

スパース構造学習による二つの非定常流体解析結果データの変化点検出

磯島宣之¹, 下山幸治², 大林茂²¹東北大学院(現日立ハイテクノロジーズ), ²東北大学流体科学研究所

Change-point Detection between Two Unsteady CFD Simulation Results by Sparse Structure Learning

by

Nobuyuki Isoshima, Koji Shimoyama and Shigeru Obayashi

ABSTRACT

High-resolution turbulent flow simulations using unsteady computational fluid dynamics (CFD) have been widely applied to research and development in aerospace and mechanical engineering industries. In this study, a new data exploration method by sparse structure learning was proposed to detect anomaly elements between two unsteady simulation data sets which have different structures. The new method was tested in unsteady pressure distribution data for two models of an RAE 2822 airfoil with/without a transition trip. The method detected not only obvious change elements such as the transition trip but also small change elements which were easily overlooked by a conventional visualization method, such as delay of turbulent transition.

1. はじめに

近年のCFDでは、(1)実機を再現する詳細な形状を有する三次元モデルを対象とした解析対象の大規模化と、(2)非定常解析のニーズが高くなってきたことにより、解析結果データ容量が増加するとともに、複雑な流動現象の解釈の難易度が高まってきている。大規模で複雑な現象を伴った解析結果データの分析と、工学応用のための解釈は難易度が高く、現状では物理的な洞察力を身につけたベテランの設計者や研究者に依存するところが大きい。特に大規模な乱流解析を Large Eddy Simulation (LES)等を用いて行った場合、結果データに流れの変動が大きく現れ、形状の変化による流れの変化と乱流に伴う流れの変動との切り分けが困難になる場合が生じる。基本的な処理として時間平均化を行った結果同士を比較して、形状変化の影響を評価する機会が多いが、この場合には取得した大容量の変動成分のデータが十分に生かされていないという問題がある。Proper Orthogonal Decomposition (POD)¹⁾やその派生手法を用いて主因子分析としての主要モードを比較する方法²⁾や固有ベクトルの評価から、モデルの特徴を抽出する試み³⁾も近年行われているが、これらの手法を用いても困難な、非定常データ同士の変化点や全体の変化に対する寄与度をより直接的に取得する手法を構築できれば、非定常解析結果データの分析と実設計への展開に寄与するところが大きいと考えられる。

本研究では、スパース構造学習による二つの非定常流体解析結果データの変化点検出を行う手法を提案する。この手法はセンサーデータ群のデータから経時変化による機器の故障を検出する目的で開発されたものを応用している。オリジナルの方法では正常時のセンサー同士の変動を機械学習し、グラフ構造化した上で、運用時のセンサー間の変動関係のグラフ構造との変化から異常とその箇所を特定する⁴⁾。構造の異なる非定常流体解析結果データの評価に適用する場合、センサー位置、つまり計算格子上の評価点の位置、数はモデル間で厳密に一致させる必要があり、特別な配慮が必要となる。本研究では、直交格子ベースの Building Cube 法 (BCM)⁵⁾を用いることでこの問題に対応した。また圧縮性流体解析データのような乱流遷移、衝撃波、境界層、これらの干渉といった非線形性が強い対象に対して、上記したスパース構造学習に基づく手法が適切に機能するかを、二次元遷音速翼周りの流れについて検証を行い、手法の妥当性を検討した。

2. 解析対象

本研究では、RAE2822 翼型まわりの二次元遷音速流れをデータ解析対象とした。上面3%コード長に乱流遷移トリップ無/有の二つのモデルについて、過去の実験値⁶⁾に合わせて一様流 Mach 数を 0.72, Reynolds 数を 6.537×10^6 , 迎角を 2.31[degree]として流体解析を行った。翼弦長は 610[mm], 乱流遷移トリップは直径 0.762[mm]の球形としてモデル化した。

3. 解析手法

3-1 計算格子

中橋により提案されたブロック構造を用いた直交格子法に基づく BCM⁵⁾を用いて二次元非定常圧縮性流体解析を行った。

図1に示すように解析領域を Cube と呼ぶ正方形領域に分割し、各 Cube をさらに Cell と呼ぶ等間隔直交格子で分割し、流体計算を行う。解析に用いた Cube 数は 1628, 各 Cube は 32×32 Cell に分割し、コード長を基準長とした翼面近傍の無次元最小格子間隔は 6×10^{-4} である。遷移トリップ無と有とで同一条件で格子を生成している。

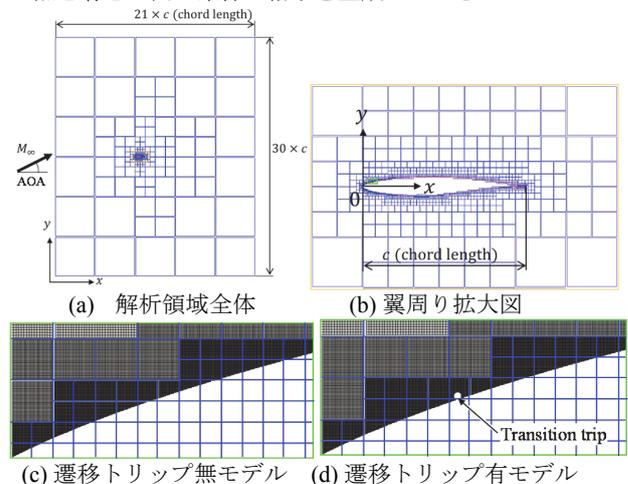


図1 RAE2822翼周りの Cube と Cell (青線が Cube 境界, 黒線が Cell 境界をそれぞれ表す)

