

유체 운동의 실시간 시뮬레이터 개발을 위한 적합직교분해 및 인공신경망 기반의 차수축소모델 자동 구성 프레임워크 개발

이 응 현, 이 상 돈*

넥스트폼 기술연구소

DEVELOPMENT OF A FRAMEWORK FOR THE AUTOMATED CONSTRUCTION OF AN REDUCED ORDER MODEL BASED ON PROPER ORTHOGONAL DECOMPOSITION AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR THE DEVELOPMENT OF REAL-TIME SIMULATORS OF FLUID MOTION

W.H. Lee and S.D. Lee*

NEXTfoam Co., LTD.

A framework consist of automated workflows was developed to reduce the load of iterative computational fluid dynamics analysis. A proper orthogonal decomposition program was included to construct a reduced order model for the system by decomposing the flow field in the snapshot data into a basis vector. A data mining program was also included to construct an surrogate model based on artificial neural network for input parameters. The developed framework was validated through flow analysis for NACA 2412 airfoil, and it was confirmed that the flow field could be approximated with an error within 4.98% compared to the actual computational fluid dynamics analysis. We also confirmed that the framework can be applied to database generation and optimization, performing them in a significantly reduced time compared to conventional computational fluid dynamics techniques.

Key Words : 적합직교분해(Proper Orthogonal Decomposition), 인공신경망(Artificial Neural Network), 차수축소모델(Reduced Order Model), 최적화(Optimization), 디지털트윈(Digital Twin)

1. 서 론

컴퓨터 공학의 지속적인 발전을 거치며 계산 장비의 성능이 비약적으로 상승하고 수치 해석 기법 또한 발전됨에 따라, 전산유체역학 해석을 적용할 수 있는 범위 또한 꾸준히 확장되고 있다. 초기 단계의 전산유체역학 기법은 2차원 이내의 제한적인 형상에 대해 난류 모델과 같은 근사 기법을 동원하여 레이놀즈 평균 나비에 스톱스(Reynolds-Averaged Navier-Stokes) 방정식을 해석하는 방향으로 사용되었으나, 수

천만 개 이상의 대규모 병렬 격자를 고속으로 처리할 수 있게 된 현대에는 3차원 상에서 상당한 기하학적 복잡도를 갖는 형상에 대해서도 전체 영역에 대한 유동장 해석이 가능해지게 되었으며, 특히 이론 상 가장 정확한 기법인 직접 수치 모사(Direct Numerical Simulation) 혹은 대 와동 모사(Large Eddy Simulation) 기법의 사용 가능 영역 또한 3차원으로 확장되었다. 이에 따라 우수한 연산 성능을 기반으로 전산유체역학 해석 기법을 다양한 분야에 적용하는 많은 연구와 활용이 이루어지고 있다.

그러나 계산 속도가 대폭 향상되었음에도 전산유체역학 해석을 통한 현대 공학 문제의 해결에는 여전히 상당한 시간이 소요되는 것으로 여겨지고 있다. 예시로써 비행체의 공력 해석이나 선박의 저항성능 해석을 위한 3차원 해석 격자 생성 및 계산 수행 과정은 규모에 따라 수일에서 수개월까지 소요

Received: November 28, 2022, Revised: December 28, 2022,

Accepted: December 28, 2022.

* Corresponding author, E-mail: sdlee@nextfoam.co.kr

DOI <http://dx.doi.org/10.6112/kscfe.2022.27.4.020>

© KSCFE 2022

되고 있다. 심지어 이러한 해석의 무수한 반복이 요구되는 공력 데이터베이스 생성 혹은 형상 설계 최적화에서는 계산 자원 및 해석 시간의 과도한 소모가 더욱 큰 문제가 되며, 차기 단계의 기술로 여겨지는 실시간 시뮬레이션 혹은 디지털 트윈 개발은 전산유체역학 해석 기법만으로는 달성 불가능한 것으로 생각되고 있다.

이에 따라 해석 정확도를 유지하면서 계산 과정의 부하를 줄이고 계산 자원 소모를 저감하기 위한 기법들이 활발히 연구되고 있다. 그 중에서도 적합직교분해(Proper Orthogonal Decomposition, POD)는 기존 존재하는 전산유체역학 해석 결과로부터 전체 시스템에 대한 차수 축소 모델(Reduced Order Model)을 구성할 수 있는 기법의 일환으로 제시되었다. 전산유체역학에서의 적합직교분해는 격자 상에서의 유동장 내 물리량 값들을 고차원 데이터의 행렬로 두고, 이를 특이치 분해(Singular Value Decomposition)하여 얻은 직교 기저 벡터의 선형결합으로 근사하는 과정으로 연구 및 활용되고 있다. 적합직교분해를 통해 최적의 기저 벡터와 그에 맞는 가중치를 계산하고 고차원 공간으로 투영하면 새로운 해석 조건에 대한 계산 결과를 매우 빠른 시간 내에 획득할 수 있는 것으로 여겨지고 있다. 이는 통계학에서의 주성분 분석(Principal Component Analysis), 신호처리 분야에서의 이산 카루넨-로브 변환(Karhunen-Loève Transform) 및 경제학/심리학에서의 인자 분석(Factor Analysis)과 동일한 알고리즘을 거쳐 이루어진다.

