〈 논문 〉

최적화설계시스템을 이용한 터빈블레이드 냉각통로의 형상설계

정 민 중* · 이 준 성†

(2005년 3월 2일 접수, 2005년 5월 4일 심사완료)

Shape Design of Passages for Turbine Blade Using Design Optimization System

Min-Joong Jeong and Joon-Seong Lee

Key Words: Design Optimization(설계최적화), Finite Element Analysis(유한요소해석), Evolutionary Clustering Algorithm(진화 클러스터링 알고리즘), Principal Component Analysis(주성분 분석), Turbine Blade(터빈블레이드), Coolant Passage(냉각통로)

Abstract

In this paper, we developed an automatic design optimization system for parametric shape optimization of cooling passages inside axial turbine blades. A parallel three-dimensional thermoelasticity finite element analysis code from an open source system was used to perform automatic thermal and stress analysis of different blade configuration. The developed code was connected to an evolutionary optimizer and built in a design optimization system. Using the optimization system, 279 feasible and optimal solutions were searched. It is provided not only one best solution of the searched solutions, but also information of variation, structure and correlation of the 279 solutions in function, variable, and real design spaces. To explore design information, it is proposed a new interpretation approach based on evolutionary clustering and principal component analysis. The interpretation approach might be applicable to the increasing demands in the general area of design optimization.

1. 서 론

증가하는 컴퓨터자원의 활용과 함께 설계자의 경험과 직관에 따른 종래의 반복적 설계과정은 점차적으로 최적화기법에 의한 자동설계로 전환되고 있다.[1~3] 이러한 자동화된 최적설계를 하기 위해서는 설계의 목적함수 및 제약조건을 계산하기 위한 해석부와 이를 사용하여 최적화해를 탐색하는 최적화부(optimizer)의 개발이 필요하다. 그러나 유한요소해석을 기반으로 한 설계문제에서 상용 해석프로그램을 사용하여 자동화된 최적설계시스템을 구성하기에는 많은 개발상의 제약이 발생한다. 특히 더욱더 복잡해지고 있는 실제 응용문제에서 시스템개발의 제약은 최적화부와의 연계에서도 상당한 장해요인이 된다.

한편, 기존의 최적화를 통한 설계에서는 최적화 과정에서 얻어진 단일한 최적해(optimal solution)만을 설계자에게 제공하였다. 그러나 실제문제에서 최종적으로 주어진 단일해가 생산성이나 내구성 등의 정식화하기 어려운 설계특성들로 인해서 부적절할 수도 있다.[4,5] 이러한 경우를 고려하여 최적해를 포함한 대안적인 준 최적해(quasi-optimal solutions)나 적절한 설계정보를 갖는 최적화해(optimized solutions, feasible solutions)

† 책임저자, 회원, 경기대학교 기계시스템디자인공학부
E-mail : jslee1@kyonggi.ac.kr
TEL : (031)249-9813 FAX : (031)249-9796
* Computational Biology Research Center, National Institute of Advanced Industrial Science & Technology, Japan

를 제공하는 설계해 분석연구는 매우 적은 실정이다.[5] 따라서 최적화 과정에서 얻어지는 해에 관하여 단일 최적해만이 아닌 준 최적해를 포함한 전체 최적화해에 관한 설계정보분석을 통하여 설계자에게 유용한 정보를 제공하는 연구의 중요성이 더욱 강조되고 있다.

본 논문에서는 공개소스형태의 유한요소해석시스템을 사용하여 최적설계를 자동적으로 수행할 수 있는 최적설계시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 소스코드 수준에서의 자유로운 개발이 가능하고 적용문제에 특성화된 설계최적화시스템을 구축할 수 있는 장점이 있다. 또한 최적화과정에서 구해진 해들에 대한 클러스터링과 차원변환을 이용한 새로운 분석방법을 제시한다. 이러한 분석방법은 최적화과정에 대한 정보뿐만 아닌, 목적함수와 변수 및 이에 따른 설계형상에 관한 종합적 정보를 설계자에게 제공한다.

실제 설계문제로서 내부순환냉각 방식의 터빈블레이드의 냉각통로의 설계최적화[4-6]와 최적화과정에서 얻어진 최적해의 분석을 통하여 본 논문에서 제시된 최적설계시스템과 최적화해 분석방법의 유효성을 검증하고자 한다.

