

제13권 제2호 2025년 12월

THE JOURNAL OF SCIENCE AND TECHNOLOGY INSTITUTE

과학기술연구소논문지



국립강릉원주대학교 과학기술연구소
GANGNEUNG-WONJU NATIONAL UNIVERSITY

과학기술연구소 논문지

The Journal of Science and Technology Institute

- 01 베트남 다낭과 강원도 양양의 휴양지 환경 요소의 품질 속성에 대한 Kano 분석 비교
:: 남대현, 성기석
- 02 업라이트 경량화 설계
:: 배주한, 박현준, 오석영, 정석호, 김세윤
- 03 PI 제어를 통한 소형 난방기구의 에너지 효율 최적화
:: 정민지, 김백기, 현광민
- 04 VPP 성능검증을 위한 평가 기술 및 검증방안에 관한 연구
:: 고재섭, 김병기
- 05 친환경 흡음재 자동 혼합 장치 기술
:: 이원섭
- 06 기술규제 관점의 글로벌 영상물 등급제도 현황 및 비교
:: 이창수, 김동진
- 07 무선 키보드를 위한 전자기 유도 및 압전소자 에너지 하베스팅 시스템
:: 김병기, 고재섭
- 08 실내 공기 질 관리를 위한 스마트 환기 시스템
:: 정준영, 곽진수, 신석원, 최덕기
- 09 운영체제 입출력 하부 시스템 교육을 위한 실습 시나리오
:: 이형봉
- 10 가시성 결과의 시간적 재사용을 이용한 GPU 기반 가시성 선별 가속 기법
:: 이은석
- 11 CFD 시뮬레이션 데이터 기반 AI 모델 개발
:: 김유경, 김유정, 김상진, 김민수, 최민성
- 12 자동차 슬라이딩 도어 롤러 자동화 조립 설비 설계 및 DMU 시뮬레이션을 통한 동작 검증 사례 연구
:: 송연교, 이동혁, 김건진, 오익수
- 13 능동형 비 감지 카메라 시스템
:: 김태균, 김민구, 이재혁, 오형택, 전경민, 이종철
- 14 레너드-존스 포텐셜 다향식 근사의 실제 성능 한계에 대한 실험적 분석
:: 김동욱

2025년도 과학기술연구소 임원

The Journal of Science and Technology Institute

● 연구소장

산업경영공학과 김동욱

● 연구위원

컴퓨터공학과	김상경
멀티미디어공학과	이상운
전기공학과	박철원
정보통신공학과	김환석
기계공학과	백재민
자동차공학과	최민성
산업경영공학과	김성준

제13권 제2호 2025년 12월

The Journal of Science and Technology Institute

CONTENTS

01. 베트남 다낭과 강원도 양양의 휴양지 환경 요소의 품질 속성에 대한 Kano 분석 비교	09
02. 업라이트 경량화 설계	18
03. PI 제어를 통한 소형 난방기구의 에너지 효율 최적화	22
04. VPP 성능검증을 위한 평가 기술 및 검증방안에 관한 연구	33
05. 친환경 흡음재 자동 혼합 장치 기술	41
06. 기술규제 관점의 글로벌 영상물 등급제도 현황 및 비교	48
07. 무선 키보드를 위한 전자기 유도 및 압전소자 에너지 하베스팅 시스템	58
08. 실내 공기 질 관리를 위한 스마트 환기 시스템	66
09. 운영체제 입출력 하부 시스템 교육을 위한 실습 시나리오	73
10. 가시성 결과의 시간적 재사용을 이용한 GPU 기반 가시성 선별 가속 기법	83
11. CFD 시뮬레이션 데이터 기반 AI 모델 개발	92
12. 자동차 슬라이딩 도어 롤러 자동화 조립 설비 설계 및 DMU 시뮬레이션을 통한 동작 검증 사례 연구	105
13. 능동형 비 감지 카메라 시스템	111
14. 레너드-존스 포텐셜 다향식 근사의 실제 성능 한계에 대한 실험적 분석	122

CFD 시뮬레이션 데이터 기반 AI 모델 개발

AI Model Development Based on CFD Simulation Data

김태현* 김유경* 김유정** 김상진* 김민수* 최민성***

Taehyun Kim* Yukyung Kim* Yujeong Kim** Sanjin Kim* Minsu Kim* Minsung Choi***

요약

본 연구는 단일 에어포일 형상(Eppler 423)의 공력 특성 분석과 공력 계수 예측 모델 개발을 목적으로 수행되었다. CFD 해석을 통해 받음각(AoA)에 따른 공력 데이터를 구축하고, $k - \omega$ GEKO 난류 모델과 격자 및 도메인 조건을 적용하여 유동장을 해석하였다. 격자 민감도 분석을 통해 공력 계수의 수치적 신뢰성을 확보하였으며, 풍동 실험을 통해 CFD 해석 결과의 유동 구조를 정성적으로 비교하였다. 확보된 데이터를 기반으로 Cl에는 MLP 회귀 모델을, Cd에는 XGBoost 회귀 모델을 적용하였다. 그 결과 전체 받음각 범위에서 공력 계수 예측이 안정적으로 수행되었으며, 제안한 모델이 공력 설계 초기 단계에서 계산 효율 향상에 활용 가능함을 확인하였다.

Abstract

This study analyzes the aerodynamic characteristics of a single airfoil (Eppler 423) and develops an aerodynamic coefficient prediction model. Aerodynamic data were obtained through CFD simulations using the $k - \omega$ GEKO turbulence model, with numerical reliability ensured via mesh sensitivity analysis and qualitative validation through wind tunnel experiments. An MLP regression model was applied for Cl prediction and an XGBoost model for Cd prediction. The results confirm stable prediction performance across the full angle-of-attack range, demonstrating the model's potential to enhance computational efficiency in early-stage aerodynamic design.

Key Words

Airfoil, Aerodynamic Coefficients, Computational Fluid Dynamics (CFD), Machine Learning, Surrogate Model

I. 서 론

에어포일의 공력 특성은 항공기, 자동차, 터빈 및 팬 블레이드 등 다양한 유동 기계 시스템의 성능을 결정하는 핵심 요소이며, 받음각(Angle of Attack, AoA)에 따라 변화하는 양력계수(Cl)와 항력계수(Cd)는 이러한 성능을 평가하는 대표적인 지표로 활용된다^[1]. 고전적 풍동 실험 연구에 따르면, Cl은 실속 이전 범위에서 비교적 선형적으로 증가하다가 이후 급격한 비선형 거동으로 전이되는 반면, Cd는 박리 및 후류 구조 변화의 영향으로 고받음각 영역에서 매우 빠르게 증가하는 특성을 보인다^[2].

