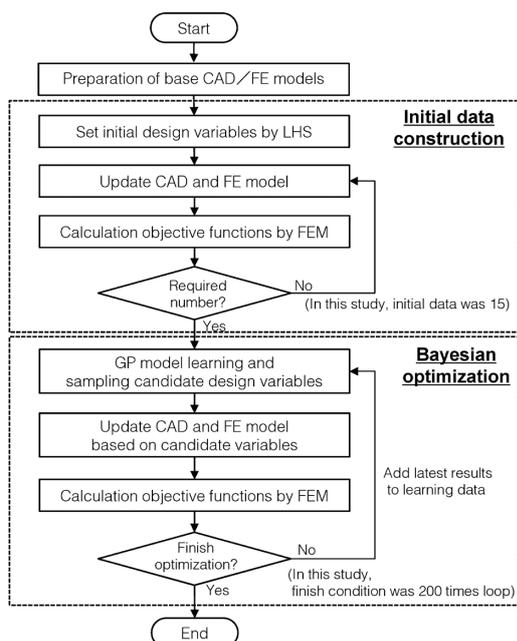


図3 最適化フロー
Fig.3 Optimization flow

の生成、FEM実行、目的関数の算出を行っているが、全ての処理を自動化して実行可能なフローとして構築している。これら最適化解析には、CAD: CATIA V5 (ダッソー・システムズ社)、FEメッシュ生成: HyperMesh (アルテアエンジニアリング社)、FEM: LS-DYNA R9 (Ansys社) を用いた。

2. バンパビーム断面設計を対象とした多目的最適化結果

2.1 ベイズ最適化の有効性検証

ベイズ最適化の有効性は、最適化アルゴリズムにNSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithms-II)¹¹⁾を用いて、同じ対象かつ同じ問題設定で得られた最適化結果³⁾と比較することで検証を実施した。NSGA-IIは遺伝的アルゴリズムの一種であり、種々の市販最適化ソフトウェアにも組み込まれている代表的な最適化手法である。ベイズ最適化により得られた結果を、NSGA-IIの結果と比較して図4に示す。なお、ベイズ最適化は初期データ含め215回、NSGA-IIは2066回の最適化を実施した結果であり、図中左上が軽量かつ曲げ性能に優れることを示している。図4より、 M_{cr} と質量間にトレードオフ関係を有すること、最適解の集合を表すパレートフロントがベイズ最適化とNSGA-IIにおいてほぼ同等であることが確認できる。両者のパレート解を定量的に評価するため、図5に模式的に示す方法で算出され、獲得関数にも採用したHV (Hyper Volume) による比較を行った。なお、今回の問題設定では高い値

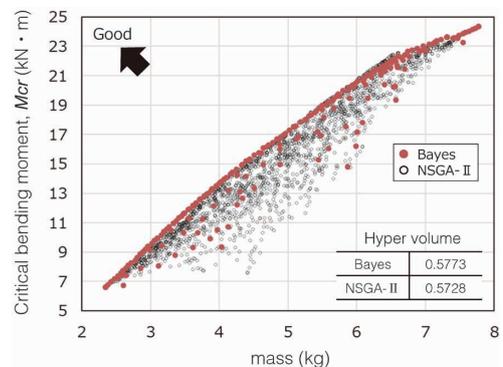


図4 ベイズとNSGA-IIにより得られた最適化結果の比較
Fig.4 Comparison of optimized results obtained by Bayes and NSGA-II

