

## 아음속 항공기 날개 최적 설계 기술 개발

김철완\*, 최동훈\*\*

## Development of Technology for Optimized Wing Design of Subsonic Aircraft

Cheolwan Kim\*, Dong-hoon Choi\*\*

## Abstract

Optimized design was performed for a subsonic aircraft wing. The subsonic aircraft is dual turbo-prop and carrying less than 100 passengers. The cruise speed is Mach 0.6. The design was performed by two stages. The first stage is to decide the height of horizontal tail by analyzing the directional stability with Vorstab and then, the optimized wing configuration was selected with Piano, a optimizer commercially available. Fluent, a commercial CFD software was utilized to predict the aerodynamic performance of the aircraft. Drag of the aircraft was minimized with maintaining constant lift for cruise. The optimization reduced 10 counts from the initial wing configuration.

## 초 록

100인승 이하의 쌍발 터보프롭 항공기의 날개 형상에 대한 최적 설계를 수행하였다. 최적설계는 2단계로 이뤄져 있는데 먼저 꼬리날개의 높이에 대한 방향안정성을 분석하였고 방향 안정성을 갖는 높이에 대해 순항조건에 대해 항력을 최소로 하는 날개의 최적형상을 결정하였다. 방향안정성 분석은 Vorstab를 통해 이뤄졌고, 최적형상은 Piano를 활용하여 결정하였으며 공력해석은 점성을 고려한 Fluent 코드를 활용하였다. 최적설계 결과 약 10 count의 항력을 감소하였다.

키워드 : 전산유체역학 (CFD), 최적설계(design optimization), 아음속항공기(subsonic aircraft), 날개설계(wing design)

## 1. 서 론

대용량 고성능 전산해석이 활성화함에 따라 전산유체역학을 이용한 항공기의 공력 database 작성 및 항공기 형상설계에 대한 시도가 계속되

고 있다. 또한 다양한 최적설계기법의 발전은 전산유체역학과 결합하여 항공기 형상 최적설계 기법의 발전을 가속화하고 있다. 본 논문에서는 100인승 이하 쌍발 터보 프롭 항공기의 날개 형상에 대해 최적설계기법을 시도하여 이 방법의

접수일(2010년 12월 21일), 수정일(1차 : 2011년 5월 4일, 2차 : 2011년 6월 15일, 게재 확정일 : 2011년 7월 1일)

\* 공력구조팀/cwkim@kari.re.kr \*\* 한양대학교 /dhchoi@hanyang.ac.kr

활용성을 확인해보고자 한다.

본 연구에서 아음속 항공기 설계에 반영하고자 하는 설계 요구사항은 최소항력과 항공기의 동안정성 확보이다. 첫 번째 요구사항은 항공기 순항조건( $C_L = 0.4$ )에서 항공기 항력을 최소화하는 것이다. 항공기에 작용하는 항력과 양력은 받음각에 따라 변화하는데 양력계수가 0.4인 상태의 항력계수를 구하기 위해 -2도에서 3도의 범위에서 받음각을 1도씩 증가시키며 양력계수와 항력계수 값을 얻은 후, 그림 1 과 같이 양력계수의 값이 0.4가 되는 구간에서 항력계수의 값을 산출하였다. 두 번째 요구사항은 동안정성 확보이다. 안정성이란 항공기가 평형인 상태를 유지하고 있다가 어떤 교란을 받아 평형상태에서 약간 벗어난 경우, 원래의 비행상태로 되돌아가려는 경향성을 뜻한다. 안정성은 정안정성과 동안정성으로 나눌 수 있는데 단지 평형상태에서 벗어난 직후 다시 원래의 평형상태로 가려는 초기 경향 만을 보는 정안정성에 시간개념을 포함한 것이 동안정성이다. 동안정성에서 가장 중요한 요소는 받음각 안정성이다. 일반적으로 항공기의 받음각이 증가하면 미익의 받음각도 같이 증가하므로 기수내림 모멘트를 만들게 된다. 따라서 미익은 안정성 확보를 위해 가장 중요한 역할을 하며 수평안정판 이라고도 불린다. 항공기의 동안정성을 나타내는 인자로는  $C_{n\beta dynamic}$  값을 사용하며 이 값이 0보다 클수록 항공기는 안정한 경향을 가지므로 -7에서 50도의 받음각에서 양수이어야 한다는 요구사항을 고려하였다.

