

운용조건의 불확실성을 고려한 풍력터빈 블레이드용 익형의 신뢰성 기반 강건 최적 설계

*정 지훈¹⁾, 박 경현²⁾, 전 상욱³⁾, 강 형만⁴⁾, **이 동호⁵⁾

Reliability Based & Robust Design Optimization of Airfoils

for the Wind Turbine Blade Considering Operating Uncertainty

*Ji-Hun Jung, Kyung-Hyun Park, Sang-Ook Jun, Hyungmin Kang, and **Dong-Ho Lee

Abstract : 풍력 터빈 블레이드용 익형의 경우 운용 조건에서 높은 양항비를 가지도록 설계되나 풍속, 풍향의 변동에 의해 운용조건에 변화가 발생할 경우 성능의 저하가 발생할 수 있다. 따라서 운용조건의 변동이 발생하더라도 공력 성능이 크게 변하지 않는 익형이 요구된다. 본 연구에서는 이러한 운용조건의 불확실성을 고려하여 풍력 터빈 블레이드용 익형의 신뢰성 기반 강건 최적 설계를 수행하였다. 익형 설계를 위해서 여러 익형 형상 변수들을 고려할 수 있는 익형 모델링 함수를 정의하였고 기저형상으로는 NREL에서 개발한 S809 익형을 사용하였다.

Key words : Reliability Based & Robust Design Optimization(신뢰성 기반 강건 최적설계), Airfoil Modeling Function(익형 모델링 함수), Lift-Drag Ratio(양항비), Artificial Neural Nets(인공신경망), Operating Uncertainty(운용조건의 불확실성)

Nomenclature

- R_{LE} : leading edge nose radius
- X_U : maximum thickness location of upper surface
- Z_U : maximum thickness of upper surface
- X_L : maximum thickness location of upper surface
- Z_L : maximum thickness of upper surface
- β_{UTE} : boattail angle of upper trailing edge
- β_{LTE} : boattail angle of lower trailing edge
- ΔZ_{TE} : trailing edge location

을적인 설계를 수행할 수 있으나 기존의 결정론적 최적 설계를 통해 개발된 익형은 풍속, 풍향의 변동이 발생할 경우 성능의 저하가 일어날 수 있다. 따라서 이러한 운용조건의 불확실성에 대해 공력 성능이 민감하지 않은 익형의 개발이 필요하다.

본 연구에서는 풍력 터빈 블레이드용 익형의 신뢰성 기반 강건 최적 설계를 수행하였다. 여러 익형 형상 변수들을 설계변수로 고려하여 익형을 구현하기 위해서 익형 모델링 함수를 정의하였고 기저형상으로는 NREL에서 개발한 S809 익형을 사용하였다. 최적화 수행을 위한 근사모델은 인공 신경망 기법을 사용하였으며 각 실험 점에서의 공력 성능 해석은 XFOIL을 이용하였다.

1. 서론

공학 설계 문제에 있어서 기존의 결정론적 설계(DO: Deterministic Design Optimization)는 입력변수의 변동이 발생할 경우 목적함수의 변동으로 인해 성능이 감소될 가능성이 존재한다. 이러한 입력변수들의 불확실성을 고려하여 입력변수의 변동이 존재하더라도 목적함수의 변동이 크지 않도록 설계하는 기법을 신뢰성 기반 강건 설계(RBRDO: Reliability-Based & Robust Design Optimization)라고 한다.¹⁾

풍력 터빈 블레이드용 익형의 경우 높은 양항비를 기본적인 성능으로 요구하고 있으며, 반경방향 위치에 따라 두께비나 공력 성능에 대한 요구조건을 가진다.²⁾ 이러한 성능 요구조건을 만족하는 익형의 개발에 있어 최적 설계 기법을 적용하면 효

