

畳み込み自己符号化器を用いた連続可変共鳴燃焼器における燃焼振動の低次元化解析
 Reduced Dimension Analysis on Combustion Oscillation in a Continuously Variable Resonance Combustor
 Using Convolutional Auto-Encoder

○片山夏月¹, 森和輝¹, 坂田良文², 下村軍皓², 齊藤允教³, 田辺光昭³

*Kazuha Katayama¹, Kazuki Mori¹, Yoshifumi Sakata², Isahiro Shimomura², Masanori Saito³, Mituaki Tanabe³

Abstract: The applicability of CAE (Convolution Auto Encoder) for the reduction analysis of combustion oscillation is validated. Fluctuation fields of pressure, temperature, and heat generation are extracted from oscillation data that reproduced the combustion oscillation of a CVRC (Continuously Variable Resonance Combustor) by numerical calculation, and analyzed using CAE consisting of a convolution layer and a fully connected layer. Combustion oscillation during transition from unstable state to a stable state could be expressed in the feature space by CAE.

1. 緒言

ロケットエンジンの燃焼器内で発生する燃焼振動は、圧力振動の増幅による局所的な熱負荷や機械的負荷の発生要因となり、燃焼器を損傷させることがある。燃焼振動はレイリーの条件式^[1]から圧力変動と発熱変動に相関があり、振動が減衰または発散することが知られている。Tanabe^[2]は、DNN (Deep Neural Network) の1種である DAE (Deep Auto Encoder) を使って CVRC (Continuously Variable Resonance Combustor) の燃焼振動を模擬した URANS 計算による振動データを元に解析を行い、POD (Proper Orthogonal Decomposition) 相当のモード分解による低次元化と、POD よりも詳細な振動パターンの検出ができる可能性を示した。

本研究では CVRC の燃焼振動を数値計算により再現した振動データを、Motohashi^[3]の数値計算結果から圧力、温度、発熱量の変動場を抽出し、畳み込み自己符号化器 (Convolution Auto Encoder : CAE) を用いて解析を行い、局所的な火炎構造の特徴を捉えることで燃焼振動における低次元化解析への適用性を示す。

2. 計算手法および訓練手法

2.1 訓練データの作成方法

CAE の訓練データとして Motohashi^[3]の計算結果を用いた。計算に使用したモデルは2次元の軸対称であり、解析には Fig. 1 の点線で囲まれた領域を用いた。酸化剤ポストの長さは 1 m/s の速度で 150 mm から 75 mm まで縮めた。化学反応モデルは総括一段反応を用い、ソルバーは圧力ベースソルバーを使用した。壁面は 935 K の等温壁として URANS 計算を行った。Table 1 に計算条件を示す。

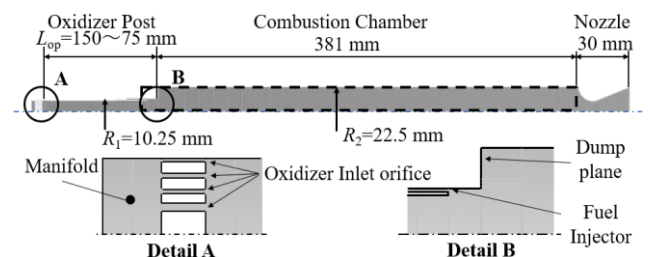


Figure 1. Calculation domain

Table 1. Calculation condition

Fuel	Methane	
	Mass flow rate [kg/s]	0.0263
	Temperature [K]	300
Oxidizer	Decomposed Hydrogen Peroxide	
	Mass flow rate [kg/s]	0.276
	Temperature [K]	935
	Oxygen mass fraction [-]	0.4706
	Hydrogen mass fraction [-]	0.5294
Total equivalence ratio		0.90

2.2 訓練データ

ダンプ面での圧力履歴を Fig. 2 に示す。圧力履歴は、時間ステップとして左から右に進む。Lop の減少に伴い圧力振動が減衰する。Lop の変化による固有の燃焼振動が再現され、強い振動中の圧力振幅は、平均圧力の 50 % 以上となる。燃焼器内の圧力、温度、発熱量に関するデータを 50 μs ごとに合計 3000 回取得し、訓練データとして用いる。各パラメータの変動は、絶対値の最大値が 1 になるように正規化をすることで、CAE の学習中にすべてのパラメータの誤差評価を均等に行える。