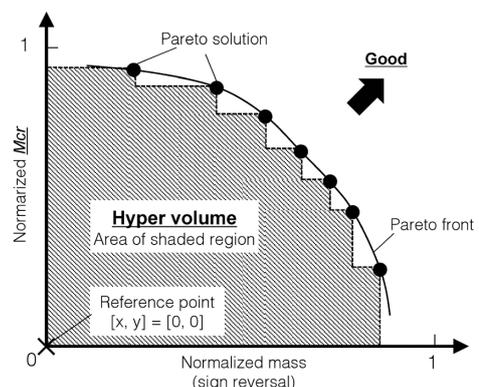


図5 ハイパーボリューム算出の模式図
Fig.5 Schematic illustration of hyper volume calculation

ほどより最適化が進んでいることを示し、算出結果は図4中に併記している。その比較においてベイズ最適化の結果がより高い値を有していることから、ベイズ最適化により同等以上の軽量断面設計が得られること示している。より詳細な評価を目的に、最適化ループごとに算出したHVの推移を図6に示す。ベイズ最適化のHVは最適化の進行に伴って序盤から急上昇するとともに、118回目の最適化ループにてNSGA-II同等の値に達し、さらに上昇する結果となった。HVを基準にした場合、ベイズ最適化の適用により、必要な計算実行回数が約

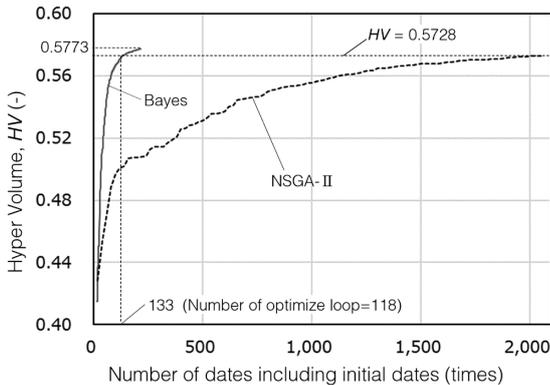


図6 ベイズとNSGA-IIにより得られたHV履歴の比較
Fig.6 Comparison of HV histories obtained by Bayes and NSGA-II

1/15に削減され、効率が大幅に向上することが示された。

最適化の進展に伴うGPモデルの予測精度を評価した結果を図7に示す。予測精度評価は、5回ごとの最適化ループにおいて存在するデータをTraining:Test=8:2とした5分割交差検証により行っており、それぞれの目的関数に対し算出した二乗平均平方根誤差(Root Mean Squared Error:RMSE, 以下RMSEという)を精度指標として用いた。なお、RMSEは正規化した目的関数に対して算出した結果である。図7より、いずれもデータ数がおよそ100~150以降において鈍化するが、RMSE誤差は最適化の進展に伴って順調に低下することが確認できる。これは最適化に伴いGPモデルの学習が順調に進んでおり、その予測精度が向上していることを示している。

以上より、NSGA-IIに対するベイズ最適化の大幅な効率化は、GPモデルの予測精度向上に伴って効率的な探索がなされていることで達成されたと考えられることから、押出型材の断面設計に対してその有効性を確認した。

2.2 パレートフロント断面設計の分析

次に、得られた最適解としてどのような傾向があるかを評価すべく、変数間の相関関係を調査した。ベイズ最

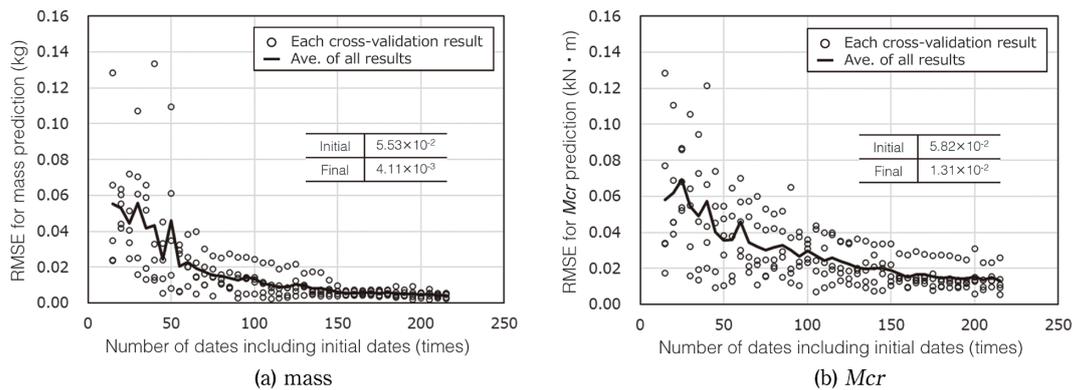


図7 GPモデルにおける予測精度の推移
Fig.7 Prediction accuracy histories of GP model by 5-fold cross validation