전통적으로 공력 계수 산출에는 풍동 실험과 전산유체역학(Computational Fluid Dynamics, CFD)이 활용되어 왔으나, 두 방법 모두 높은 비용과 반복 해석에 따른 시간적 제약이라는 한계를 지닌다. 특히 CFD 기반 접근법은 격자 구성, 난류 모델 설정, 수렴성 확보 등에서 상당한 계산 자원이 요구되며, 다양한 AoA 조건을 반복적으로 검토하는 설계 과정에서는 실용성이 저하되는 문제 가 제기되고 있다^[1,3].

* 국립강릉원주대학교 자동차공학과

** 국립강릉원주대학교 컴퓨터공학과, 자동차공학과 (복수전공)

*** 국립강릉원주대학교 자동차공학과 교수

교신 저자 : mchoi@gwnu.ac.kr

교신 소속 : 국립강릉원주대학교 자동차공학과

이러한 계산 부담을 완화하기 위한 대안으로, 사전 확보된 CFD 데이터를 기반으로 공력 거동을 근사하는 머신러닝 기반 대리모델(surrogate model)이 제안되고 있다^[4-6]. 이 접근법은 전산해석을 직접 대체하기보다는, 반복 계산이 필요한 조건에서 예측 효율을 향상시키는 데 목적을 두며^[7,8], 최근에는 에어포일 공력 계수 예측을 대상으로 머신러닝 및 surrogate modeling 기법의 적용 가능성이 다수 보고되고 있다^[5,7,9].

본 연구에서는 CFD 해석을 통해 확보된 공력 데이터를 기반으로, 단일 에어포일 형상(Eppler 423)과 단일 유속 조건에서 AoA 변화에 따른 Cl 및 Cd의 거동을 학습하는 데이터 기반 예측 모델을 개발하였다. 연구 범위는 형상과 유동 조건이 고정된 상황으로 제한되며, 제안된 모델은 범용 예측을 목표로 하지 않고 반복적인 공력 계수 계산을 효율화하기 위한 surrogate model 구축 사례에 해당한다. 또한 AoA 범위를 0°부터 359° 까지 확장하여, 저받음각부터 고받음각 및 역방향 유동을 포함한 전체 공력 응답 특성을 일관된 데이터셋으로 확보함으로써, 공력 설계 초기 단계에서의 계산적 · 시간적 부담을 완화할 수 있는 예측 프레임워크를 제시하고자 하였다.

II. 연구 내용 및 방법

1. 해석 대상 및 형상 정의

본 연구에서는 단일 에어포일 형상인 Eppler 423(E423)를 해석 대상으로 선정하였다. E423 에어포일은 비교적 높은 양력 계수와 받음각(AoA) 변화에 민감한 공력 응답 특성을 가지며, 저 · 중 속 유동 조건에서의 공력 성능 분석에 널리 활용되어 온 형상이다^[10]. 이러한 특성으로 인해 AoA에 따른 공력 계수 변화 양상을 명확히 관찰할 수 있어, 데이터 기반 공력 계수 예측 모델 학습을 위한 기준 형상으로 적합하다고 판단하였다.

해석에 사용된 에어포일 형상은 강릉원주대학교 자작자동차 동아리 GF-25 차량의 프론트 윙에 실제 적용된 단면을 기반으로 하였으며, 이를 2차원 단면 형상으로 단순화하여 수치해석을 수행하였다. 이 과정에서 단면 형상의 기본적인 공력 특성이 유지되도록 설계하였다. 해석 범위는 단일 에어포일 형상과 단일 유속 조건으로 제한되며, 형상 변화에 따른 특성 비교가 아닌, 형상이 고정된 상태에서 AoA 변화에 따른 Cl 및 Cd 응답을 모델링하는 문제로 정의하였다. 이에 따라 본 연구에서 구축한 CFD 데이터와 AI 기반 예측 모델은 정의된 조건 범위 내에서의 공력 특성을 근사하는 surrogate model로 해석되어야 하며, 다수 형상에 일반화된 범용 예측 모델을 목표로 하지 않는다.

1) 에어포일 (Airfoil) 해석 과정

본 연구에서는 Eppler 423 에어포일 주변 유동에서 발생하는 난류 특성을 안정적으로 재현하기 위해, 상용 CFD 해석 소프트웨어인 ANSYS Fluent를 이용하여 Reynolds-Averaged Navier-Stokes(RANS) 방정식 기반의 $k-\omega$ GEKO(Generalized $k-\omega$) 난류 모델을 적용하였다. GEKO 모델은 기존 $k-\omega$ SST 난류 모델을 확장한 형태로, 난류 점성계수 산정 과정에 포함되는 다수의 조정 계수(tunable coefficients)를 유동 특성에 따라 유연하게 제어할 수 있도록 설계된 모델이다^[12]. GEKO 모델은 난류 점성계수의 과대 확산을 억제할 수 있도록 설계된 조정 계수(예: CSEP, F_n , F_2 , F_3 등)를 포함하고 있어, 고받음각 조건에서의 박리 거동을 보다 안정적으로 재현할 수 있는 장점을 가진다^[22]. 기존 연구에 따르면, Generalized $k-\omega$ (GEKO) 난류 모델은 압력 구배 및

박리 현상이 지배적인 에어포일 유동에서 공력 계수 극선(Cl-AoA, Cd-AoA)을 높은 정확도로 예측할 수 있는 것으로 보고되었다^[11]. 이에 본 연구에서는 고반음각 영역을 포함하는 전체 반음각 범위의 공력 특성을 안정적으로 해석하기 위해 $k-\omega$ GEKO 난류 모델을 적용하였다. GEKO 모델은 난류 운동에너지 k 와 비소산률(specific dissipation rate) ω 에 대한 두 개의 수송 방정식을 기본으로 구성되며, 두 방정식 간의 교차 확산 항(cross-diffusion term)을 포함함으로써 자유 전단 유동 영역과 벽면 근처 영역을 동시에 안정적으로 모델링할 수 있다^[23]. GEKO 모델의 기본 지배 방정식은 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{\partial(\rho u_j k)}{\partial x_j} = P_k - C_\mu \rho k \omega + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k}) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] \quad (1)$$

$$\frac{\partial(\rho u_j \omega)}{\partial x_j} = C_{\omega 1} F_1 \frac{\omega}{k} P_k - C_{\omega 2} F_2 \rho \omega^2 + \rho F_3 C D + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\omega}) \frac{\partial \omega}{\partial x_j} \right] \quad (2)$$

여기서 ρ 는 유체 밀도, k 는 난류 운동에너지, u_j 는 j 방향 속도 성분을 나타낸다. C_μ , C_ω , $C_{\omega 2}$ 는 모델 상수이며, ω 는 비소산률, μ 는 유체 점성계수이다. σ_k 와 σ_ω 는 확산 계수로서, F_1 , F_2 , F_3 는 조정 가능한 자유 계수에 의해 결정되는 함수이다^[12].