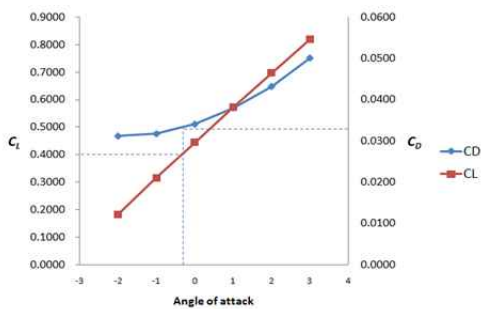


그림 1 CL=0.4에서의 CD

## 2. 최적 설계

### 2.1 항공기 날개 형상 및 설계변수

설계하고자 하는 항공기 형상은 그림 2와 같으며 설계 요구사항을 만족시키는 설계안을 찾기 위해 주익과 관련된 3개의 설계변수와 미익과 관련된 1개의 설계변수를 지정하였다.



그림 2 아음속 항공기 형상

먼저 주익과 관련된 설계변수들은 taper ratio, twist angle 그리고 dihedral angle인데 taper ratio는 날개 끝 시위 길이와 nacelle의 바깥쪽 날개뿌리 시위 길이와의 비율을 의미한다. Twist angle은 nacelle 바깥쪽 날개 뿌리에서의 시위 대비 날개 끝에서의 시위의 뒤틀림 각도를 의미하며 dihedral angle은 항공기 날개를 정면에서 바라보았을 때 nacelle의 바깥쪽부터 날개가 들려진 각도를 의미한다. 마지막으로 미익과 관련된 설계변수는 미익의 높이로 설정하였다. 그림 3에 각 설계변수의 의미와 범위를 나타내었다.

	Main wing			Tail wing
	Twist Angle (deg)	Taper Ratio (-)	Dihedral (deg)	height
Definition				
Range	[-10,10]	[0.3,0.8]	[-5,5]	[4.1,5.1]

그림 3 설계변수의 정의와 범위

## 2.2 설계문제 정식화

서론에서 설명한 설계요구사항을 고려하여 설계문제를 정식화 하면 아래와 같다.

Find Taper ratio, twist angle  
dihedral, tail height  
to minimize  $C_D$  at  $C_L=0.4$   
s.t  $C_{n\beta dynamic}(\alpha) = 0$ ,  
where  $\alpha = -7^\circ \sim 50^\circ$

최소화 하고자 하는 목적함수는 양력계수가 0.4일 때의 항력계수 값이며, 그때의 구속조건은 받음각이 -7도 에서 50도의 범위에서  $C_{n\beta dynamic}$  값이 양수이어야 한다는 것이다. 구속조건을 고려하기 위해 주어진 받음각 범위에 포함되는 19개의 받음각에서  $C_{n\beta dynamic}$  값을 산출하였다.

## 3. PIDO 틀을 이용한 최적설계

본 연구에서는 PIDO (Process Integration and Design Optimization) 틀인 PIANO[1]를 사용하여 최적설계를 수행하였다. 또한 설계변수 변화에 따른 형상 변경 및 전산해석 격자 생성을 위해 Ansys사가 제공하는 Gambit과 Tgrid를 사용하였고, 전산해석은 상용 CFD 프로그램인 FLUENT와 Vorstab을 활용하였다. PIANO는 해석절차를 자동화 시키주며 자동화된 해석 절차를 통해 Parametric Study (PS), Design of Experiment (DOE), Approximate Optimization 등의 다양한 설계기법을 사용하여 설계를 수행할 수 있다.

### 3.1 최적화 전략

본 연구의 목적함수인  $C_D$  값은 전산해석을 결과로 산출되며  $C_{n\beta dynamic}$  값은 Vorstab을 통해 계산된다. FLUENT 해석모델의 경우 한 받음각에서의 해석시간이 4시간 정도이며 Vorstab의 경우 19개의 받음각에서의 계산시간이 10초 정도이다. 따라서 합리적인 시간 안에 최적설계 결과를

얻으려면 FLUENT를 이용한 해석시간을 가능한 줄일 필요성이 있다.