3-2 流体解析ソルバー

東北大学で開発された二次元非定常粘性圧縮性流を対象とした BCM 用ソルバー⁵⁾を用いた。圧縮性 Navier-Stokes 方程式

$$\frac{\partial \mathbf{Q}}{\partial t} + \frac{\partial \mathbf{F}_j}{\partial x_j} - \frac{1}{\text{Re}} \frac{\partial \mathbf{G}_j}{\partial x_j} = 0 \quad (1)$$

を直交格子上でセル中心有限体積法により解く。Cube- k の格子幅を Δx_k とすると離散式は、(2)式となる。

$$\frac{\partial \mathbf{Q}_i}{\partial t} = -\frac{1}{\Delta x_k} \left[\sum_{j(i)} \mathbf{h}(\mathbf{Q}_{ij}^+, \mathbf{Q}_{ij}^-, \mathbf{n}_{ij}) - \frac{1}{\text{Re}} \sum_{j(i)} \mathbf{G}(\mathbf{Q}, \mathbf{n}_{ij}) \right] \quad (2)$$

数値流束 \mathbf{h} は近似 Riemann 解法の HLLEW で評価し、セル境界での基礎変数は三次精度 MUSCL により高精度化した。時間積分には LU-SGS 陰解法 (内部反復 5 回) を用いた。無次元時間ステップは 5×10^{-2} とした。壁境界には階段状表現を用い、物体内に設けたゴーストセルに対して、下記の式で圧力と密度を求め、速度成分はゼロとした⁵⁾。

$$p_{\text{ghost}} = \frac{\sum_{i(\text{adjacent cells})} (\rho_i \times \text{flag}_i)}{\sum_{i(\text{adjacent cells})} \text{flag}_i} \quad (3)$$

$$p_{\text{ghost}} = \frac{\sum_{i(\text{adjacent cells})} (p_i \times \text{flag}_i)}{\sum_{i(\text{adjacent cells})} \text{flag}_i} \quad (4)$$

ここで flag は物体内のセルでは 0, 流れ場では 1 である。

4. 流体解析結果

流体解析は時間ステップで 300,000 ステップ実施し、流れが準定常状態となった 200,000~300,000 ステップの区間のデータをデータ解析に使用した。図 2 に時間平均化した圧力係数分布を実験値⁶⁾と比較した結果を示す。乱流遷移トリップ位置の前後となる上面側 2~15%コード長で、乱流遷移トリップ有の解析結果では剥離と衝撃波生成に起因したピークが生じている点を除いて、乱流遷移トリップ有無による解析結果同士の差異は小さい。また上面側 55%付近の垂直衝撃波位置のピークが低くなっているものの、解析結果は実験値と概ね一致している。実験では特に後縁側で境界層の三次元性が現れていると考えられるが、迎角が小さいため圧力分布について解析との差異への寄与が小さくなっていると考えられる。本研究では後述するスパース構造学習を用いた流れ変化点検出手法の有用性を確認することを主目的とし、二次元解析で取得した非定常データを分析の対象とした。図 3 に瞬時の密度勾配分布を示す (202,600 ステップ)。乱流遷移トリップ有のモデルでは、トリップから弱い衝撃波が生じ、またトリップの少し後方から下流に向けて小さな渦が流れ下っている。乱流遷移トリップ無のモデルでも 5%コード長付近から渦が発生し、流れ下っている。下面側についても同様に 5%コード長付近から小さな渦が発生している様子が確認できる。上面側の渦はトリップの有無によらず 55%コード長付近で衝撃波と干渉して大きな渦となり流れ下っている。渦は後縁に達した後に放出され、急激に膨張し、圧力波が発生する。圧力波は翼上面、下面を主流の上流方向に向かって伝搬し、上面側では 55%コード長付近の衝撃波まで到達している。衝撃波は境界層内の渦と後縁側から伝搬する圧力波の両者と干渉し、僅かに振動する。

RAE2822 翼周りの遷音速流れは、流体解析ソルバーの検証に用いられることの多い問題であるが、詳細な非定常流体解析結果から、乱流遷移トリップと翼上面での衝撃波の発生、渦の発生による境界層の乱流遷移、後縁から放出される渦からの圧力波の伝搬といった現象が相互に干渉して現れていることが確認できる。

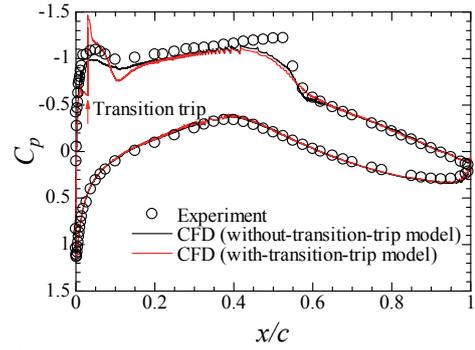
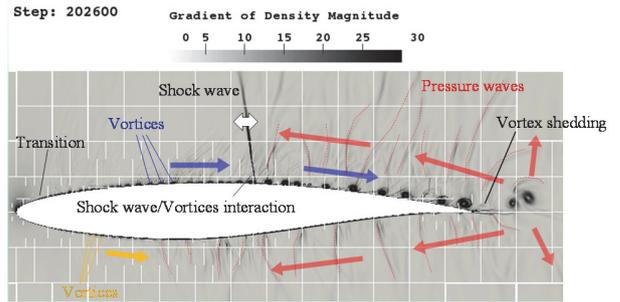
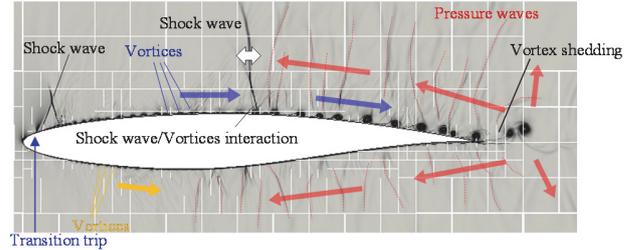