이와 같은 난류 모델 및 해석 환경(ANSYS Fluent) 설정을 통해, 본 연구에서는 에어포일 표면 경계층 유동과 후류 영역의 난류 거동을 일관되게 해석하고자 하였다. 에어포일 공력 해석에서 격자 품질은 경계층 해석 및 공력 계수 산출 정확도에 직접적인 영향을 미치는 요소로 알려져 있다^{[13], [14]}. 이에 본 연구에서는 격자 크기 변화에 따른 공력 계수 민감도를 평가하여 CFD 해석 결과의 수치적 신뢰성을 확보하였다.

에어포일 표면 격자 크기를 2mm로 고정한 상태에서, 외부 유동장 격자 크기를 32mm, 64mm, 128mm로 변화시켜 해석을 수행한 결과, Down force, Drag force, Cl 및 Cd는 격자 크기 변화에 대해 0.2% 이내의 매우 낮은 민감도를 나타냈다. 반면 계산 비용은 격자 크기에 따라 유의미한 차이를 보였으며, 정확도와 계산 효율을 종합적으로 고려한 결과 외부 유동장 격자 크기 64mm 조건이 최적의 해석 조건으로 도출되었다. 이후 본 연구의 CFD 데이터셋은 해당 격자 조건을 기준으로 일관되게 구축되었으며, AI 기반 공력 계수 예측 모델 학습을 위한 기준 데이터로 활용되었다.

표 1. Mesh 수에 따른 비교
Table 1. Comparison with respect to mesh resolution

Airfoil AOA 5	Down force [N]	Drag force [N]	Cl	Cd	Time [min:s]
Airfoil mesh : 2mm Flow field mesh : 32mm	1.8468	0.4327	-0.5183	0.1214	4:32
Airfoil mesh : 2mm Flow field mesh : 64mm	1.8445	0.4323	-0.5176	0.1213	2:55
Airfoil mesh : 2mm Flow field mesh : 128mm	1.8445	0.4317	-0.5176	0.1211	2:05

2) 해석 조건 설정

해석은 2차원 유동 조건에서 수행되었으며, 에어포일 주위에 충분한 계산 도메인을 확보하여 경계 조건의 영향을 최소화하였다. 유입 조건은 균일 속도로, 출구는 압력 기준 조건을 적용하였으며, 에어포일 표면에는 점착(no-slip) 조건을 부여하였다. CFD 해석 속도는 실제 주행 조건을 반영하

여 24.17 m/s 로 설정하였다.

반면 풍동시험은 유동 구조의 시각화를 목적으로 수행되었으며, 고속 조건에서는 강한 난류로 인해 연기 확산이 발생하여 유선 관찰이 어려웠다. 이에 따라 풍동시험은 0.1 m/s 의 저속 조건에서 수행하여 유동 패턴을 정성적으로 관찰하였다.

3) 공력 데이터 구축

본 연구에서는 Eppler 423 에어포일에 대해 받음각(AoA)을 0° 부터 359° 까지 1° 간격으로 변화시키며 총 360개의 CFD 해석을 수행하고, 각 조건에서 공력 계수 데이터를 추출하여 학습용 데이터셋을 구축하였다. 저받음각 영역뿐 아니라 고받음각 및 역방향 유동을 포함한 전체 공력 응답 특성을 포괄적으로 확보하기 위해 AoA 범위를 0° ~ 359° 로 설정하였다.

모든 AoA 조건에 대해 동일한 해석 조건을 적용하여 Down force와 Drag force를 산출하고, 이를 기반으로 무차원 양력계수(Cl)와 항력계수(Cd)를 계산하였다. Cl과 Cd는 AoA 변화에 따른 공력 성능의 상대적 변화를 비교·학습하기에 적합한 출력 변수로, 이후 AI 회귀 모델 학습에 직접 활용되었다.

데이터의 수치적 신뢰성을 확보하기 위해 유동장 도메인 크기에 따른 공력 계수 민감도를 평가한 결과, $1000 \times 1000 \times 1000 \text{ mm}^3$ 이상의 도메인에서 Cl과 Cd의 변화는 1% 이내로 수렴함을 확인하였다(Table 2). 이에 따라 계산 효율과 수렴 특성을 종합적으로 고려하여, $1000 \times 1000 \times 1000 \text{ mm}^3$ 도메인을 데이터셋 구축을 위한 기준 조건으로 선정하였다.

표 2. 유동장 크기에 따른 비교

Table 2. Comparison with respect to flow domain size

Flow field size [mm]	Down force [N]	Drag force [N]	Cl	Cd	Time [min:s]
$500 \times 500 \times 500$	1.879	0.4361	-0.5275	-0.1224	2:13
$1000 \times 1000 \times 1000$	1.844	0.4323	-0.5183	-0.121	2:55
$2000 \times 2000 \times 2000$	1.839	0.4319	-0.5156	-0.1211	3:47

3. 풍동 실험을 통한 유동 구조 정성 비교

본 연구에서 수행한 풍동 실험은 공력 계수의 정량적 검증을 목적으로 하지 않으며, CFD 해석 결과로부터 예측된 유동 구조의 물리적 타당성을 정성적으로 확인하기 위한 참고 관찰로 활용되었다. 실험 장비의 제약과 연구 목적을 고려하여, 공력 계수의 절대값 비교보다는 받음각(AoA) 변화에 따른 유동 구조의 형상적 변화와 경향성에 초점을 두었다.

에어포일 주변 유동은 AoA 증가에 따라 부착 유동에서 박리 유동으로 전이되며, 후류 구조 또한 크게 변화하는 것으로 알려져 있다^[15]. 이러한 유동 구조의 변화는 공력 계수 거동과 밀접한 관련을 가지므로, CFD 해석 결과가 기본적인 유동 물리 특성을 적절히 반영하는지 확인하는 과정은 데이터 기반 AI 모델 학습에 앞서 중요한 검증 단계로 작용한다.

이에 따라 풍동 내부에서 AOA를 0° , 90° , 180° , 270° 로 설정하고 연기 가시화를 통해 유동 구조를 관찰하였으며, 이를 CFD 해석 결과의 스트림라인 분포와 비교하였다. 그 결과, 각 AOA 조건에서 관찰된 부착, 박리 및 후류 구조의 전반적인 경향은 CFD 해석 결과와 정성적으로 일치하였

다. 이러한 결과는 본 연구에서 구축한 CFD 데이터가 에어포일 주변 유동의 기본적인 물리적 특성을 적절히 반영하고 있음을 시사하며, 이후 AI 모델 학습에 사용된 CFD 데이터의 물리적 타당성을 보조적으로 확인하는 근거로 활용될 수 있다.