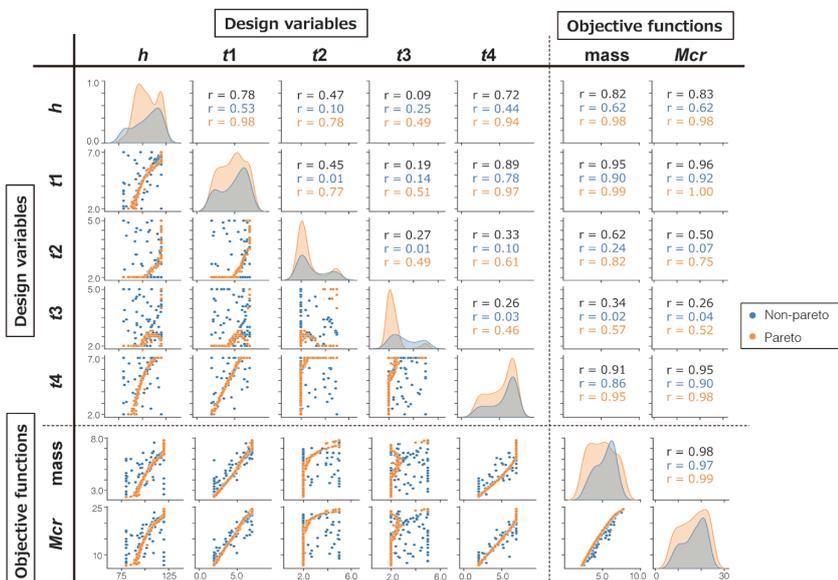


図8 ベイズ最適化結果における相関行列
Fig.8 Correlation matrix for Bayesian optimization results

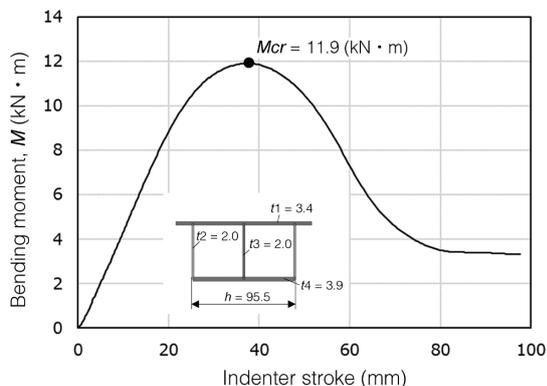


図9 三点曲げ解析により得られた曲げモーメント-ストローク関係
Fig.9 Bending moment - stroke relationship obtained by three-point bending

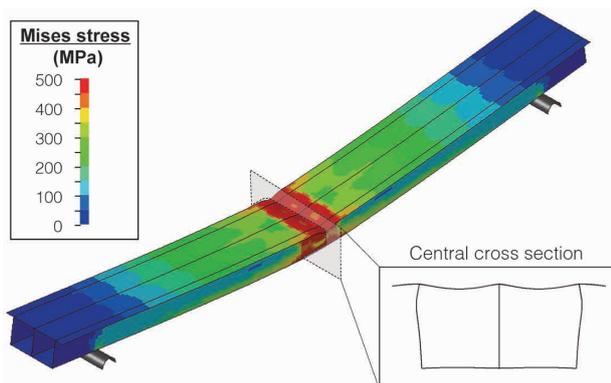


図10 M_{cr}直後における押出型材の変形挙動
Fig.10 Deformation behavior of extrusion after M_{cr} in three-point bending

適化により得られた全結果を基に評価した結果を図8に示す。図中对角成分は各変数の確率密度分布を、対角右上は変数間の相関係数を、対角左下は変数間の散布図を示している。なお、結果はパレート解とその他で分類しており、相関係数の黒字は全結果を対象に算出した値である。図中最下行および最右列に示したM_{cr}と各設計変数の関係に注目すると、h、t₁、t₄の3変数との相関が高く、パレート解に限定するとさらにその傾向は強まることが確認できる。いっぽう、t₂、t₃は比較的相関が低く、散布図からも概ねM_{cr} = 20 kN・m以下の領域において、設計変数の最小値2.0 mmを示している。

