

PAV용 인공지능설계 프로펠러의 공력특성 분석

유호준* · 전종환** · 이길성*** · 박세준* · 이승배*†

Aerodynamic Characteristics Analysis of AI-design Propeller for PAV

Ho-Jun Yu*, Jong-Hwan Jeon**, Kil-Sung Lee***, Se-Jun Park*, Seungbae Lee*†

Key Words : AI(인공지능), DNN(심층신경망), CFD(전산유체역학), LES(대와류모사), PAV(유인드론), Thrust Test Stand(추력시험대)

ABSTRACT

In addition to the fact that the domestic and international developments of PAV rely on the propeller aerodynamic performances e.g. thrust, efficiency, they become evidently important factors because they are directly related to the passenger's safety. In this study, to improve the aerodynamic performance of counter-rotating propellers of PAVs, the design of a propeller satisfying the desired performances is optimized based on airfoils generated via Artificial Intelligence (AI) algorithm, and its measured performance is verified by using a performance testing rig which facilitates the measurements of thrusts and powers at the specific rpms. The design variables for AI-design are the stagger angle, chord length, Reynolds number, lift and drag. The new CFRP-machined model was tested and analyzed to compare with the bio-mimetic model. The aerodynamic performances are simulated and compared using Large-Eddy Simulation (LES) for the AI model and the bio-mimetic model.

기호 설명

기호	설명	RMSE	설명
b	Blade chord length	T	Thrust force
C_D	Drag coefficient	V_0	Free stream velocity
C_L	Lift coefficient	η_{thrust}	Efficiency of thrust
C_M	Moment coefficient	η_{torque}	Efficiency of torque
C_P	Power coefficient	η_{prop}	Efficiency of propeller
C_Q	Torque coefficient		
C_s	Smagorinsky constant		
C_T	Thrust coefficient		
D	Diameter of propeller		
J	Advanced ratio		
N	Rotation velocity of propeller		
P	Power		
PAV	Abbreviation of Personal Air Vehicle		
Q	Torque force		
r	Radius of propeller		

1. 서론

드론개발 연구는 국내외적으로 더욱 가속되고 있다. 특히 PAV(Personal Air Vehicle)는 프로펠러의 추력 및 효율이라는 공력성능으로 대변되며, 이는 승객의 안전과 직결되어 있어 성능의 보장이 매우 중요한 요소이다. Table 1에는 수직 이착륙의 다른 비행체 프로펠러와 PAV용 프로펠러의 레이놀즈수, 마하수, 유동특성을 비교하여 설명되어 있다. 따라서 PAV는 유인드론 고유의 운전특성을 고려, 가속과 감속

* 인하대학교 기계공학과(Department of Mechanical Engineering, Inha University)

** (주)경인기계(KIMCO Co.)

*** (주)휴먼컴퍼지트(Human Composites Co.)

† 교신저자, E-mail : sbaelee@inha.ac.kr

2023 한국유체기계학회 하계학술대회 발표 논문, 2023년 7월 5일~7월 7일, 평창 알펜시아

The KFSM Journal of Fluid Machinery: Vol. 26, No. 6, December 2023, pp.129~136(Received 14 Jul. 2023; revised 10 Oct. 2023; accepted for publication 08 Nov. 2023)

한국유체기계학회 논문집: 제26권, 제6호, pp.129~136, 2023(논문접수일자: 2023.07.14, 논문수정일자: 2023.10.10, 심사완료일자: 2023.11.08)

Table 1 parameters according to the aircraft

	UAV	PAV	Helicopter
Reynolds number	$\sim 10^5$	$\sim 5 \times 10^5$	$\sim 10^6$
Tip Mach number	~ 0.15	~ 0.45	0.65~0.8
Airfoil max thickness	$\sim 6\%$	N/A	$\sim 12\%$

그리고 이착륙 환경에 맞는 우수한 익형의 개발이 필요함을 알 수가 있다. 이근표 등⁽¹⁾에 의해 연구된 선행연구에서는 상용 익형과 생체모방 익형의 공력 및 소음특성을 비교·분석하였고, 상용 익형에 비해 정지 비행 시 최대 32% 높은 추력 계수를 갖는 것을 확인하였다. 그러나 생체모방 날개 형상으로 인해 날개 무게가 증가하며 큰 곡률의 캠버로 인해 고 하중 응력에 약한 단점이 있다.

앞서 설명한 단점을 극복하는 PAV용 프로펠러의 설계하기 위해서는 2차원 에어포일 형상에 대한 재설계가 필요하다. 반면에 에어포일의 개발은 거의 한 세기에 걸쳐 많은 엔지니어와 연구자에 의해 장기간 연구되어 왔다.⁽²⁾ 그 중 H. Glauert⁽³⁾는 2차원 익형의 3차원 프로펠러에서의 활용 시 BEMT (Blade Element Momentum Theory)를 통해 설명한 바 있으며, 현재는 프로펠러의 추진성능을 예측하는데 널리 사용되고 있다. BEMT를 이용하면 2차원 익형의 양력과 항력을 기초로 3차원 프로펠러의 추력과 토크를 예측할 수 있다. 따라서 3차원 프로펠러 설계 시 2차원 익형의 양력과 항력은 그 자체로 중요한 변수이다. 최근 전산공학의 발전으로 공기역학 계수와 최적의 에어포일 형상을 보다 효율적으로 구하기 위해 다양한 방법이 시도되어 왔다. 유동 물리법칙을 수치적으로 계산하는 CFD (Computational Fluid Dynamics)는 계산 집약적인 방법이나 아직도 시간이 많이 걸리는 단점으로 인해 특정 상황 (예를 들어 실시간 제어)에서는 구현이 비실용적이다. 반대로 ANN (Artificial Neural Network)과 같이 데이터에 크게 의존하는 모델은 물리적 시스템에 대한 사전 지식 없이도 단순한 입출력 매핑을 통해 신속하게 예측을 수행할 수 있다. 따라서 AI (Artificial Intelligence)는 경우에 따라서는 상세 수치계산보다 효과적인 일 수 있다.