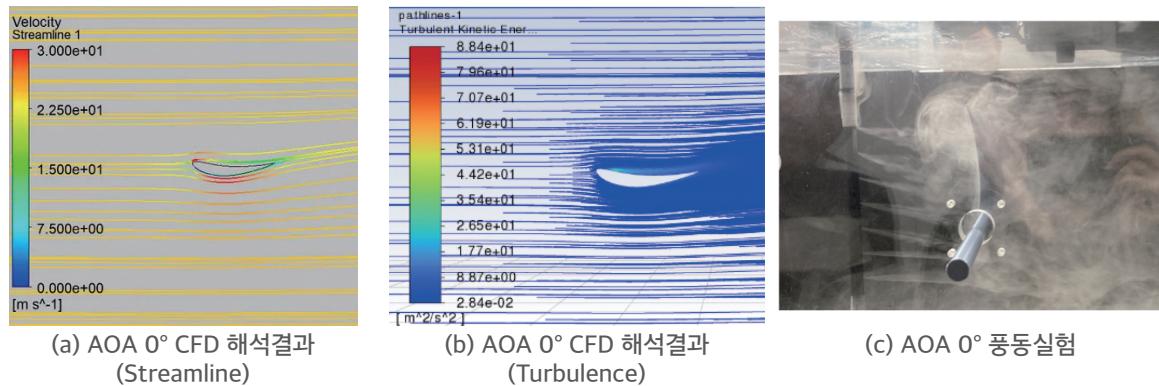


그림 1. AOA 0°, CFD 해석결과와 풍동실험 비교
Fig 1. Comparison between CFD results and wind tunnel experiment at AOA = 0°

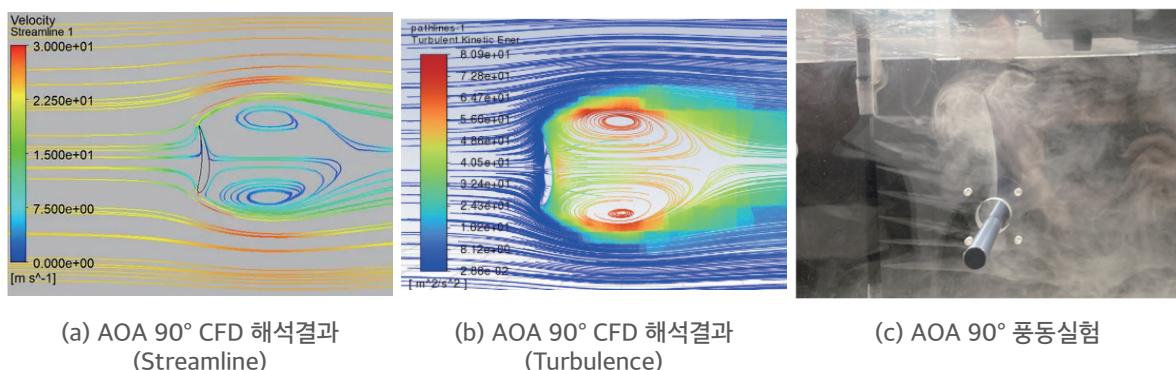


그림 2. AOA 90°, CFD 해석결과와 풍동실험 비교
Fig 2. Comparison between CFD results and wind tunnel experiment at AOA = 90°

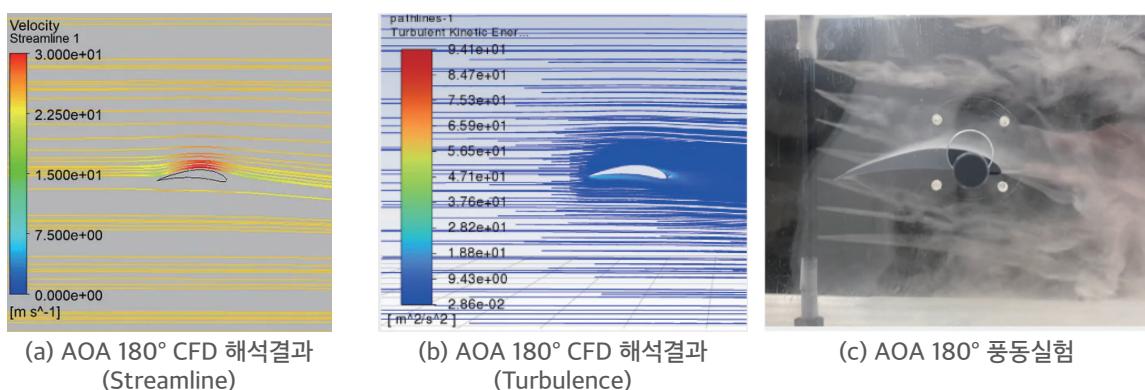


그림 3. AOA 180°, CFD 해석결과와 풍동실험 비교
Fig 3. Comparison between CFD results and wind tunnel experiment at AOA = 180°