1 : 日大理工・学部・航宇 2 : 日大理工・院 (前)・航宇 3 : 日大理工・教員・航宇

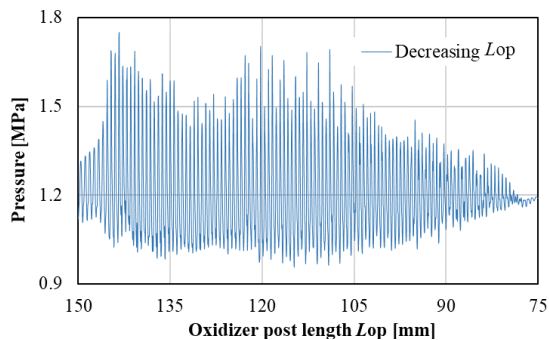


Figure 2. Pressure history

2.3 CAE の構造

CAE の構造は、局所の特徴を抽出することができる畳み込み層と、次元削減には情報の欠落を抑えるため全結合層を用いた。畳み込み層とは、フィルタと呼ばれる小さい画像を考え、元の画像との要素毎での積和を計算する層のことである。Fig. 3 に畳み込み層の概念図を示す。本研究で使った CAE は、畳み込み層 9 層、全結合層 6 層の構造を持つ。入力層及び中間層の前半 8 層をエンコーダーとし入力データを低次元化する。中間層の後半 7 層と出力層をデコーダーとし、低次元化されたデータから入力と同次元の出力を得ることができるように設計している。

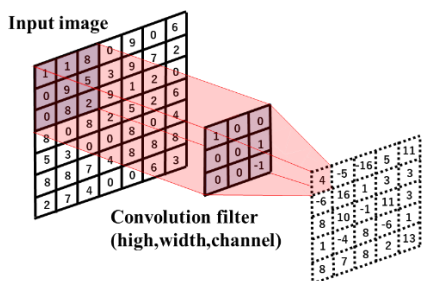


Figure 3. Schematic diagram of Convolutional layer

3. 結果

学習経過を可視化したグラフを Fig. 4 に示す。

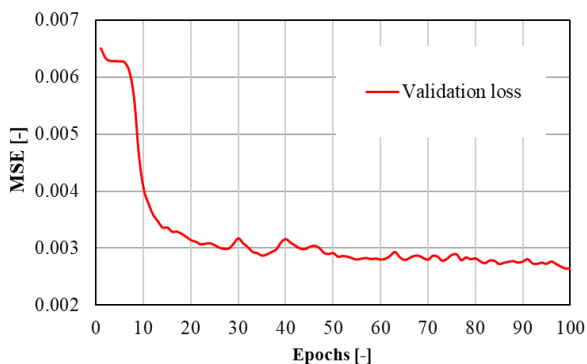


Figure 4. Model loss

Figure 4 より入力データと出力データの平均二乗誤差を示す Validation loss の値が徐々に下がっており、精度の高い学習が行われたといえる。これは CAE で情報の欠落を抑えた解析を行ったためであると考えられる。エンコーダーから出力する二つの特徴関数をそれぞれ Function 1, Function 2 としたグラフを Fig. 5 に示す。

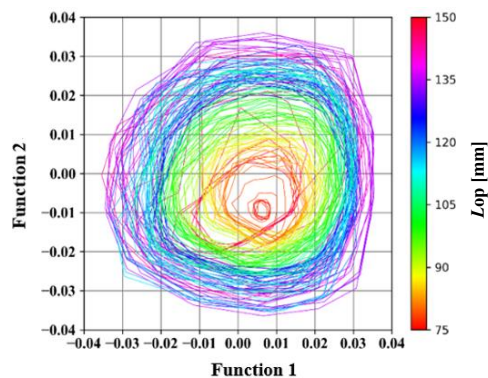


Figure 5. Feature space

Figure 5 に示した軌跡は不安定状態から安定状態に遷移する時の変化を表している。Lop が 150 mm の時、軌跡は小さな円形を描き、Lop を 135 mm に縮めていくと軌跡は急激に外側に広がり大きな円形を描いた。さらに Lop を 75 mm まで縮めていくと、軌跡は徐々に内側に向かって収束した。特徴空間の任意の座標における圧力変動、発熱変動、温度変動の出力データにおける各パラメータの特徴を抽出できる。また、畳み込み層にあるフィルタを見ることで局所的な火炎構造の特徴を捉えることができると考えられる。

4. 結言

不安定状態から安定状態に遷移する時の特徴空間の軌跡を表した。局所的な火炎構造の特徴を捉えることで、CAE の燃焼振動における低次元解析への適用性があると考えられる。

5. 参考文献

[1] Lord Rayleigh : The Theory of Sound, MacMillan and Co., 1878
 [2] Tanabe. M : Reduced Dimension Analysis on Combustion Oscillation in a Model Rocket Combustor Using a Deep Neural Network, Trans. JSASS Aerospace Tech. Japan, 16, pp.382-387, 2018
 [3] Motohashi. K : Study on Hysteresis of Combustion Oscillation in Continuously Variable Resonance Combustor using Deep Neural Network, 32nd, ISTS, 2019