図 2 時間平均化した圧力係数分布の解析結果と実験値との比較



(a) 乱流遷移トリップ無



(b) 乱流遷移トリップ有

図 3 瞬時の密度勾配分布 (202,600 ステップ)

5. スパース構造学習を利用した変化点検出

5-1 スパース構造学習

本研究では Graphical Gaussian Model (以下 GGM と略記) と呼ばれる L_1 制約項付きのスパース構造学習手法⁴⁾を二つの非定常流体解析結果データに適用し、個々の評価点での相関異常を情報論的距離である Kullback-Leibler 距離 (以下 KL 距離と略記) によって定量化する。

比較対象となり、変化点を検出する二つの時系列データ D_A , D_B を以下の式で表記する。

$$D_A \equiv \{ \mathbf{x}_A^{(n)} \mid \mathbf{x}_A^{(n)} \in \mathbb{R}^M, n = 1, 2, \dots, N \} \quad (5)$$

$$D_B \equiv \{ \mathbf{x}_B^{(n)} \mid \mathbf{x}_B^{(n)} \in \mathbb{R}^M, n = 1, 2, \dots, N \} \quad (6)$$

ここで n は離散化された時系列データの時刻ステップ, N は評価に用いる離散化された時間ステップの総数, M は評価点の総数をそれぞれ示す。二つの時系列データ D_A , D_B は同一評価点での、同一時刻に相当するデータを同数保持し、平均ゼロ、標準偏差 1 に標準化する処理が事前に行われているとする。二つの時系列データ D_A , D_B それぞれについて標本共分散行列 \mathbf{S} が (7) 式で与えられる。ここで簡単化のため添え字 A, B は省略した。

$$\mathbf{S}_{i,j} \equiv \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_i^{(n)} x_j^{(n)} \quad (7)$$

GGM では、時系列データが生成される確率分布 $p(\mathbf{x}|t)$ として式(8)で表す M 次元正規分布を仮定し、モデルパラメータとしての精度行列 Λ をデータからの最尤推定で求める。

$$p(\mathbf{x}|t) = \mathcal{N}(\mathbf{x}|\mathbf{0}, \Lambda^{-1}) = \frac{\det(\Lambda)^{1/2}}{(2\pi)^{M/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \Lambda \mathbf{x}\right) \quad (8)$$

ここで \det は行列式、 $\Lambda \in \mathbb{R}^{M \times M}$ は精度行列、 $\mathcal{N}(\cdot|\boldsymbol{\mu}, \Sigma)$ は平均 $\boldsymbol{\mu}$ 、共分散行列 Σ の正規分布である。

また GGM は M 個の評価点のそれぞれを頂点とするグラフをモデル化するもので、頂点(つまり評価点) x_i と x_j をグラフモデル上でつなぐ辺が欠けているときに、両者は他の全ての変数を固定したときに条件付き独立となる。頂点間の辺の有無を定義するために、GGM では式(8)の M 次元正規分布を用い、 x_i と x_j をつなぐ辺が欠く条件が式(9)で表される。

$$\Lambda_{i,j} = 0 \Rightarrow x_i \perp x_j \mid \text{other elements} \quad (9)$$

ここで \perp は統計的独立を示す。

図4に精度行列 Λ と対応するグラフ構造の例を示す。この例では $M = 7$ で、*は非ゼロ値である。精度行列 Λ は要素の多くがゼロの値を持つスパース行列であり、かつ対称行列となる。 $\Lambda_{1,2}, \Lambda_{1,3}, \Lambda_{1,4}$ のような非ゼロ値をもつ Λ の要素に対応する頂点間には辺 1-2, 辺 1-3, 辺 1-4 のようにグラフに辺が存在する。 Λ の要素のそれぞれの非ゼロ値*は相関の強さを表す値となる。また $\Lambda_{1,5}, \Lambda_{1,6}, \Lambda_{1,7}$ のようにゼロ値をもつ Λ の要素に対応する頂点間にはグラフに辺を持たず、これらの頂点間には相関が無いことを表す。このように、与えられたデータについて疎行列となる Λ を得ることは、グラフ構造を得ることと等価であり、全ての頂点間(評価点間)の相関関係の有無と強さを理解することにつながる。この意味でスパース構造学習と呼ばれる。また一般に評価点の数 M が大きくなると、図 4(b)のように頂点と辺で表すグラフ表現では視認性が悪化することが多く、図 4(c)に示すヒートマップと呼ばれる方法で精度行列 Λ を可視化することが多い。ヒートマップは行列の非ゼロ値の要素に相当する位置を塗りつぶした表現となっている。