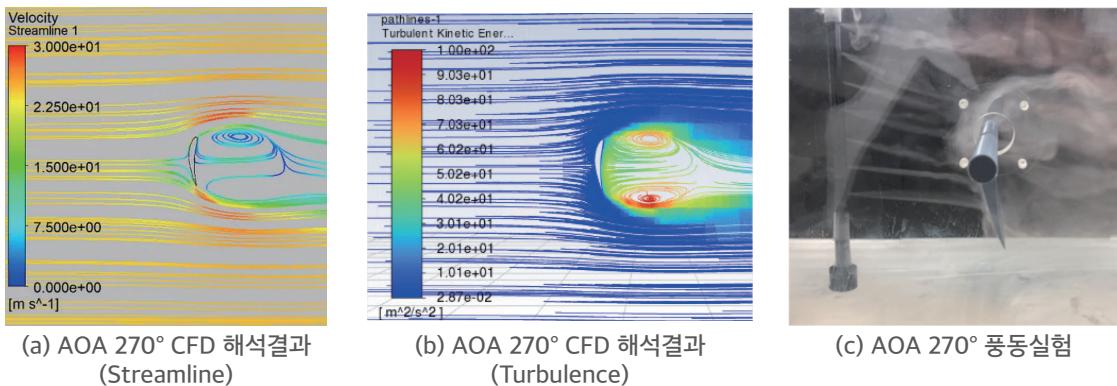


그림 4. AOA 270°, CFD 해석결과와 풍동실험 비교

Fig 4. Comparison between CFD results and wind tunnel experiment at AOA = 270°

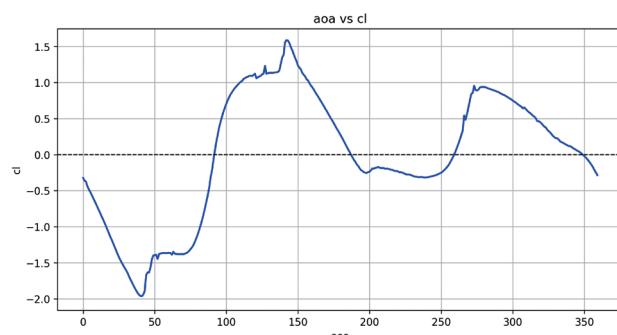
4. AI 기반 공력 계수 예측 모델 설계

본 연구에서 구축한 AI 기반 공력 예측 모델은 새로운 형상에 대한 일반화 성능을 목표로 하는 범용 모델이 아니라, 동일한 에어포일 형상에 대해 반복적으로 수행되는 CFD 해석의 계산 비용을 대체하기 위한 surrogate model 구축을 목적으로 설계되었다. 실제 공력 설계 과정에서는 다양한 AoA 조건에 대한 반복 해석이 요구되며, 이러한 과정은 상당한 계산 자원을 소모한다. NASA의 CFD Vision 2030 보고서 또한 다수의 설계 변수 탐색 및 반복 해석에서 발생하는 계산 비용과 확장성 문제를 CFD 기술의 주요 한계로 지적한 바 있다^[1]. 이에 본 연구에서는 입력 변수를 AoA로 제한하고, 해당 조건에서의 Cl과 Cd를 신속하게 예측할 수 있는 데이터 기반 대체 모델을 구축하였다.

한편 Cl과 Cd는 AoA 변화에 따라 상이한 물리적 거동 특성을 보인다. Cl은 실속 이전 구간에서 비교적 연속적인 비선형 곡선을 형성하는 반면, Cd는 고받음각 영역에서 국소적인 급격한 증가와 큰 기울기 변화를 나타낸다^[2]. 이러한 물리적 차이를 고려하여, 본 연구에서는 Cl과 Cd에 대해 이원화된 예측 모델 구조를 채택함으로써 CFD 해석 결과에서 관찰되는 공력 계수 변화 경향을 보다 안정적으로 재현하고자 하였다.

1) Cl 예측을 위한 MLP 회귀 모델

양력계수(Cl)는 AoA 변화에 따라 전역적으로 연속성이 높은 비선형 관계를 가지므로, 전역 함수 근사에 강점을 가지는 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)을 적용하였다. MLP는 다수의 은닉층과 비선형 활성화 함수를 통해 입력과 출력 간의 복잡한 비선형 관계를 함수 형태로 근사할 수 있으며, 연속적인 곡선 형태의 회귀 문제에 적합한 구조로 활용될 수 있다^[16].

그림 5. 수집한 CFD 데이터의 AoA vs Cl
Fig 5. AoA vs. Cl of the collected CFD data

학습 과정에서는 비선형성을 확보하기 위해 ReLU 계열 활성화 함수를 적용하고, 최적화에는 Adam 기반 학습을 적용하였다. 또한 검증 성능 저하 시 학습을 중단하는 조기 종료(early stopping)를 적용하여 특정 AoA 구간에 대한 과적합을 방지하고 전 구간에서의 안정적인 일반화 성능을 확보하고자 하였다.

2) Cd 예측을 위한 XGBoost 회귀 모델

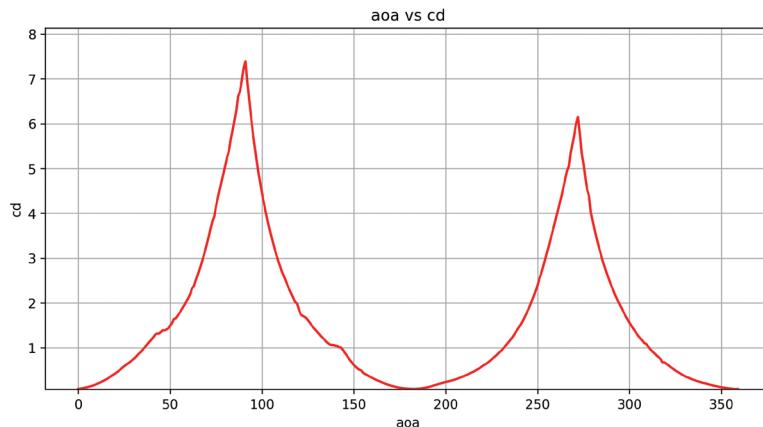


그림 6. 수집한 CFD 데이터의 AoA vs Cd
Fig 6. AoA vs. Cd of the collected CFD data

항력 계수(C_d)는 AoA 증가에 따라 저받음각 영역에서는 완만하게 변화하지만, 박리 · 재부착 및 후류 구조 변화가 두드러지는 영역에서는 국소적인 급격한 증가(spike)와 큰 기울기 변화를 나타낸다^[2]. 이러한 응답 특성은 전역적 곡선 근사에 기반한 신경망 모델이 국소 피크를 안정적으로 재현하기 어려운 경우가 있어, 본 연구에서는 입력 공간을 구간별로 분할하며 국소 구조를 효과적으로 포착할 수 있는 트리 기반 양상을 모델인 XGBoost를 적용하였다^[17]. C_d 의 불연속적 · 지역적 비선형 거동을 안정적으로 학습할 수 있으며, 스톰 구간에서 나타나는 항력 스파이크 또한 정확한 위치와 형태로 재현할 수 있다.

3) 데이터 보간 기반 학습 안정화 기법

공력 계수는 AoA에 따라 비선형적으로 변화하며, 특히 박리 및 실속 관련 구간에서는 급격한 기울기 변화가 나타날 수 있다^[2]. 이때 AoA 축의 샘플링 간격이 거칠거나 특정 구간에서 데이터 분포가 상대적으로 희소할 경우, 회귀 기반 학습 과정에서 국소 구간의 학습 불안정성이 발생할 수 있다^[18]. 이를 완화하기 위해 본 연구에서는 전처리 단계에서 cubic spline 보간 기반 데이터 리샘플링 을 적용하였다.

Spline 보간은 기존 이산 데이터를 연속 함수 형태로 연결하여 수치적 연속성을 확보하는 방법으로, 새로운 물리 정보를 생성하기 위한 것이 아니라 기존 CFD 데이터의 전반적인 형상을 유지하면서 샘플 밀도를 조정하는 데 목적이 있다^[19]. 본 연구에서는 보간을 통해 AoA-계수 관계의 연속성을 강화하고, 특히 기울기 변화가 큰 구간에서 모델 학습이 불안정해지는 현상을 완화하여 예측 곡선의 안정성을 향상시키고자 하였다.

III. 예측 성능 검증

1. CI 예측 성능 검증 결과

그림 8는 전체 받음각 범위(0° ~ 359°)에 대해 CFD 원데이터와 MLP 기반 CI 예측값을 비교한 결과를 나타낸다. 예측된 CI-AoA 곡선은 CFD 해석 결과와 매우 높은 일치도를 보였으며, 저받음각 영역에서의 양력 증가 구간부터 고받음각 영역에서의 감소 및 재상승 구간에 이르기까지 곡선 형상이 안정적으로 재현되었다.

