

データ同化を用いた最適化

application of data assimilation in optimization design

片山達也¹⁾

Tatsuya Katayama

1) ダイキン工業株式会社 (〒104-0028 東京都中央区八重洲2-1東京ミッドタウン八重洲 八重洲セントラルタワー37F,
E-mail: tatsuya.katayama@daikin.co.jp)

In this study, I consider the application of data assimilation in optimization design. Two methods of utilization are introduced. The first method involves the optimization of 3D-CAE and 1D-CAE through data assimilation, using the design of an air conditioning compressor as an example. The second method explains the use of data assimilation itself, applying it to optimization by treating the objective function as characteristics derived from observational data.

Key Words : Data Assimilation, Optimization Design, Compressor

1. はじめに

機械設計において、1つの設計パラメータが複数の特性（目的関数、制約条件）に影響を与えるため、複数の特性を考慮した設計が必要である。しかし、複数の特性を考慮した全体最適設計を行うことは難しい。

理由の一つとして、設計につかう計算の粒度が異なることがあげられる。例えば、3次元のCAE(3D-CAE)は計算精度が高く、1次元CAE(1D-CAE)の計算では困難な複雑現象の計算が可能である。しかし複雑現象の3D-CAEは計算に時間を要するため、複数パラメータの最適化設計には不向きである。そのため、3D-CAEを1D-CAE化し最適化設計に活用する手法がとられているが、非線形性の強い現象であればあるほど、合わせこみ用の係数をマップで用意する必要があり多大な時間が必要となる。

また別の理由として、パラメータ数の増大や複数の特性が複雑に絡み、全体最適が難しいことがあげられる。

以上、二つの課題に対し、強力なパラメータ同定技術であるデータ同化を活用し解決を試みる。

2. マルチフィデリティ最適化

(1) 最適化フロー

3D-CAEは複雑な現象を比較的忠実に再現できるが、計算時間がボトルネックとなり多変数の寸法最適化などへの利用は、現実的でない。一方1D-CAEは合わせこみ用の係数を用いて現象の特徴を表現し、3D-CAEと比較して一般に計算負荷が小さい特徴を有している。そこで各計算の特徴を活かし、1D-CAEモデルによる最適化、データ同化による1D-CAEモデルの係数同定(3D-CAE結果の同化)を繰り返すことで、最適化する手法を図1に示す。

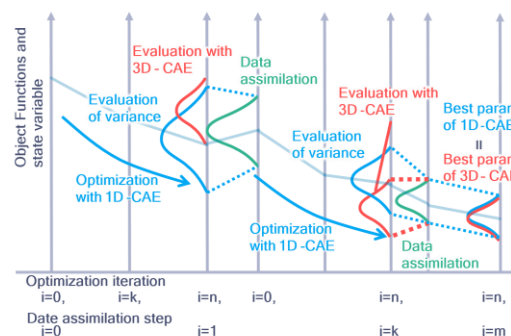


図-1 マルチフィデリティ最適化フロー

(2) 最適化事例

家庭用の室外機などに搭載される空調用圧縮機では、クランクシャフトの回転によりシリンダ内の空間容積を変化させることで冷媒を吸入、圧縮、搬送している。圧縮室で圧縮された冷媒は所定の圧力（高圧）を超えると受動的にひらくリード弁（吐出弁）により吐出ポートを通じ高圧部へ吐出される。冷媒から力を受けて吐出弁が開閉する時に、吐出弁はストッパーと衝突し、衝突応力が生じる。弁の衝撃応力は現状、図3に示す流体構造連成(Fluid Structure Interaction :FSI)の3D-CAEで予測する必要がある、1D-CAEにモデル化した場合形状ごとに係数の合わせこみが必要となる。一方、冷媒を効率よく圧縮するために性能条件においては過圧縮などの損失を低減した形状が求められている。

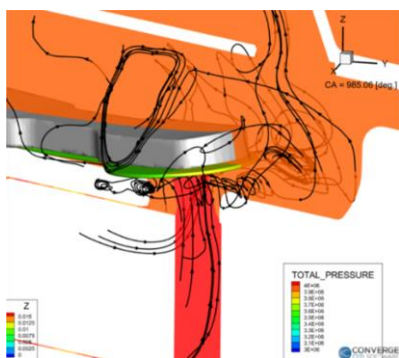


図-2 流体構造連成による弁応力計算

今回、目的関数として、損失（1 ケ）の最小化、制約条件を弁の 1 回転中の最大となる最大主応力（1 ケ）、設計変数は構造にかかわる寸法（4 ケ）、1D-CAEの合わせこみ係数（1 2 ケ）、3D-CAEの観測データ（8 ケ）として提案の手法の評価を行った。1D-CAEの合わせこみ係数は応力にかかわる係数以外にも抗力係数など吐出弁の挙動にかかわる係数もデータ同化の対象としている。また1D-CAEの最適化には、ベイズ最適化を用いている。