최근 유체역학 분야의 경우 AI 기반 해석능력 향상은 매우 활발하며 정상상태와 비정상 압축성 유동도 포함된다. Li 등⁽⁴⁾은 DC-GAN (Deep Convolutional-Generative Adversarial Network) 기반으로 날개 유동에 대한 새로운 샘플링 기법을 제안한 바 있다. Dupuis 등⁽⁵⁾은 안정적인 난류 유동장을 예측하기 위한 혁신적인 접근 방식의 신경망을 제안하였다. Singh 등⁽⁶⁾의 신경망은 에어포일의 양력과 유동박리를 더 잘 예측하기 위해 학습모델을 재구성한 바 있다. Moin 등⁽⁷⁾은 ANN에서 에어포일 설계 매개변수 대신 정규화 된 2D 좌표를 사용하여 다양한 에어포일의 공기역학적 계수를 간단하게 예측하는 방법을 제안한 바 있다. Lou 등⁽⁸⁾은 DNN 대리

모델을 기반으로 이중 DQN (Deep Q-Network) 강화학습을 통해 에어포일의 양항력 최적화를 수행하였다. 결론적으로 기존의 연구들은 주로 익형을 학습하여 익형의 성능을 예측하는 방식에 대한 것이다.

반면 본 연구에서는 형상을 기반으로 양력 및 항력계수를 예측하는 것보다 대상 양력 및 항력을 도출하는 형상을 예측하는 비교적 간단한 방법을 제시한다. 전술한 생체모방 독수리날개 모방 프로펠러의 경우 날개 전단 근처의 높은 캠버는 박리 가능성이 낮고 상대적으로 높은 양력을 나타내지만, 구조적 안전을 위한 불가피한 중량 증가와 모터 전력 증대가 불가피하다. 따라서 본 연구에서는 이러한 단점의 극복을 목표로 제시된 심층신경망을 활용한 익형설계기법을 이용, 유인드론시장에서 많이 적용하는 2엽 프로펠러를 설계하여 Ansys사의 Fluent를 활용한 LES (Large Eddy Simulation) 모델을 통한 수치해석을 수행한다. 또한 선행 수치해석을 통해 개발된 프로펠러를 CFRP (Carbon Fiber Reinforced Plastic) 소재를 적용하여 제작하였으며 구성된 추력 시험장치를 통해 성능을 검증하였다.

2. 익형 요소 모멘텀 이론

본 연구에서는 익형 요소 모멘텀 이론으로 H. Glauert⁽³⁾의 이론을 이용한다. 즉, 익형 요소 모멘텀 이론으로부터 익형의 설계 변수를 지정하고 인공지능을 통한 학습을 진행한다.

프로펠러의 r 반경방향으로 2차원 익형을 가정하면 각 단면의 익형들은 Fig. 1에서 제시된 것과 같은 국부 유동으로 표시된다. V_0 는 유입속도, V_a 는 축 방향 유도속도, V_t 는 접선 방향 유도속도, W 는 실제 유체속도, n_s 는 회전속도, α 는 받음각, β 는 피치 각, θ 는 회전속도, ϕ_0 는 기류 각이다. 익형 요소 모델 기반 추력과 토크는 Eq. (1)과 Eq. (2)와 같이 나타낼 수 있다. 또한 기류 각은 Eq. (3)으로 표시할 수 있다. Eqs. (1), (2), (3)을 통해 단면별 국부유동에 따른 추력과 토크가 계산되며, 이와 같이 계산된 추력과 토크를 모두 합하면 전체 프로펠러의 추력과 토크를 예측할 수 있다. Eqs. (1), (2), (3)에서 추력과 토크를 결정하는 변수들로 양력, 항력, 유입속도, 설치 각이 중요함을 알 수가 있다. 따라서 이

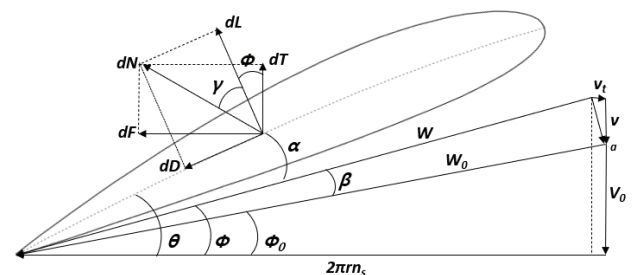


Fig. 1 Schematic diagram of blade section with velocity triangle

러한 변수들을 인공지능 모델의 변수들로 결정하여 학습을 진행한다.