수치해석 분야에서의 적합직교분해 기법 및 그 활용에 대해 많은 연구가 이루어져 왔다. 난류 유동에 대한 Lumley[1]의 연구에서 처음으로 적합직교분해가 사용된 것으로 알려져 있으며, Sirovich[2]는 특정 시점에서의 해석 결과들만으로 차수축소모델 구성이 가능한 스냅샷(Snapshot) 적합직교분해 기법을 제시하였다. Lucia 등[3]은 고속 압축성 유동 및 불연속면에 대한 해석에서 적합직교분해를 통한 차수축소모델을 활용하여 기법의 효율성을 평가하였다. Epureanu 등[4]은 터보기계의 포텐셜 유동 해석에 적합직교분해를 적용하였으며, Mifsud 등[5]은 미사일의 매개 변수에 따른 공기역학적 특성 조사에 적합직교분해를 통한 메타모델 기법을 이용하였다. 국내에서는 Jung 등[6]이 헬리콥터의 로터 블레이드 해석에 차수축소모델을 적용하였으며, Lee and Lee[7]은 3차원 후향계단 주위의 비정상 유동 해석에 적합직교분해를 적용하였다.

한편 적합직교분해 기법은 그 특성 상 데이터마이닝을 통한 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN) 학습 및 최적화 설계 등의 문제와 연관될 수 있다. 입력 매개변수에 대한 적합직교분해 계수의 계산 또한 차수축소모델을 통해 이뤄질 수 있으며, 해석 대상 시스템에 대해 구성된 차수축소모델은 데이터베이스 생성이나 최적화 등에 활용될 수 있기 때문이다. 이러한 방향의 연구로써 Park 등[8]은 공탄성 최적설계 문

제에 적합직교분해 및 인공신경망 기법을 적용하였으며, Koo 등[9]은 공기역학적 최적설계 문제에 적합직교분해 기법 및 다중해상도 분석 기법을 결합하여 활용하였다. Ooi 등[10]은 실린더 주위 비정상 난류 유동 해석 문제에 적합직교분해 기법 및 장단기 메모리(Long-Short Term Memory) 기법을 적용하였으며, Chu 등[11]은 비대칭과형 실린더 형상에 대한 대와동 모사 해석 결과에 대해 적합직교분해를 적용하였다. 위와 같이 3차원 대규모 유동 해석을 포함하는 광범위한 영역에서 적합직교분해 기법의 활용에 대해 최근까지 많은 연구가 이루어지고 있다.

그러나 상당수의 적합직교분해 관련 연구는 보편화된 프로그램이 아닌 In-house 코드를 통해 수행되고 있으며, 이에 따라 관련 기술의 축적이나 교차 검증 등의 측면에서 다소 원할하지 않은 양상을 띠고 있다. 그러므로 본 연구에서는 기존 존재하는 프로그램의 결합으로 구성된 프레임워크를 개발하여, 수치 해석을 통한 스냅샷 데이터 확보로부터 적합직교분해를 통한 차수축소모델 생성 및 활용에 이르는 일련의 과정을 용이하게 수행할 수 있는 정형화된 환경을 구현하고자 하였다. 전산유체역학 해석 프로그램으로 OpenFOAM을 채택하여 기 검증된 신뢰도와 높은 확장성을 확보하였다. 적합직교분해 프로그램으로 Illinois Rocstar사에서 개발 및 배포하는 AccelerateCFD를 채택하여 OpenFOAM 해석 결과를 별도의 변환 없이 바로 활용 가능하도록 하였다. 또한 데이터마이닝 프로그램으로 DAKOTA toolkit[12]을 채택하여 자체 내장된 다수의 관련 기법 및 알고리즘을 용이하게 사용할 수 있도록 하였다. 개발된 프레임워크를 통해 Airfoil 주위 유동에 대한 공력계수 데이터베이스 생성 및 최적화를 수행하여, 자동화된 적합직교분해 절차의 정확성을 검증하는 한편 대폭 저감된 소요 시간을 바탕으로 실시간 시뮬레이터 구현의 가능성을 확인하고자 하였다.

2. 연구 방법

2.1 적합직교분해 (Proper Orthogonal Decomposition)

본 연구에서는 Sirovich[2]가 제시한 스냅샷 적합직교분해 기법을 사용하였다. 해당 기법을 통하여, 기 확보된 전산유체역학 해석 결과로부터 최적의 직교 기저 벡터와 가중치를 구하고 이를 고차원 공간으로 투사하여 새로운 해석 조건에서의 유동장 데이터를 재구성할 수 있다.