일반적으로 주익 형상은 항공기의 항력에 큰 영향을 주므로 선택한 4가지의 설계변수가 목적함수 값에 미치는 영향을 확인하기 위해 ANOM(Analysis of Mean)을 수행해 보았다. 그 결과를 그림 4에 표현하였으며 이를 통해  $C_D$  값에는 주익과 관련된 설계변수가 미치는 영향이 큼을 확인할 수 있었으며, 그 중 taper ratio와 twist angle이 미치는 영향이 매우 큼을 알 수 있다.

따라서 FLUENT 해석 회수를 줄이기 위해 설계 절차를 2단계로 나누었다. 먼저 설계단계 1에서는  $C_{n\beta dynamic}$  만을 고려하여 최적의 미익 높이를 구한다. 이 설계과정에서  $C_{n\beta dynamic}$  의 해석 결과는 Vorstab에서 도출되므로 최적해를 구하기 위한 수치적 부담이 적다. 설계단계 2에서는 설계단계 1에서 안정성을 고려한 최적의 미익 높이로 미익의 높이를 고정한 후,  $C_D$  값과  $C_{n\beta dynamic}$  값을 모두 고려하여 주익의 형상을 나타내는 3개의 설계변수의 최적 값을 결정한다.

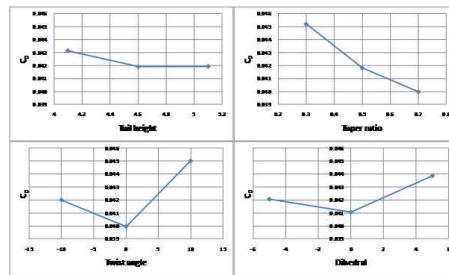


그림 4 ANOM plot of CD

### 3.2 설계단계 1

설계단계 1에서는 주익을 초기형상으로 고정한 채로 미익의 높이만 변경한다. 받음각의 크기에 따른  $C_{n\beta dynamic}$  의 경향성은 그림 5와 같이 항상 양의 값에서 받음각이 증가함에 따라 감소하는 경향을 가지다가 0보다 작아지는 구간이 생긴 후 다시 증가한다.

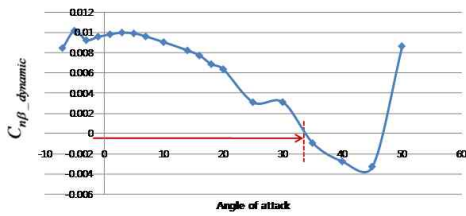


그림 5 받음각에 따른  $C_{n\beta} dynamic$  분포

또한 주익이 초기형상으로 고정된 상태에서 미익의 높이가 바뀔 경우 19개의 받음각 중  $C_{n\beta} dynamic$  의 값이 가장 작을 때의  $C_{n\beta} dynamic$  값의 변화는 그림 6과 같다. 그림 6의 결과와 같이 해석을 수행한 미익의 높이에서  $C_{n\beta} dynamic$  의 최소값이 항상 0보다 작음을 알 수 있었다. 따라서 설계단계 1에서는  $C_{n\beta} dynamic$  의 값이 0이 되는 받음각을 최대화시키는 형상을 찾으려 하였다. 이에 따라 최적설계 문제를 정식화 하면 아래와 같다.

**Find** Tail height  
**maximize**  $\alpha_o$  with  $C_{n\beta} dynamic(\alpha_o) = 0$

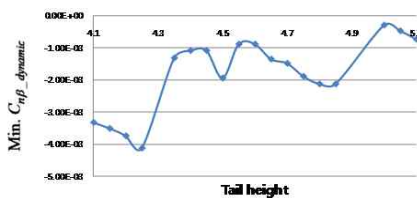


그림 6 수평 꼬리날개 높이에 따른  $C_{n\beta} dynamic$  의 최소값

설계단계 1에서 미익의 최적 높이를 구하기 위해 사용한 최적화 기법은 PQRS (Progressive Quadratic Response Surface Method) 이다[2,3]. PQRS는 regression-based SAO (Sequential Approximate Optimization) 기법 중의 하나로 수치적 노이즈가 존재하는 응답 값이 포함된 최적화 문제의 해를 효과적으로 구할 수 있는 기법이다. 설계단계 1에서  $C_{n\beta} dynamic$  의 값이 0이 되는 받음각은 19개의 받음각에 대한 응답 값들을

계산한 후  $C_{n\beta} dynamic$  값이 0이 되는 점을 포함한 구간에서 interpolation을 통해 계산된다. 따라서 그림 7과 같이 수치적인 노이즈가 존재하므로 PQRSM 이 적합하다고 판단하여 사용하였다.