$$dT = \frac{1}{2} \rho V_0^2 \frac{C_p b(1+a)^2}{\sin^2 \phi \cos \gamma} \cos(\phi + \gamma) dr \quad (1)$$

$$dQ = \frac{1}{2} \rho V_0^2 \frac{C_p b(1+a)^2}{\sin^2 \phi \cos \gamma} r \sin(\phi + \gamma) dr \quad (2)$$

$$\Phi_0 = \tan^{-1}(V_0 / 2\pi r n_s) \quad (3)$$

3. 인공지능설계

본 인공지능연구는 Fig. 2에 나타난 순서로 학습, 학습검증, 설계, 해석, 실험을 통한 반복 학습과정으로 프로펠러의 공력성능 향상을 목표로 진행한다. 또한 공력성능의 향상뿐만 아니라 제작 시 익형의 무게를 고려한다. 즉, 학습에 사용하는 익형의 경우 제작 시의 무게를 고려하여 앞서 전술한 생체 모방형 캠버곡률보다 큰 곡률의 익형만을 선정하여 학습으로 진행하였다. 이는 실제 제작시의 최소 두께와 최대 두께를 정하여 제작이 불가능한 경우는 제외하였음을 의미한다.

학습은 지도학습 중 다층신경망으로 구성되며, 다층신경망 모델 중 DNN (Deep Neural Network)을 사용한다. 학습에 사용한 변수는 레이놀즈수, 설치각, 코드길이, 에어포일의 형상, 양력, 항력으로 정하였다. 전체 학습데이터는 56,700개 이고 전체 에어포일 데이터베이스로서 UIUC 에어포일 데이터⁽¹⁰⁾를 활용하였다. 전체 학습데이터의 90%는 학습에 이용하고, 나머지 10%는 학습모델 검증에 활용한다. 즉, 실험으로 검증한 선행연구인 Moin 등⁽⁷⁾의 모델을 활용하여 학습시킨 모델에 대해 검증을 수행하였다.

3.1 인공지능 모델

일반적으로 인공지능은 크게 지도학습, 비 지도학습, 강화학습으로 구분된다. 그 중 DNN은 지도학습의 하나로서 2개

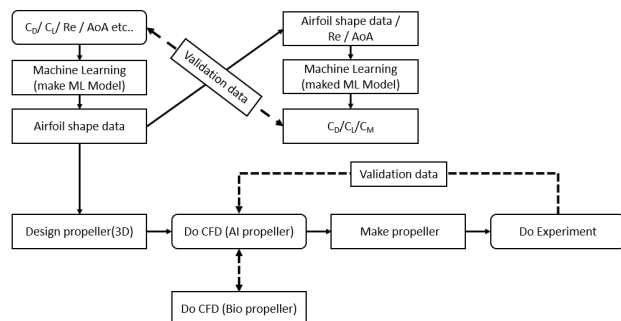


Fig. 2 Flow chart of AI design process

이상의 은닉 층을 포함하고 있으며, 변수들을 인공지능 모델에 미리 학습시켜 입력과 출력결과와의 관계를 정리한 후 학습을 마친 모델에 다시 변수를 입력, 인공지능모델로부터 예측한 결과를 얻게 되는 학습 기법이다. Table 2에는 인공지능 모델의 구조에 따른 학습률이 비교되어 있다. 여기서 Learning rate는 10^{-4} , 최적화 기법은 Adam 방법으로 설정하여 학습을 진행하였으며 Hyper 매개변수들인 $\epsilon = 10^{-8}$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$ 로서 Kingma⁽⁹⁾가 제안한 값을 활용하였다.

Table 2의 Case 4번 구조의 오차가 가장 적음을 알 수 있으며, 이에 따라 해당 구조를 통해 학습을 진행하였다. 각 레이어의 활성화함수는 모두 동일하게 진행하였으며, Linear, ReLU, PReLU, Sigmoid 등 여러 활성화함수로 학습을 진행하였다. Table 3은 활성화함수에 따른 학습오차율을 보여준다.

Table 3의 학습오차율로부터 Case 4-1번 구조의 오차가 가장 적음을 알 수 있다. 여러 인공지능기법을 활용하여 익형의 성능을 예측한 연구들 중 ANN과 실험결과로 비교 및 검증한 Moin 등⁽⁷⁾의 모델에 본 연구에서 학습한 모델의 익형 결과를 입력하여 결과의 타당성을 검증하였다.

Moin 등⁽⁷⁾의 모델에서는 2차원 익형 좌표와 AOA, 레이놀즈수를 통해 2차원 익형이 갖는 양력계수와 항력계수를 예측하는 반면, 본 학습은 항력, 설치 각, 레이놀즈수로부터 익형 단면의 좌표를 역설계하는 방식이다. 본 연구의 출력인 익형 단면의 좌표를 Moin 등⁽⁷⁾의 연구에서 진행된 학습모델에 입력한 후 그 출력을 본 연구의 입력 값과 비교하였으며 그 결과가 Table 5에 나타나 있다.