2. 터빈블레이드 냉각통로의 최적설계

고온에서 동작하는 터빈블레이드의 열동력학적 효율성 증가를 위하여 다양한 형태의 블레이드 냉각시스템이 연구되고 있다. 그러나 초고온의 작동환경에서 구조적 안전성을 확보하기 위한 블레이드의 냉각은 연소가스의 질소산화물(NOx) 배출과 함께 터빈블레이드의 동력학적 효율을 감소시키는 문제가 있다. 이에 대한 대처방안으로 고압의 내부순환형 냉각시스템의 개념이 도입되고 있다.[7] 또한 블레이드의 단면에 대한 직선형 냉각통로는 제작상의 효율면에서도 우수할 것으로 고려된다. 이러한 내부순환형 냉각통로의 구성은 다수의 소형 냉각통로를 블레이드의 표면근처에 배치하는 것으로 이는 자연계에서 관찰되는 생물학적 냉각시스템과도 유사한 형태가 된다.[8] 그러나 실제 설계문제로서 다수의 냉각통로의 정확한 위치와 각 통로 반경의 결정에 관한 연구는 미약한 실정이다.

2.1 설계목적함수 및 제약조건

설계목적함수는 블레이드의 표면을 통해 전달되는 열전달의 총량으로 설정하였으며 이때 블레이드의 최대온도 T_{max}는 블레이드 재질의 허용온도 T_{allow} 보다 작도록 설정되었다. 또한 초기 설계에서는 설계허용영역을 충분히 고려한 최대한의 냉각통로를 설정하므로 최적화 과정에서 냉각통로의 숫자는 점차적으로 줄어들게 된다.

목적함수는 블레이드의 외부표면(S)을 통해 전달되는 전체 열유동(F)을 계산하여 구하며, 다음의 식으로 표현된다.

$$F = \int_S k \frac{\partial T}{\partial n} dxdydz \tag{1}$$

여기서 T는 블레이드의 온도를, n은 표면(S)에 대한 외향법선을 나타낸다. 상수 k는 블레이드 재료에 대한 열전도계수이다. 목적함수의 최소화 과정에는 다음의 두 가지 제약조건이 고려되었다.

$$G_1 = \frac{T_{allow} - T_{\max}}{T_{allow}} \leq 0 \tag{2}$$

$$G_2 = \sum_{i=1}^{nholes} C_i \leq 0 \tag{3}$$

여기서 $nholes$는 냉각통로의 개수이며 C_i는 i번째의 냉각통로와 인접한 통로간의 거리가 일정거리 미만일 경우 양수로 표현되는 값이며, 일정거리 이상의 경우는 0으로 계산된다. 첫번째 제약조건은 블레이드의 온도가 재료허용온도 이하가 되도록 하기 위한 조건이며, 두번째 제약조건은 최적화 과정에서 냉각통로들의 위치가 중복되는 것을 방지하기 위하여 정의되었다.

2.2 설계변수의 설정

본 논문에서 블레이드의 외형은 설계최적화의 초기에 결정되어 고정된 형상을 갖도록 하였다. 이때 고정된 형상은 공기역학성능의 최적화 측면을 사전에 고려한 형상[9]을 사용하였다. 설계변수는 튜브형태의 냉각통로의 반경, r_i와 블레이드 단면에 있어서의 냉각통로 중심의 위치, $<x_i, y_i>$가 사용되었다. 각 냉각통로는 Fig. 1과 같이 정해진 경로 안에서 표면으로 수직거리, x_i와

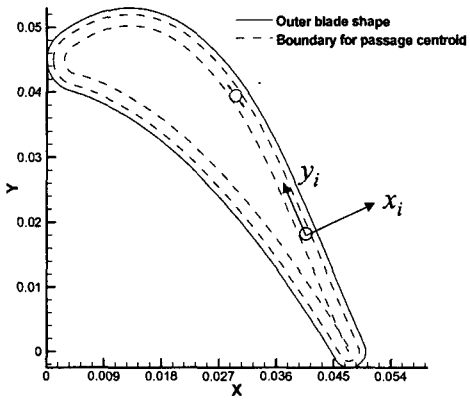

Fig. 1 Region where coolant passage centers are allowed

블레이드 외측표면에 평행한 y_i에 따라서 위치가 결정되도록 하였다. 30개의 냉각통로를 갖는 초기 설계에 대하여 전체 설계변수는 총 90개가 된다. 냉각통로 반경 r_i는 정의된 최소반경 r_{min}보다 작을 경우 0이 되도록 하였으며, 따라서 최적화 과정에서 냉각통로의 수가 변화할 수 있게 하였다.

$$r_i = \begin{cases} 0 & r_i < r_{\min} \\ r_i & r_i \geqq r_{\min} \end{cases} \quad (4)$$

이러한 연속적이고 불연속적인 설계변수공간의 정의는 목적함수공간을 대단히 복잡하게 형성하며, 이를 일반적인 최적화기법을 사용하여 해석하기에는 많은 한계를 갖는다. 따라서 본 논문에서는 진화알고리즘을 기반으로 한 전역최적화 기법을 사용하였다.