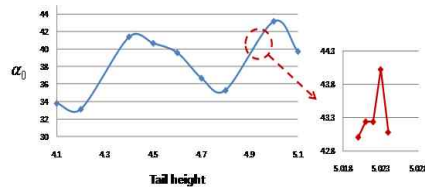


그림 7 꼬리날개 높이 변화에 따른  $\alpha_o$ 의 수치 노이즈

### 3.3 설계단계 2

설계단계 2에서는 설계단계 1의 최적설계 결과로 얻은 최적 값으로 미익의 높이를 고정된 후, 주익의 형상을 변경시킨다. 주익의 형상은 항력계수 값의 변화에 큰 영향을 미칠 뿐 아니라  $C_{n\beta} dynamic$  값에도 영향을 미친다. 따라서 설계단계 2에서는  $C_D$  값에 대한 설계 요구사항과  $C_{n\beta} dynamic$  에 대한 설계 요구사항을 모두 고려하여 설계문제를 정식화하였다. 이 때  $C_D$  값은 DOE(Design Of Experiments) 표의 sampling design points에서 FLUENT를 사용하여 해석한 결과 값을 사용하여 만든 meta model을 통해 계산되어지며,  $C_{n\beta} dynamic$  의 값은 Vorstabl을 통해 계산되어진다. 설계단계 2에서 meta model을 이용하여  $C_D$  값을 계산하는 이유는, 최적화 과정에서  $C_D$  값을 반복적으로 계산하여야 하는데, 1회 해석시간이 매우 오래 걸리는 FLUENT를 사용하여  $C_D$  값을 계산할 경우 최적화 결과를 얻기까지 너무 오래 걸리기 때문이다. 최적설계 문제를 정식화 하면 아래와 같다.

Find Taper ratio, twist angle  
dihedral, tail height

to minimize  $C_D$  at  $C_L=0.4$

s.t  $C_{n\beta dynamic}(\alpha) = 0,$   
where  $\alpha = -7^\circ \sim 50^\circ$

본 연구에서 근사모델 생성을 위해 사용한 실험계획법은 OLHD(Optimal Latin Hypercube Design) [4] 이다. 일반적으로 실험계획법은 random error가 존재하는 real experiments를 위한 conventional DOE 기법과 random error가 존재하지 않는 computer experiments를 위한 space filling DOE 기법으로 나뉜다. OLHD는 space filling DOE 기법에 속하며 설계 공간에 실험점을 고르게 배치시키는 방법이다.  $C_D$  값은 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 계산하므로 OLHD를 사용하여 얻은 실험점에서 해석을 수행하였다. Wang[5]에 의하면 OLHD를 사용할 경우 적합한 실험점의 개수는 설계변수의 10배 정도인데, 이 연구에서는 보다 정확한 metamodel의 생성을 위하여 설계변수의 15배의 실험점에서 해석을 수행하였다. 즉, 주익의 설계변수가 3개이므로 45개의 실험점에서  $C_D$  값을 계산하였다. 위에서 기술한 45개의 실험점에서의  $C_D$  값을 사용하여 metamodel을 생성하였다. metamodel은 크게 regression과 interpolation model로 나뉜다. Regression model로는 polynomial regression (PR) [6], radial basis function (RBF) regression [7] 이, interpolation model 로는 Kriging [8], RBF [9] 가 많이 사용된다. 본 연구에서는 regression model 중 PR 모델로 full quadratic polynomial regression model(PR\_fg)과 simple cubic polynomial regression model(PR\_cb)의 두 가지 모델과 RBF regression (RBF\_r) model을 생성하였고, interpolation model 중 Kriging model과 RBF model을 생성하였다. 생성된 5가지 meta model의 accuracy를 측정하기 위한 기준으로 아래에 정의한 R2, R2-predicted, cross validation(CV) error[5]를 사용하였다. 이 중 R2

값과 R2- predicted 값은 1에 가까울수록, 그리고 CV error는 0에 가까울수록 accuracy가 높음을 뜻한다. 이 기준 중 R2 값은 regression model의 경우에만 의미가 있으므로 regression model에만 적용하였고, R2-predicted값과 CV error는 모든 meta model에 적용하였다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{nexp} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{nexp} (y_i - \bar{y})^2}$$

$$R^2_{predicted} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{nexp} (y_i - \hat{y}_{(-i)})^2}{\sum_{i=1}^{nexp} (y_i - \bar{y})^2}$$

$$CV = \sum_{i=1}^{nexp} \frac{|y_i - \hat{y}_{(-i)}|}{|y_i|} \times 100$$

각각의 기호는 아래와 같다.