Table 2 Loss-rates according to network architecture

Case No.	Network Architecture	Train Loss [%]	Validation Loss [%]
1	38, 16, 4	0.0067	0.0071
2	38, 32, 16, 4	0.0067	0.0070
3	38, 32, 16, 8, 4	0.0067	0.0070
4	38, 32, 16, 8, 4, 4	0.0061	0.0065

Table 3 Loss-rates according to network architecture

Case No.	Network Activate Function	Train Loss [%]	Validation Loss [%]
4-1	Linear	0.0061	0.0065
4-2	Sigmoid	0.0068	0.0072
4-3	ReLU	0.1302	0.1309

Table 4 Comparison of input and output for learning models

	Input data	Output data
Moin model ⁽⁷⁾	Airfoil data, AOA, Reynolds Number	C_L, C_d
AI-design model	$C_L, C_d, AOA, Reynolds Number$	Airfoil data

Table 5 Inverse design output comparison by using Moin's model

Case No.		1	2	3	4	5
Output based on Moin's Model	C_L	0.637	0.705	0.772	0.838	0.904
	C_D	0.029	0.030	0.030	0.031	0.032
AI-design Input	C_L	0.623	0.691	0.759	0.825	0.891
	C_D	0.030	0.030	0.031	0.032	0.033

Case No.		6	7	8	9	10
Output based on Moin's Model	C_L	1.097	1.159	1.221	1.282	1.343
	C_D	0.036	0.038	0.039	0.041	0.043
AI-design Input	C_L	1.086	1.150	1.211	1.273	1.334
	C_D	0.037	0.038	0.040	0.042	0.043

Fig. 3에는 상기와 같은 방법으로 입력조건에 따른 10가지 익형의 역설계 단면에 대해 상기 검증방법으로 예측한 결과가 나타나 있다. 여기서 RMSE는 양력의 오차와 항력의 오차의 평균 제곱근으로 구한 오차이다. 즉, 인공지능 모델을 이용하여 임의의 익형 단면데이터를 추출한 후 단면 데이터를 다시 선행연구의 인공지능 모델에 적용한 결과의 상대오차 평균제곱근은 0.02 이내임을 보여준다.

Fig. 4에는 학습된 모델을 활용하여 구한 최종 형상이 초기 생체 모방형 익형과 중간 익형 그리고 최종 익형의 형상이 비교되어 있다. 두 익형은 같은 코드길이와 설치각 기준의 단면적은 각각 $412,57\text{mm}^2$, $389,21\text{mm}^2$ 이며 생체 모방형 익형에 비해 5% 가량 면적이 줄어드는 것을 확인하였다. 인공지능 익형의 경우 전연 (Leading edge) 부분에서 상대적으로 캠버의 곡률이 커짐, 즉 휘어짐이 매우 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

인공지능 익형을 스테킹한 3차원 날개는 각 단면별 형상의 차이가 존재하도록 설계한다. 이에 따라 설계된 인공지능 익형 기반 삼차원 프로펠러 주위의 유동장에 대해 유동해석을 수행하며 프로펠러의 공력특성을 분석 후 생체 모방형 프로펠러의 결과와 비교·분석하였다.

Fig. 5에는 설계된 프로펠러의 각 스테이션별 코드 대비 최대 두께비가 나타나 있으며, 무차원 직경 0.9 이상에서는 다시 급격하게 증가하는 것으로 보인다. 그러나 이는 날개의 최소두께로 인해 상대적으로 코드길이 짧아졌음을 의미한다. Fig. 6에는 인공지능 설계 프로펠러 익형의 코드 및 설치 각 분포의 특성을 보여주며, 추후 성능 비교를 위해 생체 모방 프로펠러 익형의 코드 및 설치 각 분포 특성 과도 동일하게 유지하였다.

Fig. 6에서 반경비인 r/R 이 0~0.15 사이는 날개허브 부분이며, 두 프로펠러의 3차원 상세 형상은 Fig. 7과 Fig. 8에 각각 나타나 있다. Fig. 7과 8에 나타난 두 프로펠러의 직경과 설치 각은 모두 동일하게 설계되었다. Fig. 7의 Detail

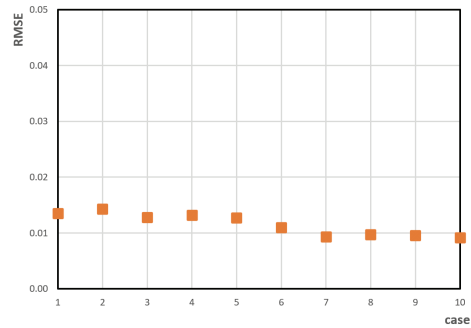


Fig. 3 The RMSE of the sum of the lift and drag errors for 10 cases



Fig. 4 Airfoil section comparison

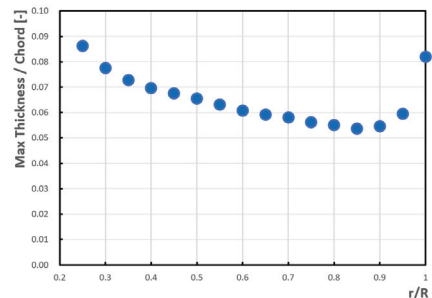
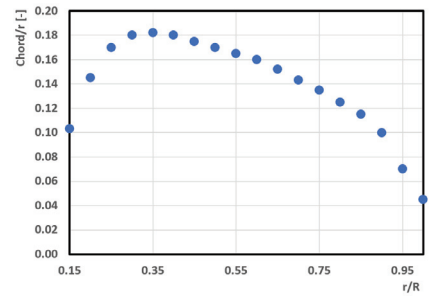
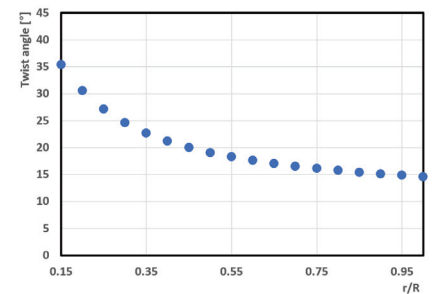