(3) 最適化結果

最適化の結果を図3に示す。今回の事例において 2 回の最適化と 1 回のデータ同化により 1D-CAEの最大主応力 \approx 3D-CAEの最大主応力となった。1回目の最適化時には合致していなかった応力がデータ同化による係数同定により同定された結果、2回目の最適化後においても3D-CAE並みの応力値を予測でき、最適化できている。

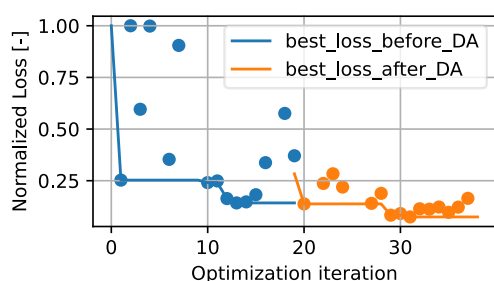


図-3 最適化履歴

3. データ同化による最適解同定

(1) カルマンフィルタによる最適化数値実験

データ同化は、複数の観測データを満たすように尤もらしくパラメータを同定することができる。目的関数や制約条件が整理する目標値を定め、それを観測データ見立てることで最適化に応用できる可能性がある。

下記の2次関数の最小化問題を例に最適化数値実験について考える。

$$\min f = (x - 1)^2 \quad (1)$$

データ同化のフレームワークに即するため同定したい

状態変数を X_i 、状態変数の分散共分散行列を P_i 、観測値に相当する最適化目標値 y_0 、観測誤差に相当する最適化分散共分散を R 、状態変数と観測変数をつなぐ観測演算子を H とし、下記のように定義する。

$$X_i = \begin{bmatrix} x_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$P_i = \begin{bmatrix} S_{xx} & S_{xf} \\ S_{fx} & S_{ff} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$y_0 = -0.1 \quad (4)$$

$$R = 0.01 \quad (5)$$

$$H = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

なお、 S_{xf} は x と f の共分散である。添え字の i はイテレーション回数を示す。

(2) 最適化計算（データ同化解析）

まず、任意の初期値 x_0 及び S_{xx} を用いて、状態変数 X_0 、分散共分散行列 P_0 を計算する。

以降、下記カルマンフィルタの更新式である式7~9、モデル評価計算式10に従い、状態変数と共分散の更新を繰り返すことで最適解を得る。

$$K_i = P_i H^T (H P_i H^T + R)^{-1} \quad (7)$$

$$X_a = X_i + K (y_0 - H X_i) \quad (8)$$

$$P_a = (I - K H) P_i \times \delta \quad (9)$$

$$X_{i+1}, P_{i+1} = M(X_a, P_a) \quad (10)$$

ここで、 M は X_a や P_a 内の x_i 、 S_{xx} を用いて、次の X_{i+1} 、 P_{i+1} を計算するモデル評価関数である。また式9では、インフレーション係数 δ を用い共分散の収縮を防いでいる。

(3) 最適化結果

図4に初期値 $x_0=3$ 、 $S_{xx}=1$ とした時の最適化収束過程を提示する。図中のベクトルは X_i の状態遷移を示しており、最適解に向けて収束している様子がうかがえる。

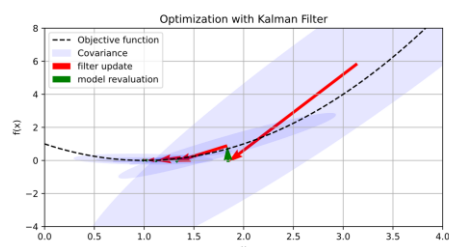


図-4 最適化履歴

以上から、データ同化のフレームワークを、観測値を最

適化目標値に置き換え取り扱うことで、最適化問題に応用できることが分かった。

4. 結論

データ同化を最適化に応用することで、1D-CAEモデルによる最適化、データ同化による1D-CAEモデルの係数同定を繰り返す最適化手法の有用性を確認できた。観測値を最適化目標値に置き換え取り扱うことで、最適化に応用できることを簡単な数値実験を通じて確認した。

参考文献

- [1] 片山達也, 川畑真一, 秦泉寺佑樹: データ同化を用いたマルチフィデリティ最適化～1D3DCAE連携～, 1DCAE・MBDシンポジウム2024, 2024.
- [2] 片山達也: データ同化を用いたトポロジー最適化～damBreakで100を作る～, オープンCAEシンポジウム2024, 2024.