$\hat{y}_i$  predicted value of the regression model

$\bar{y}$  average value of true responses

$\hat{y}_{(-i)}$  predicted value by metamodel constructed by sampling points except  $x_i$

nexp number of sampling points

3가지 측정기준을 사용하여 5가지 metamodel의 accuracy를 측정한 결과를 표 1에 표현하였다. 먼저 regression model에 적용한  $R^2$  값을 보면 3가지 regression model 모두 매우 정확한 근사모델이 생성되었으며, 이 중 RBF regression (RBF\_r) model이 가장 정확함을 알 수 있다. 이제 모든 metamodel에 적용할 수 있는 R2-predicted 값 및 CV error를 사용하여 RBF regression (RBF\_r) model 대비 Kriging model과 RBF model의 accuracy를 비교한 결과 RBF의 accuracy가 가장 높으므로 최종적으로 RBF

model을 선정하였다.

설계단계 2의 최적설계 문제를 효과적으로 풀기 위해서 2가지의 최적화 기법을 순차적으로 사용하였다. 먼저 evolutionary algorithm (EA) [10]을 사용하여 global optimum에 가까운 해를 찾은 후 그 해를 초기값으로 설정하여 설계단계 1에서 사용한 PQRSM을 사용하여 최적해를 구하였다. EA는 생물의 진화과정을 묘사한 최적화 기법으로 global optimum을 구할 수 있으며, 함수의 민감도를 요구하지 않기 때문에 함수의 미분 가능 여부와 상관없이 적용이 가능한 장점을 가지고 있다. 하지만 함수계산을 비교적 많이 요구하므로 global optimum을 얻는데 computational burden이 매우 크다는 단점을 가지고 있다. EA의 절차는 그림 9에 표현되었다.

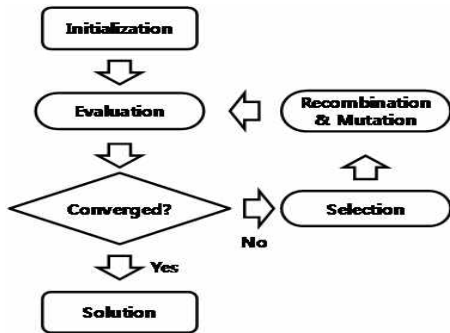


그림 8 Evolutionary algorithm의 절차

먼저 초기 population을 생성하여 fitness function을 평가한 후 선택을 하여 다음 generation으로 전해지는 population 후보들을 선택한다. 그리고 recombination과 mutation의 과정을 통해 다음 generation의 population을 생성하게 된다. 이와 같은 selection, recombination and mutation은 수렴조건을 만족할 때까지 반복하게 되며 이를 통해 global optimum을 찾게 된다. 본 연구에서 global optimum에 가까운 해를 찾기 위하여 사용한 EA의 파라미터는 표 2와 같이 population size는 70, generation은 100으로 설정하였으며 mutation probability는 0.1, selection probability는 0.15로 하였다. EA의 수

렴경로를 그린 그림 10에서 볼 수 있는 바와 같이, 설정한 파라미터 값을 이용하여 global optimum에 가까운 해를 잘 찾은 것을 알 수 있다. EA의 해를 구하기 위하여 총 7,000 번의 함수계산을 하였으며 Intel Xeon E5420 2.50GHz, 3.00GB RAM 컴퓨터에서 소요된 CPU time은 69,750 초로 1회 함수계산을 하는 데 약 10 초가 소요되었다. 이는 metamodel을 이용한  $C_D$  값 계산 시간은 무시할 만큼 적으나 Vorstab을 이용해  $C_{n,\beta dynamic}$ 을 계산하는 시간은 약 10 초가 소요되기 때문이다. Global optimum을 효과적으로 찾기 위하여, EA의 해를 초기치로 설정한 후 PQRSM을 사용하여 최적해를 구하였다. PQRSM의 수렴경로를 그린 그림 11로부터 최종해를 잘 구한 것을 알 수 있다. PQRSM을 이용한 최적해를 구하기 위하여 71번의 함수계산을 하였으며 소요된 CPU time은 707초이다.