기 존재하는 M 개의 입력 매개 변수와 그에 대한 해석 결과 중 j 번째 입력 매개 변수에 대해 N 개의 격자 상에서 계산된 해석 결과 중 물리량 y 를 다음과 같이 벡터로 표현한다.

$$\vec{y}_j = \begin{bmatrix} y_{1j} \\ y_{2j} \\ \dots \\ y_{Nj} \end{bmatrix} \quad (1)$$

이러한 물리량 벡터가 M 개의 입력 매개 변수에 대한 스냅샷마다 존재하므로 이를 열 방향으로 결합하여 $N \times M$ 크기의 스냅샷 행렬을 구성한다.

$$Y = [\vec{y}_1 \quad \vec{y}_2 \quad \dots \quad \vec{y}_M] \quad (2)$$

해당 스냅샷 행렬의 특이치 분해는 정 의 상 식 (3)과 같으나 격자 개수 N 이 크므로 실제 계산에 어려움이 따른다.

$$Y = U \Sigma V^T \quad (3)$$

여기서 Σ 는 대각선 원소가 음수가 아닌 특이치(singular value) σ_i 인 대각 행렬, U 와 V 는 각각 좌특이벡터(left singular vector) \vec{u}_i 와 우특이벡터(right singular vector) \vec{v}_i 가 열 벡터로 들어가는 직교 행렬(orthogonal matrix), $(\cdot)^T$ 는 전치 행렬(transpose)이다.

스냅샷 행렬의 특이치 분해를 계산하기 위해 다음과 같은 공분산행렬(covariance matrix)을 정의하면 해당 행렬의 고유치(eigenvalue)는 스냅샷 행렬 Y 의 특이치의 제곱이 되며, 고유 벡터(eigenvector)는 스냅샷 행렬 Y 의 우특이벡터 \vec{v}_i 와 같다.

$$R = Y^T Y \quad (4)$$

$$R \vec{v}_i = \sigma_i^2 \vec{v}_i, \quad i = 1, \dots, M \quad (5)$$

계산된 특이치 σ_i 와 우특이벡터 \vec{v}_i 로부터 좌특이벡터 \vec{u}_i 를 식 (6)과 같이 구한다.

$$\vec{u}_i = \frac{\vec{Y} \vec{v}_i}{\sigma_i} \quad (6)$$

좌특이벡터에 대응하는 특이치가 큰 순서대로 나열했을 때 특이치의 총합의 대부분(통상적으로 99% 이상)의 에너지를 가지는 d 개의 적합적교분해 기저 벡터 \vec{w}_i 를 선택한다. j 번째 스냅샷 데이터에 대해 기저 벡터 \vec{w}_i 의 성분을 나타내는 확장 계수(expansion coefficient) a_{ij} 는 식 (7)과 같이 계산한다.

$$a_{ij} = \vec{w}_i^T \vec{y}_j \quad (7)$$

계산된 기저 벡터와 확장 계수를 사용해 유동장 내에서의 물리량 y 를 식 (8)과 같이 근사할 수 있다.

$$\vec{y}_j \approx \sum_{i=1}^d a_{ij} \vec{w}_i \quad (8)$$

식 (8)은 기 존재하는 M 개의 입력 매개 변수 조건에서의 해석 결과의 계산뿐만 아니라 신규 해석 조건에 대한 미지의 해석 결과 추정에도 사용될 수 있다. j 개의 확장 계수 a_{ij} 를 입력 매개 변수의 함수로 간주하여 근사한 뒤, 기저 벡터 \vec{w}_i 와의 선형결합을 통해 고차원 데이터로 재구성할 수 있다. 확장 계수의 근사 기법으로는 일반적으로 일차결합, 보간, 반응 면 등의 기법이 사용되며, 비선형성이 큰 해석 공간의 경우 크리깅 혹은 인공신경망 기법이 사용된다.

2.2 인공신경망 (Artificial Neural Network)

DAKOTA toolkit에 내장된 인공신경망 곡면 맞춤(surface fitting) 기법은 Zimmerman[13]에 의해 제시된 확률적 층상 퍼셉트론(Stochastic Layered Perceptron) 신경망의 직접 학습을 사용한다. 해당 기법은 고전적인 인공신경망 기법 대비 적은 학습량을 가지도록 고안되었으며, 이에 따라 근사최적화(Surrogate-Based Optimization) 혹은 불확실성하의 최적화(Optimization Under Uncertainty)와 같이 인공신경망이 여러 차례 재구성되는 과정에서 특히 장점을 지닌다. 기법의 형태는 다음과 같다.

$$\hat{f}(\mathbf{x}) \approx \tanh(\tanh((\mathbf{x} \mathbf{A}_0 + \theta_0) \mathbf{A}_1 + \theta_1)) \quad (9)$$

여기서 \mathbf{x} 는 n 차원 입력 매개 변수 공간상에서의 현재 위치이며, \mathbf{A}_0 , θ_0 , \mathbf{A}_1 , θ_1 은 인공신경망 모델에서 뉴런(neuron)의 가중치(weight)와 오프셋(offset)에 대응하는 행렬 및 벡터이다. 이러한 항들은 인공신경망 학습 과정 동안 계산되며, 2차 표면 맞춤 다항식의 계수와 유사하다. 또한 뉴런의 가중치 및 오프셋의 계산은 특이치 분해를 통해 수행된다.