-
- 1) 서울대학교 기계항공공학부 대학원
E-mail : ssn557@snu.ac.kr
Tel : (02)880-8051 Fax : (02)887-2662
 - 2) 서울대학교 기계항공공학부 대학원
E-mail : pkh365@snu.ac.kr
Tel : (02)880-8051 Fax : (02)887-2662
 - 3) 서울대학교 기계항공공학부 대학원
E-mail : ellga5@snu.ac.kr
Tel : (02)880-8051 Fax : (02)887-2662
 - 4) 서울대학교 기계항공공학부 대학원
E-mail : kangm@snu.ac.kr
Tel : (02)880-8051 Fax : (02)887-2662
 - 5) 서울대학교 기계항공공학부, 항공우주신기술연구소
E-mail : donghlee@snu.ac.kr
Tel : (02)880-7386 Fax : (02)887-2662

2. 배경이론

2.1 익형 모델링 함수

익형 설계 문제에서 구현하고자 하는 익형을 효과적으로 나타내기 위한 방법으로는 함수식을 사용하는 방법이 대표적이다. 본 연구에서는 익형 설계를 위한 모델링 함수로서 Kulfan³⁾ 등이 제안한 형상함수식을 이용하였으며 기본적인 함수식은 다음과 같다.

$$\frac{z}{c}\left(\frac{x}{c}\right) = C\left(\frac{x}{c}\right) \cdot S\left(\frac{x}{c}\right) - \frac{x}{c} \cdot \frac{\Delta z}{c} \quad (1)$$

위의 식에서 $C\left(\frac{x}{c}\right)$ 는 함수의 기본 형태를 결정하는 Class 함수로서 다음과 같이 정의 된다.

$$C\left(\frac{x}{c}\right) = \left[\frac{x}{c}\right]^{M1} \cdot \left[1 - \frac{x}{c}\right]^{M2} \quad (2)$$

Round Nose와 Sharp Trailing Edge의 특성을 지니는 익형의 경우에는 N1에 0.5를, N2에 1.0의 값을 사용한다. $S\left(\frac{x}{c}\right)$ 는 Section함수로서 일반적으로 n 차 다항식을 사용하게 되며 앞서 언급한 Class 함수의 정의 관계로 인해 익형의 앞전 반지름과 뒷전 두께 및 각도를 다음과 같이 Section함수의 경계 값으로 표현하게 된다.³⁾

$$S(0) = \sqrt{\frac{2R_{LE}}{c}}, \quad S(1) = \tan\beta + \frac{\Delta Z_{TE}}{c} \quad (3)$$

2.2. 근사모델의 구성 - 신경망 기법

신경망 이론은 인간의 신경체계의 정보 전달, 처리하는 방식에서 착안된 기법으로 설계 분야에서는 입력변수에 대한 출력 변수의 거동을 파악하기 위한 근사모델을 구성하는데 사용한다. 신경망 모델의 개념도는 다음 Fig. 1과 같다.

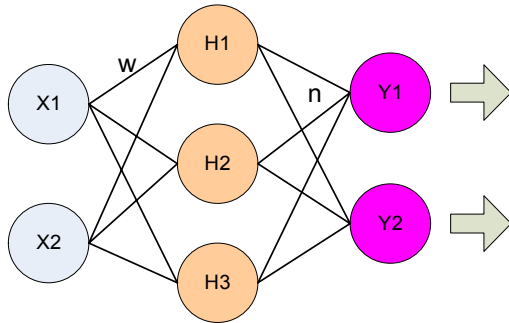


Fig. 1 인공 신경망의 개념도

입력변수에서 정보를 전달받은 뉴런은 각각에 적절한 가중치를 곱하여 더한 뒤 전달 함수를 통해 다음 뉴런으로 정보를 전달한다. 입력변수와 출력 변수 사이의 가상의 요소로 이루어진 층을 은닉층이라 하는데, 이를 이용하여 비선형성이 강한 실험 공간을 잘 모사할 수 있다. 뉴런 사이의 정보를 전달하는 전달함수는 식(4)와 같은 sigmoid 함수를 사용하였다.