Fig. 5 Ratio of maximum thickness to chord in terms of non-dimensional radius



(a) Chord



(b) Twist angle

Fig. 6 Blade-sectional chord and twist angle distributions of AI-designed propeller: (a) Chord (b) Twist angle

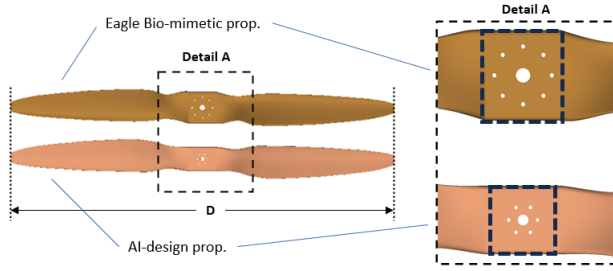


Fig. 7 Top view of Eagle bio-mimetic and AI-design propellers

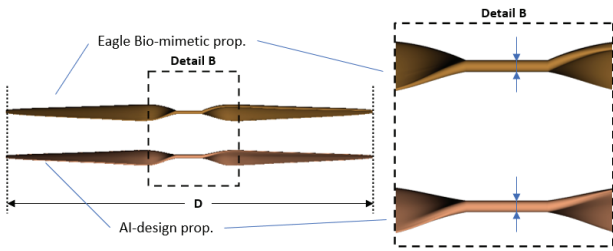


Fig. 8 Side view of Eagle bio-mimetic and AI-design propellers

A에 나타난 두 프로펠러의 허브는 이글 생체모방 프로펠러의 경우 가로와 세로 각각 105×125mm이고, 인공지능 설계 프로펠러는 가로 및 세로 길이가 각각 105×95mm이며 또한 프로펠러 경량화를 위해 세로 길이를 30mm 줄여 설계하였다. Fig. 8의 Detail B로부터 두 프로펠러의 허브 두께는 15mm로 동일함을 알 수가 있다.

4. 인공지능설계 프로펠러의 유동해석

학습을 통해 제작된 프로펠러 형상에 대해 상용 소프트웨어인 ANSYS Fluent v.19.0을 사용하여 비정상상태 유동해석을 수행하였다. 수치해석 도메인은 프로펠러 후류의 특성을 고려, 상류와 하류까지의 거리를 각각 프로펠러 직경의 3배와 5배로 설정하였다. 또한 전체 도메인은 원통좌표계로 구성된다.

4.1 난류모델 및 수치기법

비정상 계산을 위해 LES 해석에 사용한 모델은 Smagorinsky 모델로서 모델계수인 C_s (Smagorinsky 상수)는 전 도메인 및 계산 전체시간에 걸쳐 0.1로 하였다. 또한 비정상 유동해석을 위한 시간간격 $\Delta t/T_0$ 를 1.263×10^{-5} 로 설정하였으며, 이는 1회전 시간을 1,800개의 간격으로의 분할을 의미하며 각 시간간격 당 0.2° 의 회전에 해당한다. 또한 유동해석 결과를 매 시간간격마다 저장하여 두 모델의 해석결과를 비교하였다. 해석에 사용한 장비의 CPU는 Intel사

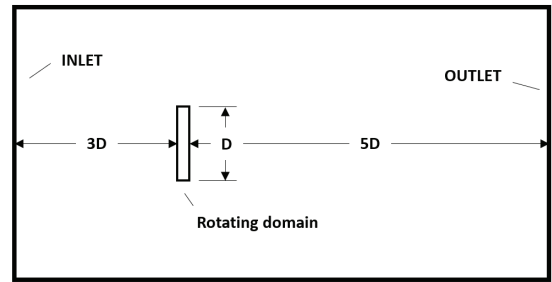


Fig. 9 Schematics of computation domain

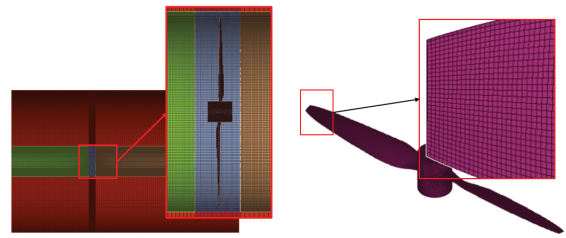


Fig. 10 Generated mesh configuration

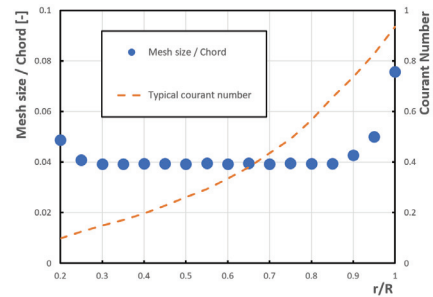


Fig. 11 Mesh size to chord by radius

의 xeon® gold 6238R 2.20GHz 56core, 메모리는 64GB ECC를 사용하여 CentOS 7에서 해석을 수행하였다. 해석시간은 1회전 기준 약 60시간가량 소요되었으며, 충분한 통계 자료를 얻을 수 있도록 각 7 사이클 시간에 대해 해석을 진행하여 모델 당 420시간 소요되었다.