확률적 층상 퍼셉트론 인공신경망 기법은 비모수적(non parametric) 표면 맞춤 기법이므로, 크리깅(kriging) 및 다변량 적응 회귀 스플라인(Multivariate Adaptive Regression Splines)과 더불어 다수의 극값 혹은 불연속이 존재하는 데이터 추세의 모델에 사용될 수 있는 것으로 여겨진다. 그러나 크리깅 기법과는 다르게, 학습에 사용된 데이터와 정확하게 일치함을 보

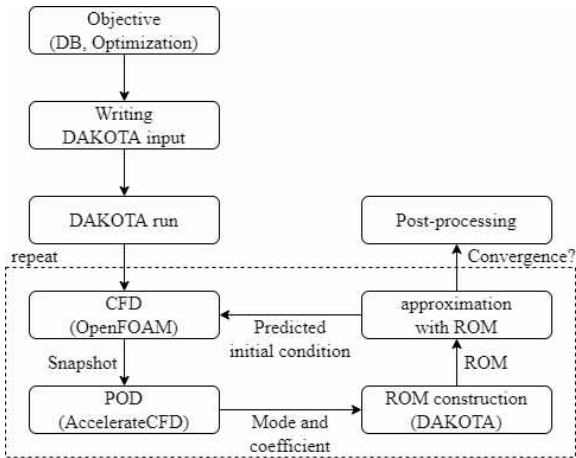


Fig. 1 Flow chart of the framework presented

장하지는 않는다. 또한 해당 기법은 2차 표현 맞춤에 필요한 데이터보다 적은 개수로도 인공지능망을 구성하는 것이 가능하다는 하나, 가급적 해당 개수보다 많은 데이터를 사용하는 것이 권장되고 있다.

2.3 프레임워크 구성

구성 요소 프로그램을 일련로 자동 실행하여 데이터베이스 생성 혹은 최적화 등 목적에 맞는 결과물을 생성할 수 있도록 프레임워크를 Fig. 1과 같이 구현하였다.

먼저 사용자 입력으로 프레임워크의 실행 목적을 정의한다. 또한 입력 매개변수로써 조작되며 차수축소모델 구성에 사용될 변수의 위치를 지정한 뒤, 해석이 완료되었을 때 결과값으로 추출할 변수의 위치를 지정한다. 마지막으로 해석 케이스를 실행할 수 있는 명령어를 입력하여 DAKOTA가 직접 해석 프로그램을 하위 프로세스로 실행할 수 있도록 전달한다. 사용자 입력이 완료된 뒤 프레임워크를 실행하면 실행 목적에 맞는 DAKOTA toolkit의 입력 파일이 자동으로 생성되며, DAKOTA executive가 프레임워크의 하위 프로세스로 실행된다.

실행된 DAKOTA는 실행 목적이 달성될 때까지 일련의 프로그램 실행으로 구성된 루프를 반복하는데, 상세 내용은 다음과 같다. 최초 실행 시에는 전산유체역학 해석 결과가 아직 존재하지 않으므로, 해석 조건에 따른 케이스를 직접 생성 및 실행한다. 해석 결과 데이터가 일정 개수 이상 생성된 뒤에는 적합적교분해 프로그램을 실행, 전체 해석 결과를 스냅샷으로 사용하여 시스템의 최적 기저 벡터와 확장 계수를 추출한다. 이어서 입력 매개변수에 따른 확장 계수의 추세를 인공지능망 기법으로 근사하기 위해 DAKOTA를 일시적으

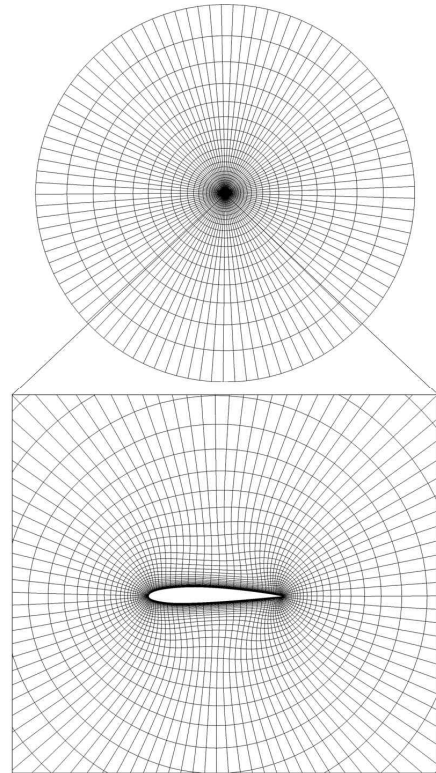


Fig. 2 Grid used for NACA2412 wing analysis

로 중복 실행하여, 신경망 학습 과정을 거쳐 확장 계수에 대한 차수축소모델을 구성한다. 적합적교분해의 결과인 기저 벡터와 함께 확장 계수의 차수축소모델이 구성되고 나면, 차후 루프에서 이뤄지는 전산유체역학 해석의 초기 조건을 추정하여 수렴을 가속하는 것이 가능해진다. 이는 신규 입력 매개변수에 대한 확장 계수를 차수축소모델로 추정하고 기저 벡터와의 선형결합으로 유동장을 재구성함으로써 이뤄진다. 또한 전산유체역학 해석 결과가 일정 개수만큼 추가될 때마다 적합적교분해 및 인공지능망 학습을 재수행하여 차수축소모델을 갱신한다.

DAKOTA가 위와 같은 하위 루프를 반복 실행하면서 실제로 수행한 전산유체역학 해석 결과가 누적됨에 따라, 적합적교분해를 통한 유동장 추정치는 점차적으로 실제 해석해에 근접하게 되며, 입력 매개변수 공간 전체 영역에 대한 차수축소모델 또한 갱신에 따른 변동이 줄어들어 수렴하게 된다. 차수축소모델이 충분히 수렴되었다고 판단되면, 해당 모델로부터 데이터베이스 혹은 최적화 등 프레임워크 실행 목적에 맞는 결과물을 출력하는 것으로 DAKOTA와 프레임워크의 실행이 종료된다.