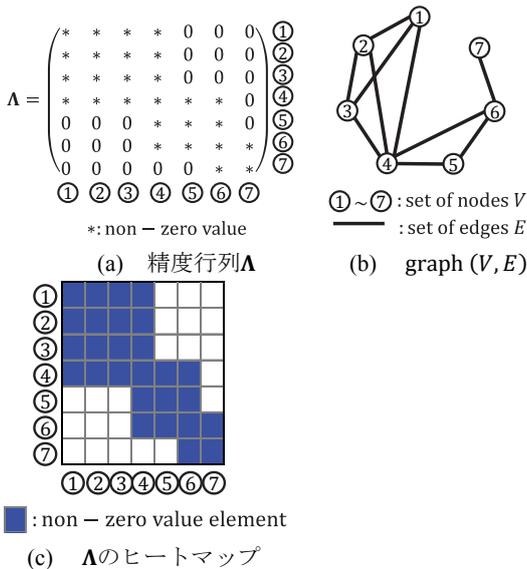


図4 精度行列 Λ と対応するグラフ構造の例

精度行列 Λ を推定する方法として、式(10), (11)の L_1 制約項付の最尤方程式を解く。

$$\Lambda^* = \arg \max_{\Lambda} f(\Lambda; \mathbf{S}, \phi) \quad (10)$$

$$f(\Lambda; \mathbf{S}, \phi) \equiv \ln \det \Lambda - \text{tr}(\mathbf{S}\Lambda) - \phi \|\Lambda\|_1 \quad (11)$$

ここで

$$\|\Lambda\|_1 = \sum_{i,j=1}^M |\Lambda_{i,j}| \quad (12)$$

L_1 制約の一般的性質から Λ の多くの要素が厳密にゼロになることが期待される。ペナルティ項の重み ϕ は入力パラメータとなるが、この値はどの程度の相関関数の値までノイズ由来のもののみをなすかについての閾値として使用される。

本研究では計算効率の良い graphical lasso 法を用いて式(10)を解いた⁷⁾。graphical lasso では、式(10)をブロック勾配法を用いて L_1 制約項付き回帰問題に帰着させる。また $\partial f / \partial \Lambda = \mathbf{0}$ をブロック勾配法で解く上で、特定の変数 x_i に着目し、 Λ とその逆行列 Σ をそれぞれ式(13)のように分割する。

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \mathbf{L} & \mathbf{l} \\ \mathbf{l}^T & \lambda \end{pmatrix}, \Sigma \equiv \Lambda^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \mathbf{w} \\ \mathbf{w}^T & \sigma \end{pmatrix} \quad (13)$$

ここで行列の行と列は、 x_i に関係する要素が最後の行と列に来るように並び替えられており、 $\mathbf{W}, \mathbf{L} \in \mathbb{R}^{(M-1) \times (M-1)}$ 、 $\lambda, \sigma \in \mathbb{R}$ 、 $\mathbf{w}, \mathbf{l} \in \mathbb{R}^{M-1}$ である。

5-2 相関異常のスコアリング

二つの時系列データ D_A と D_B それぞれについて、上記の方法により Λ_A^* と Λ_B^* を求める。GGM では二つの確率モデル $p_A(\mathbf{x})$ と $p_B(\mathbf{x})$ が求められることになる。

次に、時系列データ D_A と D_B の相違に対してどれだけ、評価点 (x_1, x_2, \dots, x_M) の一つ一つが寄与しているかを定量的に求める。確率モデル $p_A(\mathbf{x})$ と $p_B(\mathbf{x})$ が与えられているとき、一般的に用いられている異常度の尺度に KL 距離がある。特定の変数 x_i について $p_A(x_i|z_i)$ と $p_B(x_i|z_i)$ の間の KL 距離の期待値を分布 $p_A(z_i)$ によって計算すると、式(14)となる。

$$d_i^{AB} \equiv \int dz_i p_A(z_i) \int dx_i p_A(x_i|z_i) \ln \frac{p_A(x_i|z_i)}{p_B(x_i|z_i)} \quad (14)$$

ここで $\mathbf{z}_i \equiv (x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_M)^T \in \mathbb{R}^{M-1}$ と定義した。GGM により求めた確率モデル $p_A(\mathbf{x})$ と $p_B(\mathbf{x})$ は正規分布となっていることから、式(14)に現れる積分は解析的に実行でき、結果は式(15)となる⁴⁾。

$$d_i^{AB} = \mathbf{w}_A^T (\mathbf{l}_B - \mathbf{l}_A) + \frac{1}{2} \left\{ \frac{\mathbf{l}_B^T \mathbf{W}_A \mathbf{l}_B}{\lambda_B} - \frac{\mathbf{l}_A^T \mathbf{W}_B \mathbf{l}_A}{\lambda_A} \right\} + \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{\lambda_A}{\lambda_B} + \sigma_A (\lambda_B - \lambda_A) \right\} \quad (15)$$

A と B を入れ替えることで d_i^{BA} も同様に求められる。

ここでは i 番目の評価点についてのデータセット A, B に関する相関異常度 a_i を式(16)で定義する⁴⁾。

$$a_i \equiv \max\{d_i^{AB}, d_i^{BA}\} \quad (16)$$

A, B 二つのデータセットについて、 a_i を指標として、評価点の中で全体の変化への寄与の大きい箇所が特定されることになり、これらの評価点を順番に元のデータを検討することで、変動を有した大規模なデータの中から、本来データが有していた重要な情報を見落とすリスクを抑えた評価を行うことができる。