Fig. 9에 나타난 도메인에 대한 경계조건으로 입구의 경우에는 해당 전진비(혹은 유량계수)에 맞는 균일한 입구 속도를 주었으며, 출구에는 유량경계조건을 설정하였다. 회전 운동에 대해 별도의 Rotating Domain을 설정하여 프로펠러 주위 볼륨을 회전시켜 일정 회전수, 예를 들면 1000rpm으로 고정하였다. Fig. 10에서와 같이 회전도메인은 모두 사면체 격자로 생성하였고 프로펠러 표면의 $y+$ 를 1.0 이하가 되도록 하여 성장률 1.15의 5개층 프리즘 레이어를 구성하였다. 또한 해석의 정확성을 위해 Courant 수를 최대 1.0보다 작도록 시간과 격자 간격을 설정하였으며 단면별 대표적 격자크기에 대한 Courant 수의 분포는 Fig. 11로부터 알 수가 있다.

Fig. 12에는 생체 모방형 프로펠러와 인공지능 최종 설계

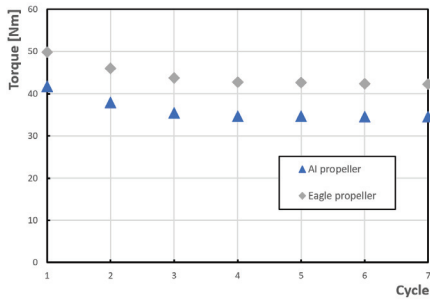


Fig. 12 Average torque comparison per each cycle

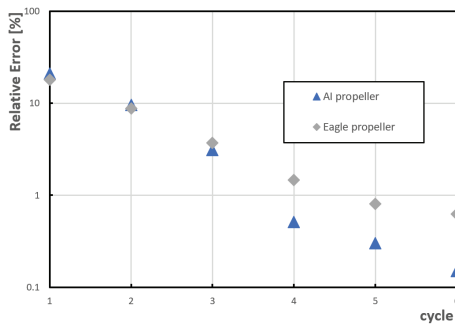


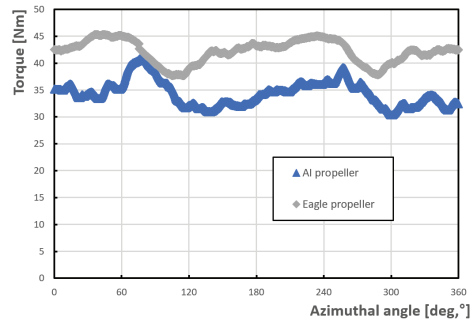
Fig. 13 Relative percentage error of torque at each cycle

프로펠러의 각 Cycle별 회전력 Torque가 비교되어 진다. 생체 모방형 프로펠러가 인공지능 최종 설계 프로펠러보다 약 22% 정도 높아 소비전력 관점에서 불리함을 알 수가 있다. 비정상 해석의 통계적 수렴을 확인하기 위해 7번째 Cycle 결과를 기준으로 구한 상대오차로비교시 두 프로펠러 모두 5번째 Cycle 부터 약 1%미만의 오차를 보임을 오차의 크기를 로그스케일로 나타낸 Fig. 13으로부터 알 수가 있으며, 이를 바탕으로 7번째 회전 Cycle 결과들이 비교 결과로 사용된다.

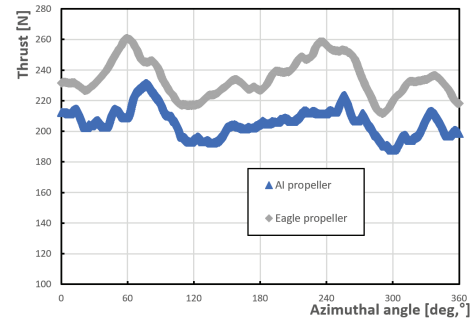
4.2 수치해석 결과

Fig. 14에는 인공지능설계 프로펠러와 생체 모방형 프로펠러의 회전에 따른 추력과 토크의 1회전 시간에 따른 변화가 나타나 있다. 전체 추력의 경우 프로펠러의 무게가 설계 유인드론 전체의 무게에도 영향을 주기 때문에 같은 소재로 제작하였을 경우 프로펠러 전체 부피가 프로펠러 무게에 영향을 주므로 상대적으로 날개가 무거우면 네트 추력자체는 줄어들게 된다. 즉, 날개반경, 코드길이 및 허브 두께의 영향이 모두 반영되도록 프로펠러의 단위질량 당 추력을 비교하면 생체모방형 프로펠러에 비해 18% 정도 개선되는 결과를 확인할 수 있다.

Fig. 14로부터 토크와 추력은 방위각 60°와 240° 부근에서 높은 값을 보이며 방위각에 따라 주기적으로 나타난다. 이는 일반적인 2엽 프로펠러의 특성인 날개끝단 보텍스 유동



(a) Torque



(b) Thrust

Fig. 14 Torque and force variations at azimuthal angles during a single rotation for both propellers of diameter 1.5 m: (a) Torque, (b) Thrust

의 영향으로 확인할 수 있다. 또한 생체 모방형 프로펠러는 유동바리가 최소화되도록 설계되어 상대적으로 날개끝단 보텍스의 토크 및 추력 변동에 유리함을 알 수가 있다. Fig. 14(a), (b)로부터에서 토크와 추력 모두 인공지능설계 프로펠러가 생체 모방형 프로펠러에 비해 낮음을 확인할 수 있고, 날개 효율에 해당하는 동일 토크대비 추력은 인공지능설계 프로펠러가 생체 모방형 프로펠러에 비해 7.5%정도 증가한다.