3. 해석 결과

개발한 프레임워크의 정확도 및 성능을 검증하기 위해 본 연구에서는 NACA2412 익형의 아음속 정상 유동 해석 문제에 대해 적합적교분해 및 인공신경망 기법을 적용하였다. 해석 격자는 Fig. 2와 같이 18,382개로 구성된 O-type 격자를 사용하였으며, 입력 매개 변수로써 자유류 속도와 받음각을 변화시키며 해석하였다. 또한 Spalart-Allmaras[14] 난류 모델을 적용하여 점성 난류 유동 해석을 수행하였으며, y^+ 값이 약 60 전후가 되도록 첫 번째 경계층의 높이를 특성 길이의 0.0006 배로 설정하였다.

3.1 정확도 검증

프레임워크의 정확도를 검증하기 위해 스냅샷 데이터로부터 신규 해석 조건에 대한 유동장을 추정하는 과정을 수행하였다. 자유류 속도 및 받음각의 조합에 대해 해석 케이스를 생성하여 전산유체역학 해석을 수행하였으며, 해당 해석 결과를 스냅샷으로 사용하는 적합적교분해를 통해 NACA2412 익형 시스템에 대한 최적 기저 벡터를 추출하였다. 필요한 스냅샷의 개수는 Kang 등[15]의 연구 결과에 따라 고유치의 최댓값 및 최솟값의 비율이 10^9 이상이 되도록 하였으며, 5개 이상의 스냅샷 사용 시 해당 조건이 만족됨을 확인하였다. 스냅샷 데이터로 사용된 해석 케이스 및 신규 조건의 해석 케이스에 대한 정보는 Table 1과 같다. 5개 스냅샷으로부터 추출 가능한 기저 벡터는 5개이지만 고유치가 큰 순서대로 Table 2와 같이 나열했을 때 상위 2개 기저 벡터에 전체 에너지의 99.999% 이상이 분포하는 것이 확인되었고, 이에 따라 전체 시스템의 차수축소모델 구성 시 2개의 기저 벡터만 사용해도 스냅샷 해석 결과에 충분히 수렴함을 확인하였다. 해당 기저 벡터들의 컨투어 가시화 결과는 Fig. 3와 같다.

추출된 기저 벡터에 유동장 물리량 벡터를 내적하여 확장 계수를 구하고, 이것을 자유류 속도 및 받음각에 대한 2변수 함수로 두어 신규 해석 조건에 대한 확장 계수를 인공신경망 기법을 통해 추정하였다. 검증 문제로서 자유류 속도 45 m/s,

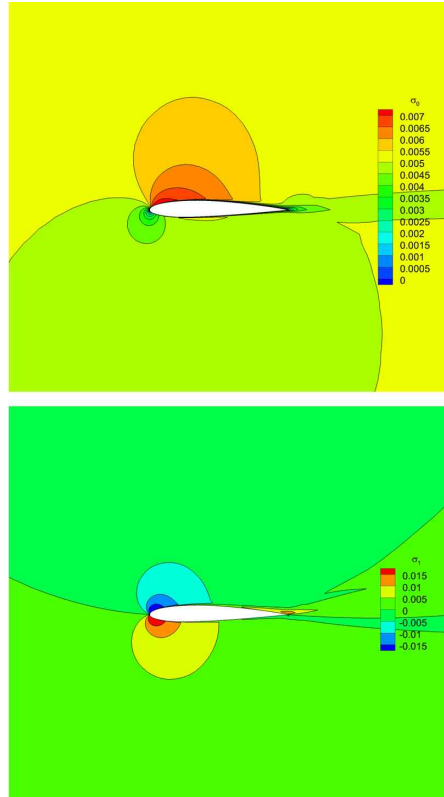


Fig. 3 Optimal basis vector for NACA2412 systems extracted by proper orthogonal decomposition

받음각 7도 조건에 대하여 인공신경망으로 추정된 확장 계수를 POD 기저 벡터와 선형결합하여 유동장을 재구성 및 추정하였으며, 이를 실제 전산유체역학 해석 결과와 Fig. 4와 같이 비교하였다. 두 기법에 따른 유동장 생성 결과가 정성적으로 유사하게 나타나는 것을 확인할 수 있으며, 두 유동장의 전체 값에 대한 근제곱평균 오차를 계산했을 때 5% 이내의 오차로 정확하게 유동장을 추정할 수 있음을 확인하였다. 추정에 소요된 시간은 0.27 sec로 전산유체역학 해석에 소요되는 5.60 sec와 비교할 때 해석 시간을 대폭 저감할 수 있음을 확인하였다. 또한 기 확보된 기저 벡터로부터 복수의 해석 조건에 대한 유동장을 추정할 경우 단순 행렬 계산의 반복만으로 매

Table 1 Description of snapshot dataset and POD prediction in NACA2412 airfoil cases