6. RAE2822 翼型周りの非定常遷音速流の C_p データへの適用

6-1 時系列データセットの設定

二つの時系列データセット D_A, D_B として、 D_A には乱流遷移トリップ無モデルの翼面上の非定常 C_p データを、 D_B には乱流遷移トリップ有モデルの翼面上の非定常 C_p データを用いた。本研究では翼面上の流体解析要素について 10 要素おきにサンプルした 1258 要素を評価点とした。図 5 に示すように前縁位置の評価点番号を 0 とし、時計回りに 1257 まで評価点に番号付けを行った。データセット D_A, D_B とで評価点の位置と番号は合致している。

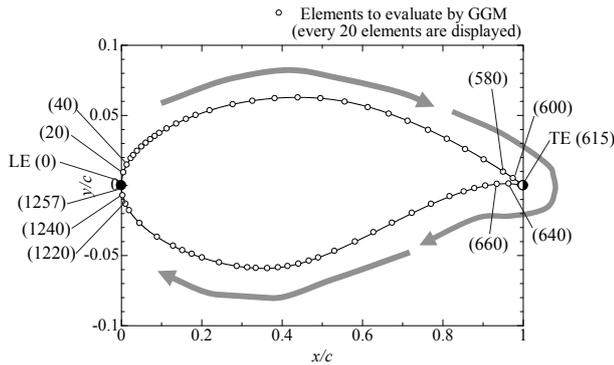


図5 GGMでの評価点番号

時系列データについては 200,000~300,000 ステップ間のデータを 100 ステップおきにサンプルした 1001 個分のデータを使用した。したがって評価点数 M は 1258, 評価に用いる離散化された時間ステップの総数 N は 1001 である。

6-2 スパース構造学習によるヒートマップ比較と相関異常度の分布結果

上記の時系列データセットについてペナルティ項の係数 $\phi = 0.15$ の条件で標本共分散行列 S_A と S_B を式(7)により求め、graphical lasso を用いて精度行列 Λ_A と Λ_B を求めた。精度行列 Λ_A と Λ_B のヒートマップ上での共通要素と相違要素を翼面での対応位置と合わせて図6に示す。

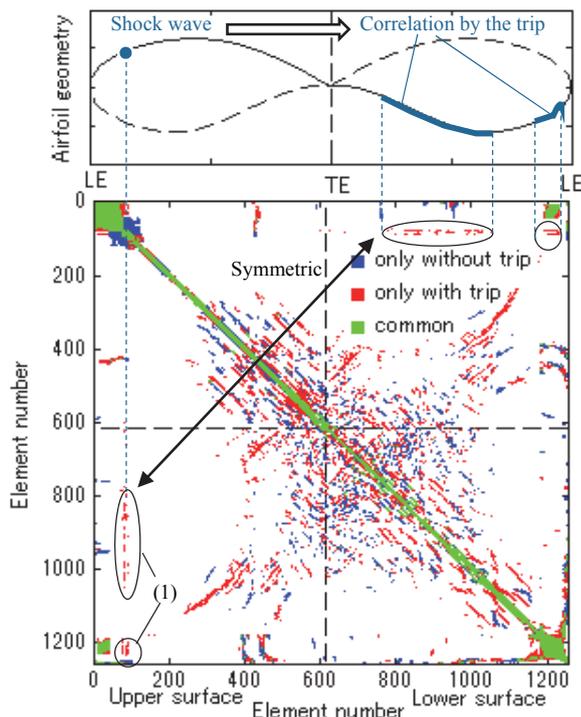


図6 精度行列 Λ_A と Λ_B のヒートマップ相違点の比較と翼面での対応位置 ($\phi = 0.15$)

乱流遷移トリップ無モデルにだけ現れている要素を青色、乱流遷移トリップ有モデルにだけ現れている要素を赤色、両者に共通して現れている要素を黄緑色でそれぞれ塗りつぶして表示している。乱流遷移トリップ無/有で、いくつかの明瞭な相違点が現れている。例えば領域(1)は精度行列が対称行列であることを考慮しつつ翼面での位置と図3(b)の分布を参照すると、乱流遷移トリップにより上面に衝撃波が誘起されると、下面側の広い範囲が相関をもつようになることを示している。ヒートマップ上での精度行列の変化点を実形状での位置と照らし合わせて評価することは、

比較するモデル同士の流れの変化点がどこでどのように関連付けられているのか理解する上で役立つ。

精度行列 Λ_A , Λ_B とその逆行列 Σ_A , Σ_B から、乱流遷移トリップ無/有モデル間の RAE2822 翼表面 C_p 分布についての相関異常度 a_i の分布を求めた結果を図7に示す。この図が二つの非定常流れの違いにどの部分がどの程度寄与しているかを定量的に示したものである。上面側 3%コード長 A と 3.64%コード長 B に突出したピークがある。乱流遷移トリップの設置位置が上面側3%コード長であることから、乱流遷移トリップが二つの流れの変化に最も大きな影響を及ぼすことは自明である。しかしながら最も高いピークは乱流遷移トリップの位置する A ではなく、その少しだけ下流の B にある。この点については後程考察を行う。

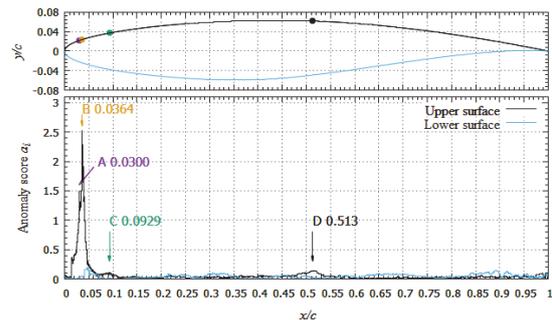


図7 乱流遷移トリップ無/有(3%コード長)モデル間の RAE2822 翼表面 C_p 分布についての相関異常度 a_i 分布 (変化の寄与度分布)