$$s(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

은닉층에 속한 각각의 인공 뉴런과 출력 변수는 전달 함수에 가중치를 곱한 형태로 다음과 같다.

$$H_j = S_H \left(c_j + \sum_{i=1}^{N_i} a_{ij} X_i \right) \quad (5)$$

$$\hat{Y}_k = S_Y \left(d_k + \sum_{j=1}^{N_H} b_{jk} H_j \right) \quad (6)$$

여기서 X_i 는 입력변수, \hat{Y}_k 는 출력 변수, H_j 는 Hidden Node를 뜻하며, a, b, c, d는 각각 뉴런의 가중치이다.

2.3. 신뢰성 기반 및 강건 최적 설계

운용조건외 불확실성을 고려한 신뢰성 기반 및 강건 최적설계에서는 설계 변수는 통계적으로 독립이며, 정규 분포를 가진 확률 변수로 가정한다. 목적 함수와 제약 조건은 설계 변수에 대한 함수 형태로 표현되므로 설계 변수에 변동이 있으면 함께 그 변동이 고려되어야 한다. 설계 변수의 평균, 표준편차와 설계 변수에 대한 민감도를 이용하여 목적함수와 제약조건의 평균값과 표준편차를 근사할 수 있다. 앞서 언급한 대로 설계 변수를 다음과 같은 확률변수로 정의한다.

$$x = N(\bar{x}, \sigma_x^2) \quad (7)$$

\bar{x} 근방에서 x 에 대한 함수 $F(x)$ 를 1차 Taylor series로 근사한 식은 다음과 같다.

$$F(x) = F(\bar{x}) + \sum_{i=1}^n \frac{\partial F}{\partial x_i} (x_i - \bar{x}_i) \quad (8)$$

Approximate moment approach(AMA)에 따르면 위 식에서 함수 $F(x)$ 의 평균과 표준편차를 유추해 낼 수 있다. 분산의 정의가

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^n P(x_i)(x_i - \bar{x}_i)^2 \quad (9)$$

임을 상기해보면, x 에 대한 함수 $F(x)$ 의 평균과 분산은 다음과 같이 근사할 수 있다.

$$F = F(\bar{x}), \quad \sigma_F^2 = \sum_{i=1}^n \left(\frac{\partial F}{\partial x_i} \sigma_{x_i} \right)^2 \quad (10)$$

여기서 함수의 민감도 $\partial F / \partial x_i$ 는 설계변수의 평균 \bar{x} 에서의 값을 사용한다. 이 값을 이용하여 강건 최적 설계 문제를 정식화 하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \min \quad & \bar{f} + \sigma_f \\ \text{s.t.} \quad & \bar{g} + k\sigma_g \leq 0 \\ & x^L \leq x \leq x^U \end{aligned} \quad (11)$$

k는 시그마 수준(sigma level)이라 하며 k값이 클수록 더 많은 범위의 변동을 포함시키게 된다.

3. 설계 문제 정의

3.1 익형 기저 형상 선정 및 구현

최적화 수행을 위한 기저형상(Baseline)으로는 미국 NREL에서 개발한 S809 익형을 선정하였다. 이 익형은 블레이드에서 반경 방향 75% 지점인 Primary region용으로 개발되었으며 이 region에서

요구되는 성능인 높은 양항비를 가지고 있다. 앞서 제시한 익형 모델링 함수를 이용하여 기저형상인 S809의 형상을 구현하기 위해 8차 Bernstein 다항식을 사용하여 Section 함수를 구성하였다.

$$S\left(\frac{x}{c}\right) = \sum_{r=0}^n K_r \cdot \frac{n!}{r!(n-r)!} \cdot x^r (1-x)^{n-r} \quad (12)$$

설계 변수로는 8개의 익형 형상 변수를 사용하였으며 Fig. 2에 각 변수들의 정의를 나타내었다.