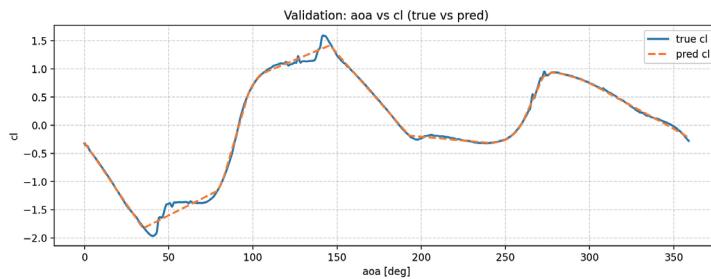


그림 8. AOA vs CI 예측값과 실제값 비교
Fig 8. Comparison between predicted and actual AoA-Cl values

특히 Cl은 AoA 변화에 대해 전역적으로 연속적인 비선형 거동을 나타내는 물리량으로, 본 연구에서 적용한 MLP 기반 회귀 모델은 이러한 연속적 응답 특성을 효과적으로 학습한 것으로 판단된다. 실속 전후 구간 및 일부 고받음각 영역에서 관찰되는 국소적 변화 구간에서도 예측값과 CFD 값 간의 편차는 제한적인 수준에 머물렀으며, 이는 전역 함수 근사에 강점을 가지는 신경망 구조의 특성과도 부합하는 결과이다.

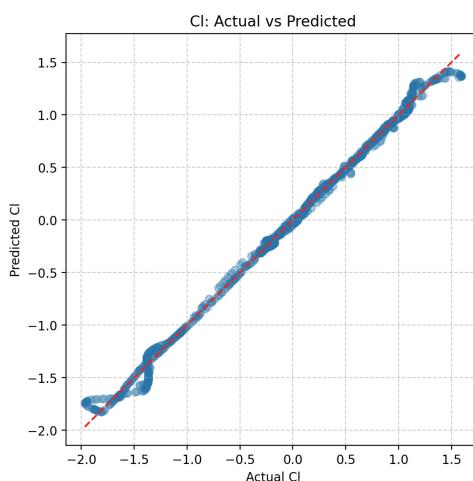


그림 9. CI 예측값과 실제값 비교
Fig 9. Comparison between predicted and actual Cl values

그림 9은 CFD 원데이터 대비 CI 예측값의 산점도를 나타낸 것으로, 대부분의 데이터 포인트가 기준선 ($y = x$) 부근에 분포함을 확인할 수 있다. 이는 전체 AoA 범위에서 예측 오차가 특정 구간에 편중되지 않고 비교적 균일하게 분포하고 있음을 의미한다.

2. Cd 예측 성능 검증 결과

그림 10은 전체 받음각 범위에 대해 CFD 원데이터와 XGBoost 기반 Cd 예측값을 비교한 결과를 나타낸다. Cd-AoA 관계는 저받음각 영역에서는 완만한 변화 양상을 보이지만, 박리 및 후류 구조 변화가 지배적인 고받음각 영역에서는 국소적인 급격한 증가(spike)를 동반하는 것이 특징이다. 본 연구에서 적용한 XGBoost 모델은 이러한 Cd의 국소적 급변 특성을 비교적 정확한 위치와 기울기로 재현하였다.

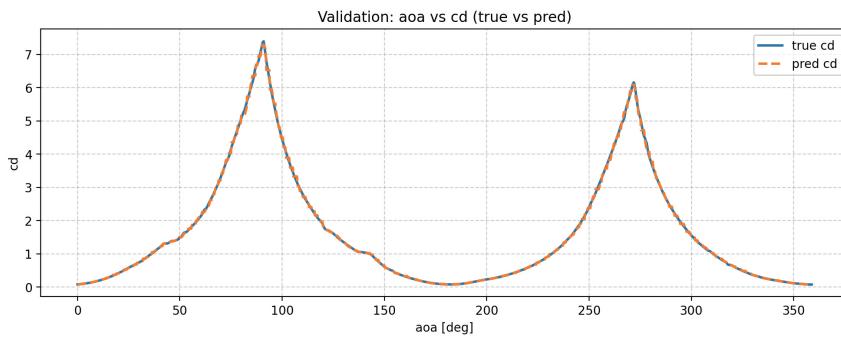


그림 10. AOA vs Cd 예측값과 실제값 비교
Fig 10. Comparison between predicted and actual AoA-Cd values

특히 약 90° 및 270° 부근에서 관찰되는 Cd 스파이크 구간에서도 예측값과 CFD 값 간의 차이는 제한적인 수준에 머물렀으며, 이는 입력 공간을 구간별로 분할하여 학습을 수행하는 트리 기반 양상을 구조가 국소적인 비선형성과 급격한 기울기 변화를 효과적으로 포착할 수 있음을 시사한다.

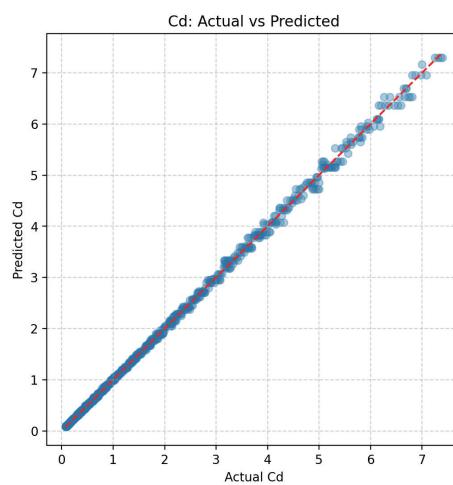


그림 11. Cd 예측값과 실제값 비교
Fig 11. Comparison between predicted and actual Cd values

그림 11의 산점도 비교 결과에서도 Cd 예측값은 전반적으로 CFD 원데이터와 높은 정합성을 보였으며, 일부 고받음각 구간을 제외하면 예측 오차는 비교적 균일한 분포를 나타냈다. 이러한 결과는 XGBoost 모델이 항력계수와 같이 비연속적 거동을 포함하는 물리량 예측에 적합한 구조임을 뒷받침한다.

3. 회귀 성능 지표 기반 정량 평가

본 연구에서 구축한 AI 기반 공력계수 예측 모델의 정확도를 검증하기 위해, 검증 데이터셋을 대상으로 평균제곱오차(Mean Squared Error, MSE), 평균절대오차(Mean Absolute Error, MAE), 평균제곱근오차(Root Mean Squared Error, RMSE), 그리고 결정계수(R^2)를 산출하였다. 성능 평가는 Cl-MLP 모델과 Cd-XGBoost 모델에 대해 각각 수행되었으며, 정량적 결과는 표 3에 정리하였다.