その他のピークを確認するため、相関異常度 a_i のレンジを 0~0.4 に変更して拡大した結果を図8に示す。小さなピークが上面側には 9.29%コード長 C, 51.3%コード長 D, 下面側には 4.63%コード長 E, 30.7%コード長 F, 65%コード長 G, 89.3%コード長 H に現れている。これらの結果は、形状変更は上面側だけであるにもかかわらず、変化の大きさは小さくなるものの下面側にも流動に変化が生じていることを示している。

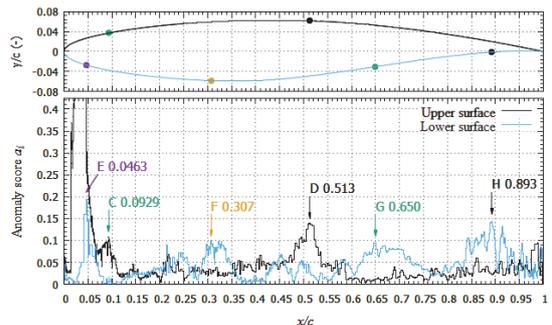


図8 乱流遷移トリップ無/有(3%コード長)モデル間の RAE2822 翼表面 C_p 分布についての相関異常度 a_i 分布 (表示レンジ 0~0.4 を拡大)

6-3-1 ピーク A, B, C (上面側 3%, 3.64%, 9.29%コード長)

図9, 10に RAE2822 翼前縁付近の瞬時の密度勾配分布を示す。図11は拡大領域の位置を示し、図9は領域(i)を、図10は領域(ii)をそれぞれ拡大して示した図である。乱流遷移トリップ有モデルでは、トリップ設置位置 (3%コード長) の少し上流で層流の流れが僅かに剥離し、ピーク B の 3.64%コード長付近で再付着するとともに境界層が波状に変動し、渦が形成され乱流へと移行している。流下した渦は 8%コード長付近で乱流遷移トリップにより誘起された衝

撃波と干渉し、ピーク C の 9.29%コード長付近では、干渉による渦の変形と一部の渦同士の結合が生じる。乱流遷移トリップの位置する3%コード長では圧力波が発生し、非定常的に僅かに変動を生じている。他方、乱流遷移トリップ無モデルでは 5.5%コード長付近まで付着した層流境界層が形成され、その下流で自然遷移により乱流遷移し、ピーク C の 9.29%コード長付近でも渦同士の結合はなく、比較的安定に渦が流下している。

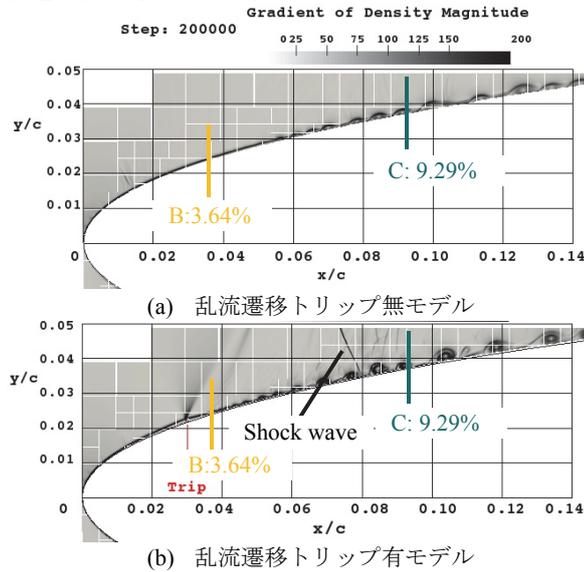


図 9 RAE2822 翼の前縁付近の瞬時の密度勾配分布 (200,000 ステップ)

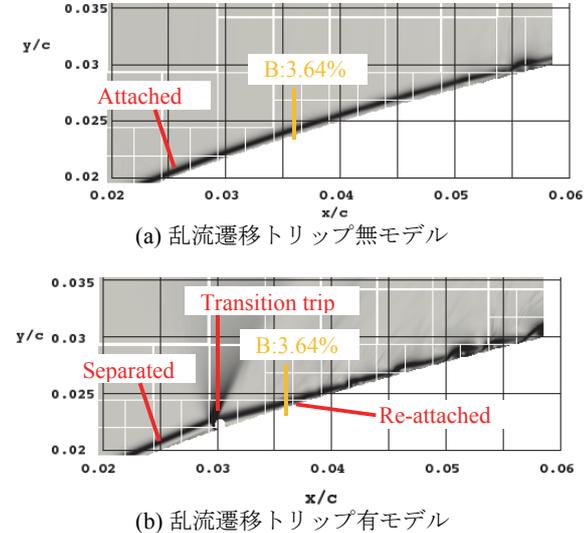


図 10 RAE2822 翼の乱流遷移トリップ付近の瞬時の密度勾配分布 (200,000 ステップ)

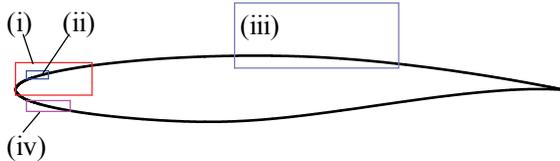


図 11 拡大表示領域

以上から、上面側 3%コード長付近に生じるピーク A は乱流遷移トリップ有で生じる層流剥離と圧力波の非定常な振動が、乱流遷移トリップ無では生ぜず、安定な層流境界層となっていることに起因している。上面側 3.64%コード長付近に生じるピーク B は、乱流遷移トリップ有で生じる