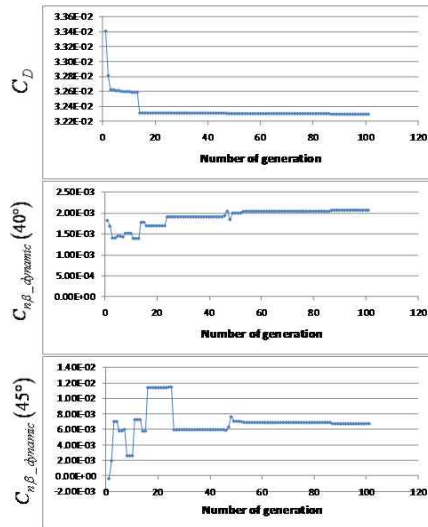


그림 9 설계단계 2의 EA의 수렴경로

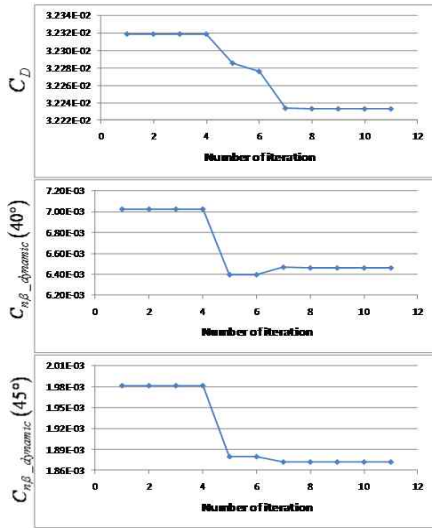


그림 10 설계단계 2의 PQRSM 수렴경로

#### 4. 최적설계 결과

##### 4.1 설계단계 1

설계단계 1의 최적화 문제를 풀 결과 미익의 높이는 초기형상의 4,600mm보다 증가한 5,044mm가 되었다. 이때,  $C_{n\beta\_dynamic}$ 의 값이 0이 되는 받음각의 값은 39.6도에서 44.3도로 11.8% 상승하게 되었다. 또한 미익의 높이 변화로 인해  $C_D$  값이 0.0333에서 0.0334로 거의 동일한 값을 유지하였다. 설계단계 1을 통해 변화된 미익을 그림 12에 표현하였다.

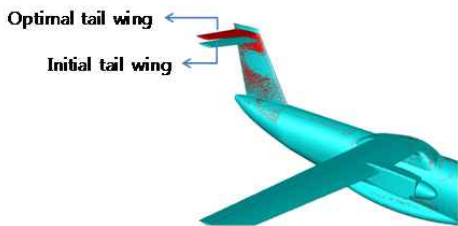


그림 11 설계단계 1에 의한 꼬리날개 최적위치

##### 4.2 설계단계 2

설계단계 2를 통해 변화된 항공기 모델의 목적함수와 구속조건 값을 설계단계 1의 결과와 비교한 그래프를 그림 12에 표현하였으며, 참고로 초기모델의 목적함수 및 구속조건 값도 함께 표현하였다. 그림 12에서 'Tail Optimized'는 설계단계 1의 결과를 뜻하고, 'App. Optimum'은 설계단계 2를 통해 얻은 approximate optimum을 뜻하며, 'Optimum'은 approximate optimum design point에서 Fluent 해석을 통하여 얻은 true optimum value이다.