여기서 효율은 Eq. (4)의 관계를 이용하여 구한다. 본 해석결과는 최대 전진 비에서 측정된 효율이다.

$$\eta_{prop} = \frac{TV_0}{P} = \frac{C_T}{C_P} J = \frac{\eta_T}{\eta_P} J \quad (4)$$

앞서 설명된 인공지능설계 프로펠러의 설계목표인 단위 무게당 추력 및 효율 관점에서 해석적으로 성능이 개선되어 최종적으로 설계 프로펠러를 제작하여 추력 시험을 통해 검증한다. 프로펠러의 요구되는 강도와 경량화를 위해 CFRP 소재와 Foam Core를 사용하여 간이 금형을 제작 후 적층하는 방식으로 제작한다. Fig. 15에는 실제 제작된 프로펠러의 형상이 나타나 있으며, 두 프로펠러는 같은 직경, 설치 각, 코드길이를 갖도록 제작되었다.



Fig. 15 Photo of fabricated propellers (top: Eagle-biomimetic, Bottom: AI-design)

5. 프로펠러 성능시험

5.1 시험장치

성능의 검증을 위해 김수정 등⁽¹¹⁾이 사용한 시 드론용 프로펠러 추력시험장치 구성과 동일한 장치를 구성하였다. Fig. 16(a)에는 이해를 돕기 위해 그려진 시험장치의 도식적 그림이 그리고 Fig. 16(b)는 실제로 구성된 추력시험대 사진이 나타나 있다. 추력 실험에 사용한 계측장비는 Dacell의 정격 용량 200kgf 및 출력오차 ±1%의 로드셀 (모델 UMI-K200)로 구성되며, Benchvue⁽¹²⁾의 소프트웨어가 사용되었다. 시험용 직경 1.5m 프로펠러의 회전수는 600RPM부터 가변 하였으며, 이에 발생한 추력은 로드셀에서 전기적 신호로 변환되어 BenchVue 소프트웨어를 통해 A/D 변환하여 분석하였다. 시험에 사용한 모터는 최대 출력 29kW의 성능을 가진 T-motor사⁽¹³⁾의 BLDC모터 (모델 U15XXL KV29)를 사용하며 인버터 제어를 통해 회전속도가 제어된다. Fig. 16에 나타난 추력 시험 장치는 동축 반전 프로펠러의 추력을 동시에 측정하는 장치로서 본 실험에서는 하루 날개를 설치하지 않아 두 개의 상호 영향을 배제하고 단독 회전에 의한 성능을 측정하여 비교하였다. 프로펠러의 회전방향은 상류 측에서 시계방향이며 모터와 로드셀은 프로펠러 전방의 전방에 위치하고 있다.

5.2 성능시험 결과

직경 1.5m의 두 프로펠러 회전수를 600RPM부터 1000 RPM 까지 변화시키면서 추력과 동력을 각각 측정한 결과가 Fig. 17에 나타나 있다. 여기서 추력계수와 동력계수는 각각 Eq. (5)와 Eq. (6)으로부터 구해지며, T는 추력, ρ는 작동유체의 밀도, N은 회전수, D는 프로펠러의 직경이다.

$$C_T = \frac{T}{\rho N^2 D^4} \quad (5)$$

$$C_P = \frac{P}{\rho N^3 D^5} \quad (6)$$

추력계수와 동력계수의 비를 회전속도에 따라 비교한 그

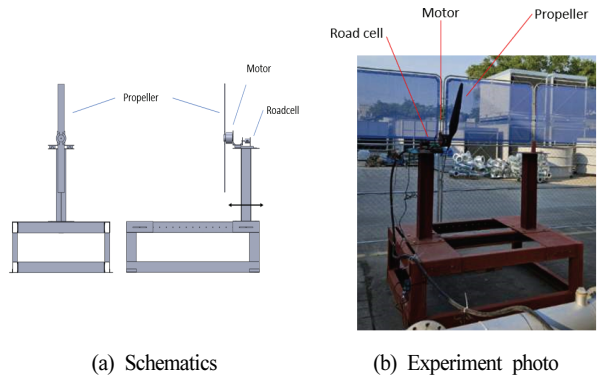


Fig. 16 Thrust testing stand for counter-rotating propellers

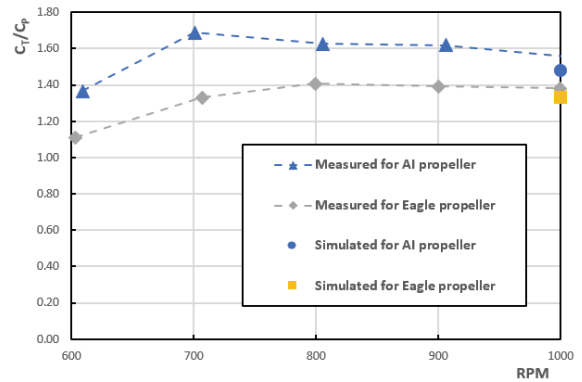


Fig. 17 Non-dimensional coefficients of C_T/C_P at several rotational speeds for both proto-type propellers