再付着とそれに伴って誘起される強制遷移が、乱流遷移トリップ無では生ぜず、より下流側で自然遷移していることの差異に起因している。この領域で生じた渦は翼上面を後縁まで流下するため、翼周りに生じる変動全体への寄与が大きい。したがって変動の初生位置の相違となるピーク B が全体でも突出して大きな相関異常度を示している。上面側 9.29%コード長付近に生じるピーク C は、乱流遷移トリップ有では乱流遷移トリップにより誘起された衝撃波と干渉した乱流境界層内の渦の変形、結合運動が、乱流遷移トリップ無しでは生ぜず、変動の状態が異なっていることに起因している。

6-3-2 ピーク D (上面側 51.3%コード長)

図 11 中の領域(iii)で囲った RAE2822 上面側 50%コード長付近の瞬時の密度勾配分布を図 12 に示す。

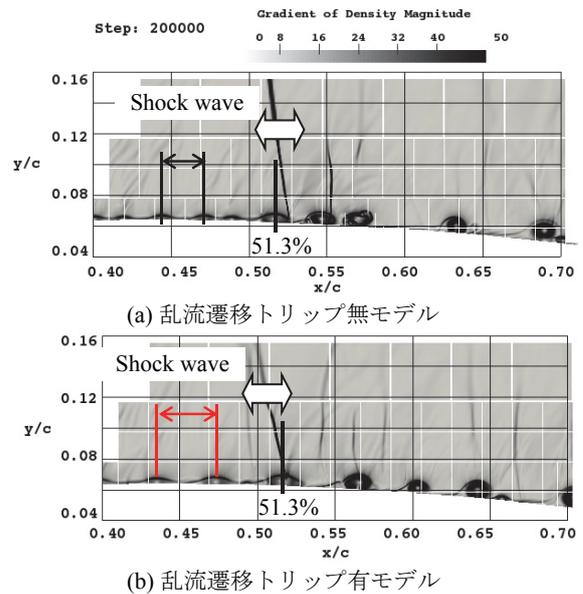


図 12 RAE2822 翼の上面垂直衝撃波付近の瞬時の密度勾配分布 (200,000 ステップ)

51.3%コード長付近は乱流遷移トリップの無/有によらず衝撃波と乱流境界層内の渦との干渉部に相当し、衝撃波との干渉により渦が変形し、流下する過程で 55%コード長付近から渦同士の結合が生じている。衝撃波の上流で観察すると、乱流遷移トリップ有モデルの方が、無モデルよりも渦間の間隔が大きくなっている。図 13 にピーク D での C_p のパワースペクトル密度 PSD を示す。ここで St ($St = fL/u_\infty$) は Strouhal 数である。乱流遷移トリップ有モデルは無モデルに対してピーク周波数が 40%低くなっており、時系列データ全体で渦間の間隔が大きくなっている。ピーク D 付近について図 6 に示した精度行列の非ゼロ値要素 (相関有要素) の数の分布 (翼上面側) を図 14 に示す。ピーク D との相関に変化が現れている要素は主に近傍の 45~60%コード長であることが分かる。

以上から、上面側 51.3%コード長付近に生じるピーク D は、衝撃波位置であることともに、(1)衝撃波と乱流境界層内の渦との干渉前においては、乱流遷移トリップの無/有によって渦同士の間隔が異なることにより相関した変動を有して移流する渦と衝撃波との距離が変化したこと起因した差異が 45%コード長付近から現れていること、(2)衝撃波と乱流境界層内の渦との干渉後においては、乱流遷移トリップの無/有によって渦の変形挙動、結合挙動が異なることにより相関した変動を有して移流する渦と衝撃波との距離が変化したこと起因した差異が 60%コード長付近

まで現れていることに起因している。乱流遷移トリップの有／無によって渦同士の間隔が異なるのは、乱流遷移トリップ有モデルでは8%コード長付近に衝撃波が発生し、この衝撃波と乱流境界層との干渉によって一度渦同士が結合が促されているためである。

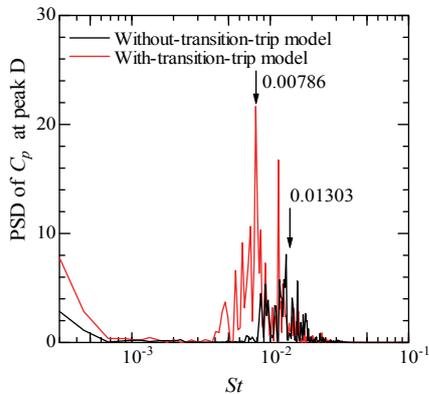


図 13 ピーク D (51.3%コード長) での C_p の PSD

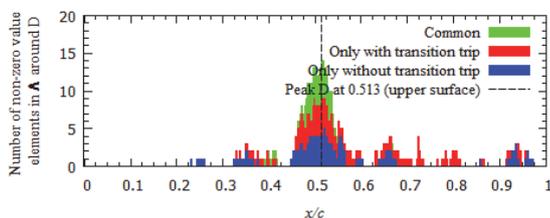


図 14 ピーク D 付近について精度行列の非ゼロ値要素の数の分布 (上面側)

6-3-3 ピーク E (下面側 4.63%コード長)