표 3. Cl 및 Cd 예측 모델의 회귀 성능 지표

Table 3. Regression performance metrics of the Cl and Cd prediction models

Coefficient	MSE	MAE	RMSE	R^2
Cl (MLP)	0.0033	0.035	0.0579	0.9959
Cd (XGB)	0.0025	0.0289	0.0504	0.9991

표 3에 따르면, Cl 예측 모델의 RMSE는 0.0579, MAE는 0.035 수준으로 나타났으며, 결정계수는 0.9959로 매우 높은 값을 보였다. Cd 예측 모델 역시 RMSE 0.0504, MAE 0.0289, 결정계수 0.9991을 기록하여, 전체 AoA 범위에서 CFD 기반 공력 계수 데이터를 매우 높은 정확도로 근사하고 있음을 확인하였다.

이러한 높은 예측 성능은 모델의 복잡성에 기인하기보다는, 본 연구에서 다룬 공력 계수 문제가 단일 형상 · 단일 유속 조건 하에서 AoA에 따른 물리적으로 일관된 비선형 응답 관계를 가지기 때문으로 해석할 수 있다. 즉, 구축한 AI 모델은 CFD 해석 결과를 직접 대체하는 물리 모델이라기보다는, 정의된 조건 범위 내에서 공력 계수의 변화 경향을 수치적으로 근사하는 surrogate model로서 적절한 성능을 확보한 것으로 판단된다.

4. 예측값-실제값 비교

반음각 $AOA=0.1^\circ$ 조건에서 AI 모델의 예측 결과와 CFD 해석 결과를 비교하여 단일 조건에 대한 예측 정확도를 검증하였다.

표 4.. $AOA=0.1^\circ$ 예측값 - 실제값 비교

Table 4. Comparison of CFD results and AI predictions at $AOA=0.1^\circ$

Coefficient	AI Prediction	CFD	Absolute Error
Cl	0.3267	-0.326161	0.000539
Cd	0.0838	0.08361	0.00019

CFD 해석 결과, 해당 조건에서의 공력 계수는 $Cl = -0.326161$, $Cd = 0.08361$ 로 산출되었다. 이에 대응하는 AI 모델의 예측 결과는 $Cl = -0.3267$, $Cd = 0.0838$ 로 나타났다. Cl의 경우 예측값과 실제값 간의 차이는 5.39×10^{-4} 로 상대 오차 약 0.17% 수준이었으며, Cd 또한 1.9×10^{-4} 의 매우 작은 오차를 보였다. 이를 통해 제안한 AI 기반 공력 계수 예측 모델이 단일 반음각 조건에서도 CFD 해석 결과를 높은 정확도로 재현할 수 있음을 확인하였다.

5. 예측 성능의 해석 및 한계

본 연구에서 제안한 AI 기반 공력 계수 예측 모델은 전체 반음각 범위에서 CFD 결과와 높은 정

합성을 보였으며, 반복적인 CFD 해석이 요구되는 조건 비교 단계에서 계산 효율을 향상시킬 수 있는 대체 도구로 활용될 가능성을 확인하였다. 그러나 본 결과는 단일 에어포일 형상(Eppler 423), 단일 유속 조건, AoA 단일 입력 변수라는 제한된 문제 설정 하에서 도출된 결과임을 고려할 필요가 있다. 따라서 형상, 유속, Reynolds 수가 변화하는 조건에 대한 예측 성능은 본 연구 범위에 포함되지 않으며, 제안된 모델의 일반화 성능은 추가적인 데이터 확보 및 검증을 통해 단계적으로 평가되어야 한다. 이러한 한계 인식은 본 연구의 적용 범위를 명확히 규정하기 위한 것으로, 향후 연구에서는 조건 확장 및 다변수 입력을 통해 보다 일반화된 공력 예측 모델로의 확장을 검토할 계획이다.

IV. 결 론

본 연구는 단일 에어포일 형상(Eppler 423)을 대상으로 CFD 해석을 통해 공력 데이터셋을 구축하고, 이를 기반으로 받음각(AoA)에 따른 양력계수(Cl)와 항력계수(Cd)를 신속하게 예측할 수 있는 데이터 기반 공력 계수 예측 모델(surrogate model)을 개발하는 것을 목표로 수행되었다. CFD 해석, 수치적 신뢰성 검토, 풍동 실험을 통한 유동 구조의 정성적 비교, 그리고 AI 기반 회귀 모델 학습 및 성능 검증의 절차를 통해 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- 1) $k - \omega$ GEKO 난류 모델을 적용한 CFD 해석 결과, 격자 크기 및 계산 도메인 변화에 따른 공력 계수(Cl, Cd)의 변동은 1% 이내로 나타났으며, 이를 통해 AI 모델 학습에 활용되는 공력 데이터셋의 수치적 일관성과 반복성을 확보할 수 있었다. 이는 단일 에어포일 형상에 대한 공력 계수 데이터가 수치적으로 안정적으로 구성되었음을 의미한다.
- 2) 확보된 CFD 데이터셋을 기반으로, 공력 계수의 물리적 거동 특성을 고려한 이원화 AI 예측 구조를 적용하였다. 연속적이고 전역적인 비선형 특성을 보이는 Cl 예측에는 MLP 회귀 모델을, 국소적인 급변 및 스파이크 특성이 두드러지는 Cd 예측에는 XGBoost 회귀 모델을 적용한 결과, 전체 받음각 범위(0° ~ -359°)에서 RMSE 0.06 미만, 결정계수(R^2) 0.996 이상의 높은 예측 성능을 달성하였다. 이는 정의된 조건 범위 내에서 공력 계수 거동을 안정적으로 근사 할 수 있는 surrogate model로서의 실용성을 보여준다.
- 3) 본 연구에서 제안한 AI 기반 공력 계수 예측 모델은 반복적인 CFD 해석이 요구되는 공력 설계 초기 단계 및 조건 비교 과정에서 계산 시간과 자원을 절감할 수 있는 보조적 도구로 활용 가능함을 확인하였다. 다만, 본 연구는 단일 에어포일 형상, 단일 유속 조건 및 AoA 단일 입력 변수를 기반으로 수행되었으므로, 형상 및 유동 조건 변화에 대한 일반화 성능은 연구 범위에 포함되지 않는다.
- 4) 향후 연구에서는 다변수 입력을 포함하는 고차원 surrogate model로의 확장이 가능하며, 이는 딥러닝 기반 공력 설계 surrogate 연구 흐름과 부합한다^[20]. 또한 데이터 기반 공력 예측 기법은 에어포일과 같은 기본 공력 형상뿐 아니라 차량 플래트폼과 같은 복합 공력 문제로 확장 적용될 수 있으며^[21], 다중 정확도 CFD 데이터와 전이학습 기법을 결합한 multi-fidelity 기반 공력 예측 모델로의 확장 역시 향후 연구 방향으로 고려될 수 있다^[9].