래프를 관찰하면 제자리 비행조건인 최대 전진계수 비에서 일정해야 하나 레이놀즈수의 영향으로 약간의 변동이 나타난다. 결과적으로 인공지능설계 프로펠러가 생체 모방형 프로펠러보다 동력대비 추력계수 비가 모든 회전수 구간에서 더 높음을 확인할 수 있다. 이는 인공지능설계 프로펠러가 같은 소비전력에서 더 높은 추력을 나타냄을 확인할 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 공력성능(날개 무게 당 추력, 효율)의 개선을 위해 에어포일의 DNN을 활용하여 필수 설계변수들인 양력, 항력, 날개 2차원 좌표, 레이놀즈 수, 설치 각을 학습한 익형예측모델을 설계·제작 후 검증하였다. 성능해석 시 사용한 난류모델은 Smagorinsky LES모델이다. 유인드론날개 선행연구인 생체 모방형 프로펠러와 본 인공지능설계를 통한 프로펠러의 성능을 해석적으로 비교한 후, 실제 날개 강도와 경량화를 달성하도록 제작하여 실험으로 검증하였으며 본 연구를 통해 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 학습을 통해 얻은 익형 단면의 인공지능설계 3차원 프로펠러는 선행 연구인 생체 모방형 익형에 비해 최대 전

- 진비에서 전체 효율이 7.5% 개선됨을 확인할 수 있다.
- 2) 수치해석을 통해 예측한 인공지능설계 프로펠러와 생체모방 프로펠러의 동력대비 추력계수 비는 각각 1.43과 1.32이며, 이는 실험을 통해 측정된 값과의 오차는 8.9%와 4.0%로 나타났으며 수치해석과 실험결과와의 오차는 10%이내에서 일관성 있게 나타난다.
 - 3) 인공지능설계 프로펠러는 날개 무게 당 추력과 동력대비 추력계수비가 생체 모방형 익형보다 모든 회전수 구간에서 높음을 확인할 수 있다. 이는 같은 날개 무게 및 소비전력에서 높은 추력을 나타내는 것을 의미하므로 유인드론의 배터리 무게 결정에서 유리하게 된다.

본 연구결과는 향후 설계기법향상과 수치해석의 정밀화를 통해 유인드론 프로펠러의 성능예측 정확도 향상에 도움을 줄 것으로 기대된다.

후 기

본 연구는 중소기업진흥청의 중소기업기술혁신개발사업(No. S3292184)과 2023년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원(P0012769, 2023년 산업혁신인재성장지원사업)의 지원을 받아 수행한 연구과제입니다.

References

- (1) K. P. Lee., S. J. Kim., T. Y. Yeom., H. H. Shin., S. Lee., 2019, "A Study on the Aerodynamics and Noise Characteristics of Biomimic Propeller for Manned Drone," *The KSFM Journal of Fluid Machinery*, pp. 67-68.
- (2) Hasheminasab, S. M., Karimian, S. M. H., Noori, S., Saeedi, M., & Morton, C., 2021, "Experimental investigation of the wake dynamics for a NACA0012 airfoil with a cut-in serrated trailing-edge," *Physics of Fluids*, 33(5), 055122.
- (3) Glauert, H., 1983, *The Elements of Aerofoil and Airscrew Theory (Cambridge Science Classics)*, Cambridge: Cambridge University Press.
- (4) Xu, Z., Saleh, J. H., & Yang, V., 2019, "Optimization of supercritical airfoil design with buffet effect," *AIAA Journal*, 57(10), 4343-4353.
- (5) Dupuis, R., Jouhaud, J. C., & Sagaut, P., 2018, "Surrogate modeling of aerodynamic simulations for multiple operating conditions using machine learning." *AIAA Journal*, 56(9), 3622-3635.
- (6) Singh, A. P., Medida, S., & Duraisamy, K., 2017, "Machine-learning-augmented predictive modeling of turbulent separated flows over airfoils," *AIAA journal*, 55(7), 2215-2227.
- (7) Moin, H., Khan, H. Z. I., Mobeen, S., & Riaz, J., 2022, "Airfoil's Aerodynamic Coefficients Prediction using Artificial Neural Network," 2022, 19th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology (IBCAST), pp. 175-182
- (8) Lou, J., Chen, R., Liu, J., Bao, Y., You, Y., & Chen, Z., 2023, "Aerodynamic optimization of airfoil based on deep reinforcement learning," *Physics of Fluids*, 35(3).
- (9) Kingma, D. P., & Ba, J., 2014, "Adam: A method for stochastic optimization," arXiv preprint arXiv:1412.6980.
- (10) University of Illinois at Urbana-Champaign. "UIUC Airfoil Data," UIUC Airfoil Data Site. (http://m-selig.ae.illinois.edu/ads/coord_database.html)
- (11) S. J. Kim., T. Y. Yeom., S. Lee., 2021, "A Study on Thrust Performance of Counter-Rotating Biomimetic Propeller System for a Manned Drone," *The KSFM Journal of Fluid Machinery*, pp.41-46.
- (12) KEYSIGHT Inc., 2017, BenchVue software guide.
- (13) T-MOTOR Inc., U15XXL, T-motor site. (https://uav-en.tmotor.com/html/2019/Manned_Aircraft_0618/272.html)