図 11 中の領域(iv)で囲った RAE2822 下面側 4.63%コード長付近の瞬時の密度勾配分布を図 15 に示す。

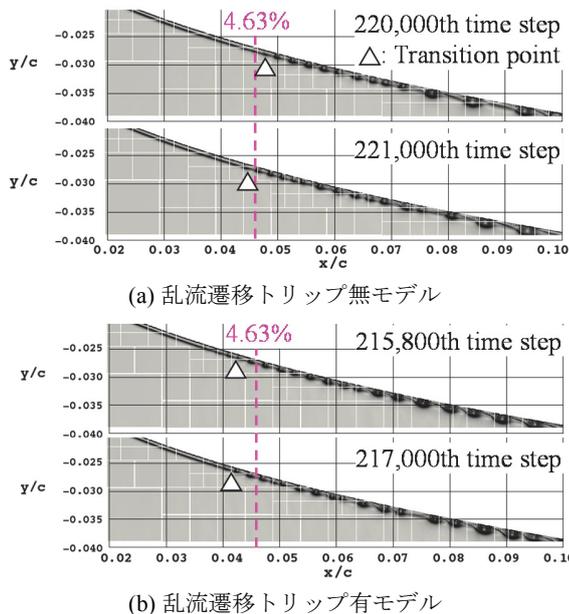


図 15 RAE2822 翼の下面前縁付近の瞬時の密度勾配分布

乱流遷移トリップ無モデルでは、乱流遷移点位置が間欠的に前後に変動し、時刻によってはピーク E (4.63%コード長) の前後で境界層の遷移が生じている。他方、乱流遷移トリップ有モデルでは遷移点は 4~4.2%付近でほぼ固定され 4.63%コード長位置ではほぼ一樣な変動が生じている。図 16 に示す C_p の時系列変化では、乱流遷移トリップ無モデル

において 7 回間欠的に変動が止まり、乱流遷移の遅れが生じていることが分かる。ピーク E での差異は、図 3 を動画にして観察していただければ当初気が付かず、相関異常度に基づいて詳しく結果を吟味して初めて認識できたものであり、本手法の非定常データ同士の差異抽出機能の有効性を表しているものと考えている。

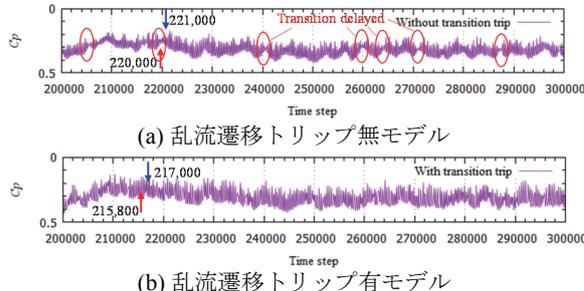


図 16 ピーク E (下面 4.63%コード長) での C_p 時系列変化

7. 結論

形状の異なる二つのモデルの非定常流体解析結果について、流れの変化にどの部分がどれだけ寄与しているかを定量的に評価する方法を提案した。提案方法では、まずそれぞれの非定常データについて各評価点間の相関を GGM に基づくスパース構造学習により評価し、グラフ構造を得た上でグラフ構造の崩れと相関強さの変化を情報論的距離である KL 距離で定量化する。また BCM に基づいた流体解析を行うことで形状変化を有するモデル同士であっても評価点の数、位置を一致させ評価を可能とする。提案手法を二次元 RAE2822 翼型まわりの遷音速流れで、翼上面に乱流遷移トリップ無／有の二つのモデルについて適用した結果、通常の可視化や時間平均化した結果の評価で識別できる箇所だけでなく、見落としてしまいかねないような小さな乱流遷移の変化まで提案手法によって検出できることを確認した。

参考文献

- 1) Lumley, J. L., "The Structure of Inhomogeneous Turbulent Flows," Atmospheric Turbulence and Radio Wave Propagation, edited by Yaglom, A., M., and Tararsky, V., I., Nauka, Moscow, 1967, pp. 166-178.
- 2) 阿部圭晃, 野々村拓, 近藤勝俊, 飯田大貴, 渡辺毅, 池田俊之, 小石正隆, 山本誠, 藤井孝蔵, 「回転するタイヤの周りに発生する空力音の数値解析 (Re=100,000)」, 第 27 回数値流体力学シンポジウム, 2013.
- 3) Oyama, A., Nonomura, T., and Fujii K., "Data mining of Pareto-optimal Transonic Airfoil Shapes Using Proper Orthogonal Decomposition," Journal of Aircraft, Vol. 47, No.5, 2010, pp. 1756-1762.
- 4) Ide, T., Aurelie C., L., Abe, N., and Yan, L., "Proximity-based Anomaly Detection Using Sparse Structure Learning," Proceedings of the 2009 SIAM International Conference on Data Mining, 2009.
- 5) Kim, L., S., Nakahashi, K., Jeong, H., K., and Ha, M., Y., "High- Density Mesh Flow Computations by Building-Cube Method," Journal of Mechanical Science and Technology, Vol. 21, No. 8, 2007, pp. 1306-1319.
- 6) Cook, P., H., McDonald, M., A., and Firmin, M., C., P., "Airfoil RAE 2822 - Pressure Distributions, and Boundary Layer and Wake Measurements," Experimental Data Base for Computer Program Assessment, AGARD-AR-138, A6, 1979.
- 7) Friedman, J., Hastie, T., and Tibshirani, R., "Sparse Inverse Covariance Estimation with the Graphical Lasso," Biostatistics, Vol. 9, No. 3, 2008, pp. 432-441.