Case No.	Method	V_∞ (m/s)	Angle of attack (deg)	Expansion coefficient		Calculation Time (sec)	Error (%)
				a_1	a_2		
1	CFD	30	5	5864.55	-20.0794	5.60	-
2	CFD	40	0	7792.01	654.545		
3	CFD	40	4	7818.70	109.646		
4	CFD	40	10	7787.36	-707.902		
5	CFD	50	5	9774.26	-33.4612		
6	POD + ANN	45	7	8791.20	-302.488	0.27	4.98

Table 2 Eigen values and energy of basis vectors

Vector No.	Eigenvalue	Individual energy (%)	Cumulative energy (%)
1	6.248E+07	99.699	99.699
2	1.886E+05	0.3010	100.000
3	3.278E+00	5.23E-06	100.000
4	1.073E-02	1.71E-08	100.000
5	6.703E-03	1.07E-08	100.000

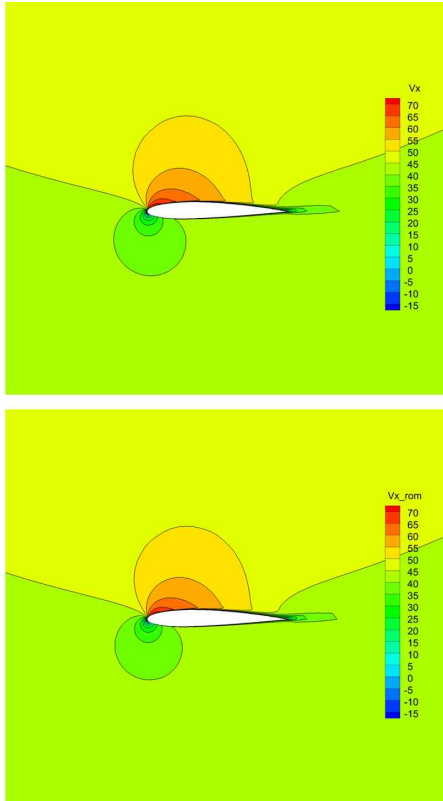


Fig. 4 Comparison of flow fields around the wing type NACA2412 according to the method (top: computational fluid dynamics, bottom: proper orthogonal decomposition)

우 짧은 시간 내에 결과 획득이 가능하며, 위의 결과보다 더욱 큰 비율로 전체 소요 시간을 단축할 수 있음을 예상할 수 있다.

3.2 데이터베이스 생성 성능 검증

개발된 프레임워크로 NACA2412 익형의 공력계수 데이터베이스 생성 정확도 및 소요 시간을 시험하였다. 자유류 속도 30 m/s ~ 50 m/s, 받음각 $-10^{\circ} \sim 10^{\circ}$ 의 입력 매개 변수 공간 범위에 대한 공력계수 데이터베이스 생성을 수행하였으며, 라틴 하이퍼큐브 샘플링 기법으로 추출된 20개의 입력 매개 변수 표본에 대해 전산유체역학과 적합적분해의 결합으로 계산한 공력계수를 이용해 전체 입력 매개 변수 공간에서의 공력 데이터베이스를 구성하였다.

최초 실행 이후 스냅샷 데이터가 5개 누적되는 시점까지는 전산유체역학 해석만 활용하여 공력계수를 구하고, 5개의 스냅샷이 확보되면 적합적분해를 통해 시스템의 최적 기저 벡터를 추출한다. 기저 벡터가 확보된 뒤에는 인공지능망 기

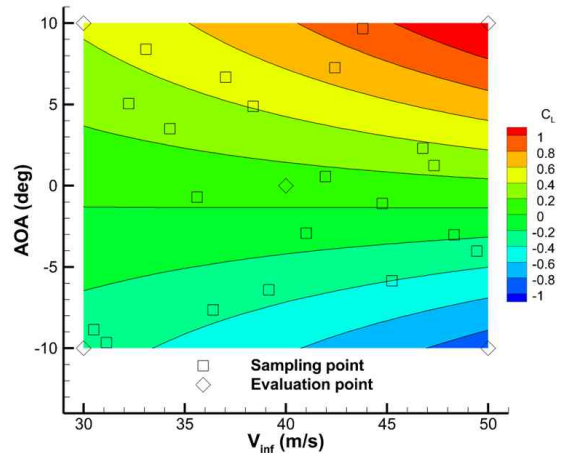


Fig. 5 Lift coefficient database of NACA2412 wing automatically generated by the framework

법으로 입력 매개 변수에 대한 확장 계수를 추정하고 이를 통해 재구성한 유동장으로 전산유체역학 해석의 초기 조건을 대체하여 수렴을 가속한다.