References

- [1] J. Slotnick et al., CFD Vision 2030 Study: A Path to Revolutionary Computational Aerosciences, NASA/CR-2014-218178, Washington, DC, USA: NASA, 2014.
- [2] I. H. Abbott and A. E. von Doenhoff, Theory of Wing Sections: Including a Summary of Airfoil Data, NACA Rep. 824, 1949.
- [3] J. D. Anderson, Computational Fluid Dynamics: The Basics with Applications, New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1995.
- [4] A. Rahman et al., "Surrogate model for CFD based on machine learning," 2023.
- [5] A. Teimourian et al., "Airfoil aerodynamic performance prediction using machine learning and surrogate modeling," *Heliyon*, vol. 10, no. 8, 2024.
- [6] M. Kanazaki et al., "Design exploration of high-lift airfoil using Kriging model and data mining technique," in Proc. European Conf. Computational Fluid Dynamics (ECCOMAS CFD), Egmond aan Zee, Netherlands, Sep. 5–8, 2006.
- [7] K. Zuo et al., "Fast simulation of airfoil flow field via deep neural network," *Aerospace Science and Technology*, vol. 150, p. 109207, 2024.
- [8] S. L. Brunton, B. R. Noack, and P. Koumoutsakos, "Machine learning for fluid mechanics," *Annu. Rev. Fluid Mech.*, vol. 52, pp. 477–508, 2020.
- [9] Y. Huo et al., "Rapid and accurate airfoil aerodynamic prediction using a multi-fidelity transfer learning approach," *Applied Sciences*, vol. 15, no. 19, p. 10820, 2025.
- [10] S. Durmuş and A. Ulutaş, "Numerical analysis of NACA 6409 and Eppler 423 airfoils," *Politeknik Dergisi*, vol. 26, no. 1, pp. 39–47, 2023.
- [11] S. Mauro et al., "Fast CFD methodology for accurate prediction of wind turbine airfoil polars by means of generalized k- ω turbulence model," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 2893, no. 1, 2024.
- [12] J. Emmerling, S. Vahaji, D. A. V. Morton, S. Stevanovic, D. F. Fletcher, and K. Inthavong, "Tuned generalised k- ω (GEKO) turbulence model parameters for predicting transitional flow through stenosis geometries of various degrees," *Fluids*, vol. 10, no. 7, p. 168, 2025.
- [13] F. Aqilah, M. Islam, F. Juretić, and J. Guerrero, "Study of mesh quality improvement for CFD analysis of an airfoil," *IIUM Engineering Journal*, vol. 19, no. 2, pp. 203–212, 2018.
- [14] M. U. Shabbir, "CFD analysis of airfoil using structured and unstructured mesh," ResearchGate, May 24, 2022.
- [15] I. H. Abbott and A. E. von Doenhoff, Theory of Wing Sections: Including a Summary of Airfoil Data, New York, NY, USA: Dover Publications, 1959.
- [16] K. Hornik, M. Stinchcombe, and H. White, "Multilayer feedforward networks are universal approximators," *Neural Networks*, vol. 2, no. 5, pp. 359–366, 1989.
- [17] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A scalable tree boosting system," in Proc. 22nd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining, New York, NY, USA, pp. 785–794, 2016.
- [18] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, New York, NY, USA: Springer, 2006.
- [19] R. L. Burden and J. D. Faires, Numerical Analysis, 9th ed., Boston, MA, USA: Brooks/Cole, Cengage Learning, 2011.
- [20] M. A. Hariansyah and K. Shimoyama, "Deep learning techniques for high-dimensional surrogate-based aerodynamic design," in Proc. 33rd Congress of the Int. Council of the Aeronautical Sciences (ICAS), 2022.
- [21] Z. Wang et al., "Research on data prediction model for aerodynamic drag reduction effect in platooning vehicles," *Processes*, vol. 13, no. 7, p. 2056, 2025.
- [22] J. Kranenbarg, P. P. Jonsson, B. G. Mulu, and M. J. Cervantes, "Sensitivity analysis of a swirling flow to the GEKO model," *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.*, vol. 1079, p. 012030, 2022.
- [23] F. R. Menter, M. Kuntz, and R. Langtry, "Ten years of industrial experience with the SST turbulence model," in *Turbulence, Heat and Mass Transfer*, vol. 4, pp. 1–8, 2003.

저자소개

김태현	국립강릉원주대학교 자동차공학과 4학년 재학 중
김유경	국립강릉원주대학교 자동차공학과 4학년 재학 중
김유정	국립강릉원주대학교 자동차공학과 4학년 재학 중
김상진	국립강릉원주대학교 자동차공학과 4학년 재학 중
김민수	국립강릉원주대학교 자동차공학과 4학년 재학 중
최민성	국립강릉원주대학교 자동차공학과 교수

과학기술인의 신조

과학기술은 인류 공동의 소중한 문화유산이며 합리성과 보편성을 바탕으로 인간의 삶에 큰 영향을 미치는 지식체계이다.

이에 우리 과학기술인은 무한한 탐구심과 창의력으로 삶의 질을 향상시키고 밝은 미래사회를 여는 주체로서의 긍지와 사명감을 지닌다.

1. 우리는 과학지식을 증진시키고 기술혁신을 추구하여 인류의 행복과 평화를 위해 노력한다.
1. 우리는 지속 가능한 과학기술 발전을 통하여 깨끗하고 안전한 자연 환경을 만든다.
1. 우리는 탐구의 자율성을 소중히 여기며 과학기술에 대한 사회적 책임과 윤리의식을 갖는다.
1. 우리는 과학기술의 발전을 위해 미래 세대를 육성하는 데 힘을 기울인다.
1. 우리는 과학기술에 대한 국민의 관심과 이해를 높이는 데 앞장선다.
1. 우리는 과학기술을 통해 자랑스러운 전통문화의 발전과 민족 화합에 이바지한다.

과학기술연구소 논문집

제13권 2호

서 기 2025년 12월 31일 인쇄
서 기 2025년 12월 31일 발행

발 행 인 : 김 동 육

편 집 인 : 김 동 육

발 행 처 : 국립강릉원주대학교 과학기술연구소

I S S N : 2508-3678

주 소 : 26504 강원특별자치도 원주시 흥업면 남원로 150

전 화 : (033)760-8810

팩 스 : (033)760-8811

홈 페 이 지 : <http://www.gwnu.ac.kr>

인 쇄 처 : 정우광고기획

주 소 : 26343 강원특별자치도 원주시 우산초교길 15

전 화 : (033)743-4544

팩 스 : (033)743-4547

(非賣品)