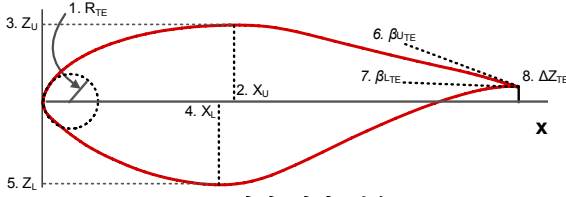


Fig. 2 익형 형상 변수

3.2 최적화 문제 정의

최적화 문제는 다음과 같이 정의하였다. 목적 함수로는 양항비를 선택하였으며, 제약조건으로는 양력 계수와 항력 계수를 선택하여 각각의 계수들이 기저형상의 성능보다 향상되는 방향으로 제약조건을 설정하였다.

$$\begin{aligned} \text{Max.} \quad & w \cdot \left(\frac{E(L/D)}{E(L/D_{base})} \right) + (1-w) \cdot \left(-\frac{\sigma(L/D)}{\sigma(L/D_{base})} \right) \\ \text{s.t.} \quad & -C_L + C_{L,base} - k\sigma(C_L) \leq 0 \\ & C_D - C_{D,base} + k\sigma(C_D) \leq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

위의 식에서 w 는 가중치로서 사용되었으며, 1이 될 경우에는 목적함수의 평균만을 최대화하는 결정론적 최적 설계 문제로 정의 되고, 성능과 강건성을 동시에 고려하는 경우 0.5 의 값을 사용하였다. k 의 경우 본 연구에서는 신뢰도 95.4%를 만족하는 2-Sigma 수준으로 제약조건을 구성하였다.

Table 1 설계변수 및 설계공간

Design Variable	Lower	Baseline	Upper
R_{LE}	4.378E-03	8.756E-03	1.313E-02
X_U	0.3635	0.4039	0.4443
Z_U	0.08105	0.1013	0.1216
X_L	0.3352	0.3724	0.4097
Z_L	-0.08716	-0.1089	-0.1307
$\beta_{U_{TE}}$	5.872	7.872	9.872
$\beta_{L_{TE}}$	2.838	3.838	4.838
ΔZ_{TE}	-0.02	0.00	0.02
Parameter	Lower	Baseline	Upper
AOA	4deg	6deg	8deg
Re	0.9E06	1.0E06	1.1E06

3.3 실험 계획법

8개의 형상 설계 변수 및 2개의 유동 변수를 고

려한 설계 공간 모사를 위해 실험계획법을 이용하여 실험점을 추출하고 XFOIL을 이용하여 각 실험점에서의 공력 성능값을 해석하였다. 실험계획법으로는 D-Optimal 기법을 이용하였으며, 총 10개의 변수에 대해 128개의 실험점을 사용하였다. 정의된 설계공간을 Table 1에 나타내었다.

3.4 근사모델의 구성

각 실험점에서의 해석 결과를 이용하여 3개의 층과 20개의 Hidden Node를 사용하여 목적함수 및 제약조건에 대한 신경망 모델을 구성하였다. Table 2에 각 근사모델들의 신뢰도를 나타내었다.

Table 2 근사모델의 신뢰도

	C_L	C_D	L/D
R^2	0.9993	0.9991	0.9992
RMSE	0.011792	0.013491	0.013041

4. 최적화 결과

목적함수의 성능향상 및 강건성 확보 관점에서 결정론적 최적 설계와 신뢰성 기반 및 강건 최적 설계의 결과를 Table 3 및 Fig. 3에 나타내었다. 유동변수의 변동이 0.8일 때의 최적화 해를 비교하였다. 결정론적 최적화의 경우 Baseline에 비해 양항비가 약 32.5% 향상되었다. 반면에 신뢰성 기반 및 강건 최적 설계의 결과는 이보다 약간 낮은 30% 향상을 보이고 있다. 그러나 목적함수의 편차를 살펴보면, 결정론적 최적 설계의 결과가 기저형상보다 약 50%나 증가했음을 볼 수 있는데, 이는 목적함수의 최대화만을 고려한 결정론적 최적 설계의 한계를 잘 확인할 수 있는 결과라 할 수 있다. 이에 반해 신뢰성 기반 및 강건 최적화의 결과는 기저형상보다 약 30%의 성능향상을 가져오면서도 약 25%에 달하는 강건성을 확보했음을 확인할 수 있다.