20개의 표본 입력 매개 변수에 대해 공력계수가 모두 계산 되면 인공지능망 기법을 적용하여 대체모델을 생성하고 전체 입력 매개 변수 공간에 대한 공력계수 추정치를 출력한다. Fig. 5와 같이 양력계수에 대해 생성된 양력 데이터베이스를 컨투어로 도시하였다. 전체 영역에 대한 대체모델의 정확도를 검증하기 위해 입력 매개 변수 공간의 중앙 및 가장자리를 포함하여 5개 표본에 대한 실제 유동 해석 결과와 대체모델의 추정치를 Table 3와 같이 비교하였다. 양력계수의 비선형성이 증가하는 자유류 속도 50 m/s 주위 영역에서 상대적으로 오차가 커지기는 하나 전체적으로 1% 이내의 오차로 실제 양력계수를 정확하게 추정하고 있음을 확인할 수 있다. 또한 전체 데이터베이스 생성에 소요된 시간은 36.67 sec로, 1개 케이스 해석에 소요되는 5.60 sec의 6.55배에 해당한다. 이는 적합적분해 수행 이후의 해석 시간이 대폭 저감되었기 때문이며, 전체 영역에 대해 무수히 많은 반복적인 해석이 요구되는 기존의 매개변수 연구 기법과 비교할 때 매우 높은 효율로 데이터베이스를 생성할 수 있음을 검증하였다.

Table 3 Lift coefficient comparison between CFD and ANN

Case No.	V_{∞} (m/s)	AOA (deg)	Lift coefficient		Error (%)
			CFD	ANN	
1	30	-10	-0.321	-0.321	0.005
2	30	10	0.433	0.433	0.008
3	40	0	0.0965	0.0965	0.022
4	50	-10	-0.900	-0.908	0.878
5	50	10	1.220	1.211	0.790

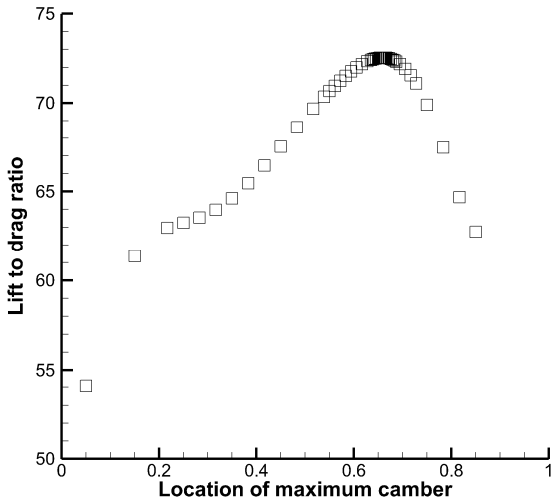


Fig. 6 Convergence history of NACA wing optimization under the framework

3.3 최적화 성능 검증

개발된 프레임워크로 NACA 익형의 형상 최적화 시 정상 수렴 여부 및 소요 시간을 시험하였다. NACA 2412 익형의 최대 캠버 위치가 변동할 때 양항비가 최대가 되는 최적의 위치를 찾도록 최적화 문제를 구성하였다. 변경된 형상에 대한 해석 격자는 기존 NACA 2412 익형에 대한 해석 격자를 모핑하여 생성하였으며, 격자점의 공간 상 좌표가 소폭 변동 하더라도 전체 격자점의 개수와 배치 순서가 일정하며 각 유한체적이 서로 일치하는 요소에 대응하는 등 전체 격자계가 위상기하학적으로 동일하다면 해당 케이스들을 스냅샷 데이터셋으로 하여 적합직교분해를 수행할 수 있는 것으로 알려져 있다. 자유류 경계조건은 속도 30 m/s와 반음각 8°로 고정하였으며, DAKOTA에 내장된 대체모델 기반 최적화 기법을 채택하여 보다 빠른 탐색이 가능하도록 하였다. 또한 데이터베이스 생성 성능 검증과 동일하게 5개의 스냅샷 데이터가 누적되면 적합직교분해를 수행하여 초기 조건 추정을 통해 수렴을 가속하였다.

프레임워크가 작동하여 최대 캠버 위치가 변동하면서 최적 값으로 수렴하는 과정을 Fig. 6와 같이 나타내었다. DAKOTA에 내장된 최적화 알고리즘에 따라, 작동 초반에는 입력 매개 변수 공간 전체 영역에 대해 넓은 간격으로 조사를 수행하며, 데이터가 누적됨에 따라 점차 높은 정밀도로 최적 위치를 탐색하여 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 전체 최적화 과정에 소요된 시간은 61.87 sec로, 1개 케이스 해석에 소요되는 5.60 sec의 약 11배에 해당한다. 최적화 과정 중 해석을 수행한 표본은 총 65개 케이스이므로, 적합직교분해를 통해 기존 기법

대비 약 6배의 속도 향상을 확인하였으며, 입력 매개 변수 공간이 다차원인 복잡한 문제에 적용할 경우 더욱 높은 효율로 최적화 문제 해결이 가능함을 기대할 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 적합직교분해 및 인공신경망 기법으로 전산 유체역학 해석의 계산 요구량을 저감할 수 있도록 기존 존재하는 프로그램으로 구성된 프레임워크를 개발했으며, NACA 2412 익형에 대한 유동해석에 프레임워크를 적용하여 정확도 및 성능을 시험하였다. 주요 결론은 다음과 같다.