ここで、FEM結果の一例として、曲げモーメント-ストローク関係を図9に、M_{cr}到達直後の押出型材変形状態を図10に示す。なお、この条件はパレート解に該当しており、設計変数および目的関数は表4に示すとおりである。図9より、ストローク38 mmにおいて曲げモーメントはM_{cr}を示し、その後は減少する挙動となっている。図10に示した変形挙動から、t₁部位の長手方向中央における座屈発生と、それを起点に断面崩壊の様子が確認でき、曲げモーメント低下はt₁部位の座屈起因によるものと考えられる。

表4 図9に示すFE結果の設計変数ならびに目的関数

Table 4 Design variables and objective function in FEM results as shown in Fig. 9

Design variables					Objective functions	
h (mm)	t ₁ (mm)	t ₂ (mm)	t ₃ (mm)	t ₄ (mm)	mass (kg)	M _{cr} (kN・m)
95.5	3.4	2.0	2.0	3.9	3.56	11.9

以上より、最適化で得られたデータの分析結果として、各質量レベルにおいてM_{cr}を最大化する設計は負荷方向に垂直な部位に座屈が生じる変形モードであり、軽量化の観点では、負荷方向に平行な部位は垂直部位より早期に座屈が生じない範囲で薄肉化を達成すれば良いといえる。なお、この考え方は従来からの設計指針に沿ったものであるが、このような分析は設計指針の適用範囲やより複雑挙動を有する問題における指針抽出などに活用可能と考えられる。

むすび=本検討では、車体部品軽量化に寄与する設計技術の向上を目的に、ベイズ最適化手法の有効性検証を行った。結果、同等性能を確保しつつ従来手法比較で15倍もの高効率化を達成可能であることを示した。なお、今回得た効果は問題設定に依存するため必ずしも同等効果が得られるものではないが、本稿で扱った問題設定以外にも適用を進めその有効性を確認している。また、最適化で得られる膨大なデータについては、近年注目を集めているサロゲートモデルとしての活用および設計業務のさらなる効率化が期待できることから、鋭意開発を進めている。

データを資産として捉え、積極的に活用することは、世の中動向が激しく変化し、種々社会問題が顕在化しつつある昨今において有力な武器になると考えられ、そのためには、データ蓄積段階からその貯め方も含めた戦略が重要であると考えられる。継続した技術開発に加えて、先々を想定したデータ構築ならびに活用により、お客様のみならず世の中の様々な要求に応じていきたい。

参考文献

- 1) 坂上弘ほか. 自動車技術. 2016, Vol.70, No.8, p.42-44.
- 2) 内藤純也ほか. R&D神戸製鋼技報. 2019, Vol.69, No.1, p.60-64.
- 3) 史棟勇ほか. 自動車技術会論文集. 2022, Vol.53, No.4, p.796-801.
- 4) 橋本成一. R&D神戸製鋼技報. 2017, Vol.66, No.2, p.94-98.
- 5) 和田尚美ほか. マツダ技報. 2022, No.39, p.200-205.
- 6) 今村秀明ほか. ベイズ最適化 適応的実験計画の基礎と実践. 第1版, 近代科学社, 2023, p.305.
- 7) 持橋大地ほか. ガウス過程と機械学習. 第7版, 講談社, 2019, p.233.
- 8) M. G. Genton. Journal of Machine Learning Research. 2002, Vol.2, p.299-312.
- 9) S. Daulton et al. Proc. of NeurIPS 2020. 2020, Vol.39, No.443, p.21-26.
- 10) M. D. McKay et al. Technometrics. 1979, Vol.21, No.2, p.239-245.
- 11) K. Deb et al. IEEE Tran. on Evolutionary Computation. 2002, Vol.6, No.2, p.182-197.