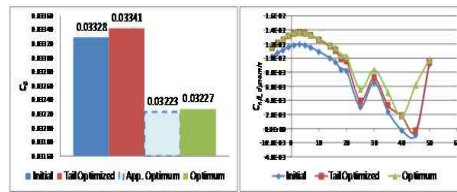


그림 12  $C_D$  및  $C_{n\beta\_dynamic}$  값 비교

Approximate optimum  $C_D$  값과 true optimum  $C_D$  값은 0.12% 차이가 났으며, 이 값은 매우 작은 값으로 설계단계 2에서 사용한 근사모델이 매우 정확함을 알 수 있다. 설계단계 2를 통해 얻은 최적해에서  $C_D$  값은 설계단계 1의 결과로 얻은 항공기 모델의  $C_D$  값보다 0.0012 감소하였고, 초기 항공기 모델의  $C_D$  값과 비교하였을 때 10 count 감소하였다. 이는 설계단계 1과 2를 통해 최종적으로 10 count 만큼 항력계수가 감소하였음을 의미한다. 그리고 구속조건인  $C_{n\beta\_dynamic}$ 의 값은 설계단계 1의 결과에서는 받음각이 44.3도에서 45.4도 사이에서는 음수가 되었으나 설계단계 2의 결과에서는 모든 받음각에서 양수가 되어 안정성에 대한 구속조건을 만족하게 되었다.

각 설계단계를 통해 얻은 초기 형상 대비 최적 주익의 형상을 그림 13에 표현하였다. Twist angle은 -3.0도에서 -3.6도로, dihedral은 0.0에서 -0.4도로, 그리고 taper ratio는 0.58에서 상한값인

0.80로 변화하였다. 2.1절에 언급한 바와 같이 taper ratio와 twist angle이  $C_D$ 값에 미치는 영향이 큰 데, 그림 4의 ANOM 결과에서 알 수 있는 바와 같이 초기 twist angle은 최적해와 비슷한 값이었으므로 큰 변화가 없었으며, taper ratio가 증가함에 따라  $C_D$ 값은 감소하므로 taper ratio의 값이 상한 값에 수렴하였음을 알 수 있다.

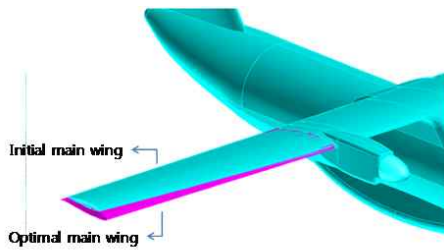


그림 13 초기 및 최종 형상 비교

## 5. 결 론

100인승 이하의 쌍발 터보프롭 항공기의 날개 형상에 대한 최적 설계를 수행하였다. 최적설계는 2단계로 이뤄져 있는데 먼저 방향안정성을 분석하여 수평꼬리날개의 위치를 변경하였고 주익 형상 설계변수인 taper ratio, dihedral 각 그리고 twist 각에 대해 최적화를 수행하여 최적값을 구하였다. 최적설계 결과 방향안정성을 갖는 받음 각 범위를 더욱 확대하였고 항공기 항력도 약 10 count 감소하였다.

## 참 고 문 헌

1. PIAO (Process Integration, Automation and Optimization) User's Manual. Version 2.4, 2008, FRAMAX Inc.
2. Y.B.Lee, K.J.Hong and D.H.Choi, "An Efficient Robust Optimal Design Method for Engineering Systems with Numerical

- Noise", 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference
3. K.J.Hong, M.S.Kim and D.H.Choi, "Efficient Approximation Method for Constructing Quadratic Response Surface Model", 2001, KSME international Journal 15(7). 876-888
4. N.A. Butler, "Optimal and Orthogonal Latin Hypercube Designs for Computer Experiments", 2001, Biometrika, 88(3). 847-857
5. L. Wang, "Valuable Theoretical Lessons Learned From the Application of Metamodels to a Variety of Industrial Problems", IDETC/CIE2009. 789-804
6. R. H. Myers, and D. C. Montgomery, Response Surface Methodology - Process and Product Optimization Using Designed Experiments, 1995, John Wiley & Sons. New York. USA.
7. M. Orr, Matlab functions for Radial Basis Functions Networks. Institute for Adaptive and Neural Computation. Division of Informatics, 1999, Scotland. UK, Edinburgh University. Edinburgh EH8 9LW
8. J. Sacks, S.B. Schiller, and W.J. Welch, Designs for Computer Experiments, 1989, Technometrics.31(1).41-47
9. M. Powell, Radial Basis Functions for Multivariable Interpolation : A review. 1987, Oxford University Press.143-167
10. T. Bäck, Evolutionary algorithms in theory and practice - Evolution strategies, Evolutionary programming, Genetic algorithms. 1996, Oxford University Press. New York, USA.