- (1) 본 연구에서 개발된 프레임워크의 기본 기능으로써, 스냅샷 데이터로부터 신규 해석 조건에 대한 유동장을 적합직교분해 및 인공신경망 기법으로 추정된 결과를 실제 전산 유체역학 해석 결과와 비교하였다. 개발된 프레임워크는 유동해석 결과 대비 평균오차 4.98% 이내의 정확한 추정 결과를 획득하였다.
- (2) 자유류 조건에 따른 공력계수 데이터베이스 생성 시 프레임워크의 성능을 시험하였다. 전체 소요 시간은 단일 해석 케이스의 6.55배로 측정되었으며, 오차 1% 이내의 정확한 데이터베이스를 기존 기법 대비 대폭 저감된 시간 내에 생성할 수 있음을 검증하였다.
- (3) 형상에 따른 공력 최적화 문제에 적용 시 프레임워크의 성능을 시험하였다. 전체 소요 시간은 단일 해석 케이스의 11배로 측정되어, 실제 최적화 문제 해석에 소요되는 시간을 상당량 저감하는 것이 가능함을 확인하였다.

검증된 정확도와 효율적인 자동 작업 흐름을 바탕으로, 많은 계산량을 요구하는 전산유체역학 해석 문제의 용이한 해결이 가능한 도구로써 본 프레임워크를 제시하고자 한다. 또한 본 프레임워크의 개발이 실시간 시뮬레이터 및 디지털 트윈과 같은 차세대 기술로 이어질 수 있도록 추후 연구를 통해 기법의 유효성을 더욱 확고히 검증할 예정이며, 우선적으로 본 프레임워크를 통해 학계 최신의 연구내용을 재현하여 보다 넓은 분야에 활용될 수 있도록 적용 사례 확보 및 기계 학습 기법 보완과 더불어 지속적으로 기능을 확장 및 개선할 예정이다.

후 기

이 연구는 한국산업기술진흥협회(KOITA)의 재원으로 고용 위기 기업부설연구소 R&D 전문인력 활용지원사업의 지원으로 수행되었으며 이에 감사를 드립니다.

References

- [1] 1967, Lumley, J.L., "The structure of inhomogeneous turbulent flows," *Atmosphere and its Influence on Radio Wave Propagation*, pp.166-178, Moscow, Nauka.
- [2] 1987, Sirovich, L., "Turbulence and the dynamics of coherent structures. Part I: Coherent structures," *Applied mathematics*, Vol.45, No.3, pp.561-571.
- [3] 2004, Lucia, D.J., Beran, P.S. and Silva, W.A., "Reduced order modeling: New approaches for computational physics," *Progress in Aerospace Science*, Vol.40, No.1, pp.51-117.
- [4] 2001, Epureanu, B.I., Hall, K.C. and Dowell, E.H., "Reduced-order models of unsteady viscous flows in turbomachinery using viscous-inviscid coupling," *Journal of Fluids and Structures*, Vol.15, pp.255-273.
- [5] 2006, Mifsud, M., Shaw, S. and Bennett, J., "A meta-modeling technique using pod in parametric studies of weapon aerodynamics," *AIAA 2006-6005*.
- [6] 2009, Jung, S., Duc, N., Yang, Y., Cho, T. and Myong, R., "Efficient analysis of the aerodynamic characteristics of rotor blade using a reduced order model based on proper orthogonal decomposition method," *Korean Society for Aeronautical and Space Science*, Vol.37, No.11, pp.1073-1079.
- [7] 2010, Lee, K. and Lee, E., "Examples of reduced order modeling for a 3d backward facing step flow using pod technique," *Proc. of Spring Conference, Korean Society of Computational Fluid Engineering*, pp.40-42, May.
- [8] 2013, Park, K., Jun, S., Baek, S., Cho, M., Yee, K. and Lee, D., "Reduced-order model with an artificial neural network for aerostructural design optimization," *Journal of Aircraft*, Vol.50., No.4, pp.1106-1116
- [9] 2015, Koo, B., Han, J., Jo, T., Park, K. and Lee, D., "MRA and POD application for aerodynamic design optimization," *Korean Society of Computational Fluid Engineering*, Vol.20, No.2, pp.7-15.
- [10] 2020, Ooi, C., Le, Q., Dao, M., Nguyen, V., Nguyen, H. and Ba, T., "Modeling transient fluid simulations with proper orthogonal decomposition and machine learning," *International Journal for Numerical Methods in Fluids*, Vol.93, No.2, pp.396-410.
- [11] 2021, Chu, S., Xia, C., Wang, H., Fan, Y. and Yang, Z., "Three-dimensional spectral proper orthogonal decomposition analyses of the turbulent flow around a seal-vibrissa-shaped cylinder," *Physics of Fluids*, Vol.33, No.2.
- [12] 2011, Eldred, M.S., et al., "DAKOTA : a multilevel parallel object-oriented framework for design optimization, parameter estimation, uncertainty quantification, and sensitivity analysis," *Version 6.12 Theory Manual*, E. United States. Department Of, Ed., ed: Sandia National Laboratories.
- [13] 1996, Zimmerman, D.C., "Navigating expensive and complex design spaces using genetic algorithms," *Final Report for Sandia National Laboratories*.
- [14] 1992, Spalart, P.R. and Allmaras, S.R., "A one-equation turbulence model for aerodynamic flows," *AIAA 92-0439, AIAA 30th Aerospace Sciences Meeting and Exhibit*, Reno, NV, USA
- [15] 2017, Kang, H.M., Jun, S.O. and Yee, K., "Analysis of eigen values for effective choice of snapshot data in proper orthogonal decomposition," *Journal of Computational Fluid Engineering*, Vol.22, No.1, pp.59-66.