다음으로, 제약 조건의 신뢰성 확보의 관점에서 결정론적 최적해와 신뢰성 기반 및 강건 최적 최적해를 비교해 보았다. Table 4는 유동 변수의 변동을 0.8로 고정하였을 때의 최적해 결과를 비교한 것이다.

Table 3 목적함수의 성능향상 및 강건성

Design Variable	Baseline	DO	RBRDO
R_{LE}	8.756E-03	1.065E-02	9.188E-03
X_U	0.4039	0.4442	0.3636
Z_U	0.1013	0.1123	0.1215
X_L	0.3724	0.3818	0.4095
Z_L	-0.1089	-0.0872	-0.0898
$\beta_{U_{TE}}$	7.872	1.3948	4.3798
$\beta_{L_{TE}}$	3.838	0.3500	-2.6426
ΔZ_{TE}	0.00	0.0092	-0.0139
Output Variable	Baseline	DO	RBRDO
L/D	100.43	133.06	130.64
Mean	1.0000	1.3249	1.3008
STD	0.08026	0.11862	0.05173

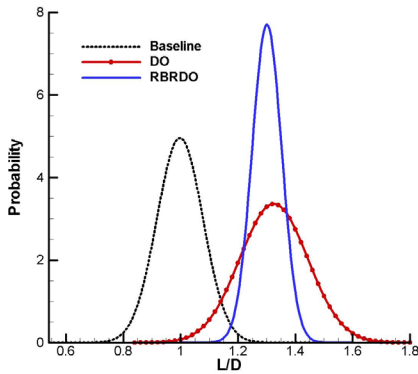


Fig. 3 PDF of Object function (L/D)

신뢰성 확보의 관점에서 살펴보면 결정론적 최적설계의 경우 제약 조건 C_0 는 가용영역에 존재할 확률이 100%에 가까워 매우 신뢰할 수 있는 수준이나, 제약조건 C_1 의 경우에는 약 75% 정도로 낮은 수준인 것을 확인할 수 있다. 이는 결정론적 최적설계는 제약조건의 강건성을 확보하지 못하여, 요구되는 신뢰도 수준을 만족하지 못하는 것을 의미한다. 하지만 확률제약조건을 이용한 강건 최적 설계에서는 최적점이 제약조건의 경계에서 가용영역의 안쪽으로 이동하기 때문에 제약 조건 C_1 , C_0 모두 가용영역에 존재할 확률이 96% 이상이다. 이는 Fig. 4에서 보다 확실하게 확인할 수 있다.

Table 4 제약조건의 신뢰성

Sigma = 0.8		DO	RBRDO
Obj	Mean	1.3249	1.3008
	Std	0.11862	0.05173
G1(C1)	Mean	1.1368	1.3097
	Std	0.2049	0.1618
	Prob	0.7495	0.9726
G2(Cd)	Mean	0.5825	0.8136
	Std	0.0412	0.1167
	Prob	1.0000	0.9656

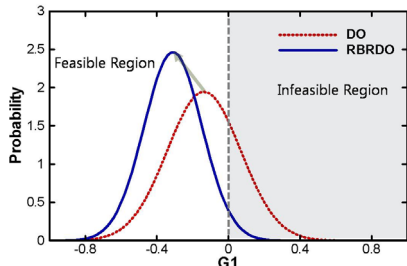


Fig. 4 PDF of Constraint (C_1)

이상과 같이 결정론적 최적 설계와 신뢰성 기반 및 강건 최적 설계를 적용한 최적화 형상을 Fig. 5에 보였다. 전반적인 최적화 경향을 살펴보면 두 결과 모두 앞진 반지름과 캠버가 증가하는 방향으로 최적형상이 탐색되었음을 확인할 수 있다. 그러나 뒷면 최대 두께 위치의 경우 두 최적화 결과가 상이함을 볼 수 있는데 이는 풍력 터빈 블레이드 익형의 잘 알려진 특성으로서 최대 두께 위치가 뒤쪽으로 이동할수록 양향비 성능이 나빠지기 때문이다. 그러나 본 연구에서의 최적화 결과를 통해서, 뒷면 최대두께 위치의 과도한 후퇴는 유동변수의 불확실성에 대한 강건성 및 신뢰성

저하를 야기할 수 있음을 확인하였다.

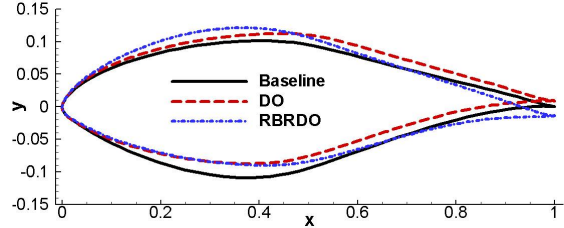


Fig. 5 최적화 형상 비교

5. 결론

본 연구에서는 풍력 터빈 블레이드용 익형 개발에 있어서, 유동 변수의 불확실성을 고려한 신뢰성 기반 강건 최적 설계를 수행하였다. 이를 위해 여러 익형 형상 변수들을 표현할 수 있는 익형 모델링 함수를 정의하였고 최적화 수행을 위해 인공 신경망 모델을 구성하였다. 각 실험 점에서의 공력 성능 해석은 XFoil을 이용하였으며 S809 익형을 기저형상으로 하여 다음과 같은 최적화 결과를 얻을 수 있었다. 첫째, 목적함수의 유동조건 불확실성이 존재할 경우 기존의 결정론적 최적화는 높은 성능향상을 보이지만 강건성이 기저형상보다 저하되는 결과를 보였다. 그러나 신뢰성 기반 강건 최적 설계의 경우 기저형상보다 향상된 성능을 가져오면서도 강건성을 확보할 수 있었다. 둘째, 신뢰성 확보의 관점에서 결정론적 최적화 결과는 제약조건의 신뢰도 수준을 만족하지 못하였으나 신뢰성 기반 강건 최적설계는 모든 제약 조건에 대해 96% 이상의 신뢰도를 확보할 수 있었다.

후기

본 연구는 서울대학교 BK21 차세대 기계항공시스템 창의 설계 인력양성사업단의 연구비 지원에 의해 수행되었습니다. 과제를 지원해 주신 관계자 여러분께 깊이 감사드립니다.

References

- [1] Du, X. and Chen, W., "Collaborative Reliability Analysis under the Framework of Multidisciplinary Systems Design", 2005, Optimization and Engineering, Vol. 6, No. 1, pp. 63~84
- [2] Kristian S. Dahl, Peter Fuglsang, 1998, "Design of the Wind Turbine Airfoil Family RISO-A-XX", RISOE National Laboratory, RISOE-R-1024
- [3] Brenda M Kulfan and Jpohn E. Bussolletti, 2007, "Fundamental Parametric Geometry Representations for Aircraft Component Shapes", 11th AIAA/ISSMO MAO conference, 2006-6948.
- [4] 전상욱, 전용희, 김정화, 이동호, 2006, "항공기 날개 설계를 위한 강건성 및 신뢰성 최적 설계 기법의 적용", 한국항공우주학회지, Vol. 34, No. 8, pp. 24~32.
- [5] Mark Drela, XFoil 6.94 User Guide, Dec. 2001