3. 유한요소해석 및 최적화시스템

본 논문에서는 공개소스 형식의 유한요소해석 코드와 진화알고리즘을 기반으로 설계최적화시스템을 구축하였으며, 자동적으로 터빈블레이드의 냉각통로의 형상최적화 해가 탐색되도록 하였다.

3.1 유한요소해석시스템(FEA)

FEA시스템은 일본 동경대학에서 개발하여 소스코드를 공개하고 있는 ADVENTURE 시스템[10]의

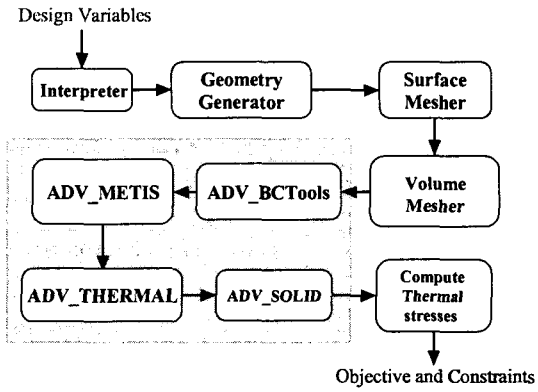

Fig. 2 Modules used for automatic parallel thermo-elastic FEA

FEA 코드를 사용하여 개발하였다. ADVENTURE는 모듈단위로 개발된 시스템으로 각 모듈은 표준적인 실행화일의 상호작용을 하면서 몇 개의 모듈을 동시에 사용하거나 단독적으로 사용할 수 있다. 본 논문에서 개발된 FEA시스템은 삼각형 표면요소생성모듈(Surface Mesher), 사면체 요소생성모듈(Volume Mesher), 경계조건 생성모듈(ADV_BCTools), 병렬계산을 위한 계층적 계산영역분할모듈(Hierachical Domain Decomposition, ADV_METIS)과 열탄성 해석모듈(ADV_THERMAL, ADV_SOLID)로 구성되었다. Fig. 2에 개발된 시스템의 구성을 나타내었다.

개발된 시스템의 모듈은 유닉스 쉘스크립트를 사용하여 순차적으로 실행되도록 하였으며, 터빈블레이드의 냉각통로에 관한 형상 설계변수를 입력받아 해석한 후, 식 (1)의 목적함수값과 식 (2), (3)의 제약조건값을 출력하도록 되어 있다.

이러한 FEA는 Fig. 3과 같이 진화알고리즘[11]을 이용한 최적화모듈과 결합되어 최적화설계시스템, EOS-FEA으로 구성되었고 반복적인 해석과정을 통하여 최적화 해를 탐색하도록 구성되었다.

3.2. 최적화기법

최적화과정에는 Indirect Optimization based on Self Organization(IOSO)[12] 최적화기법이 사용되었다. IOSO는 응답곡면법과 진화알고리즘을 이용한 전역최적화 방법이다. IOSO는 각 반복단계에서 두 가지 단계를 거치게 된다. 첫 번째 단계는 실험계획법에 의하여 형성되는 데이터를 사용하여 해석을 하고 이 결과를 사용하여 목적함수의

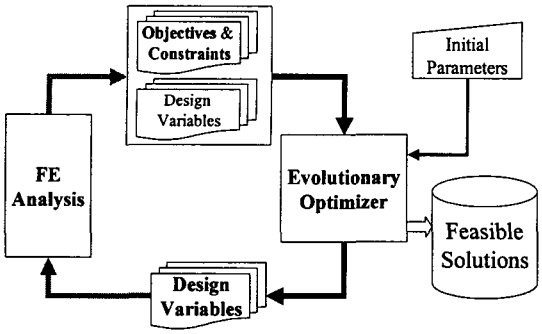

Fig. 3 Evolutionary optimization system with FEA (EOS-FEA)

Table 1 Design variable bound

Parameter	Lower Bound	Upper Bound
r_i	0.25mm	0.8mm
x_i	1.0mm	2.75mm
y_i	(*i*-1) / *nholes*	*i* / *nholes*

응답곡면을 형성하는 것이다. 두 번째 단계는 생성된 목적함수에 대하여 최적화를 수행하는 것이다. IOSO방법의 가장 큰 특징은 상당히 많은 변수에 대해서도 상대적으로 적은 해석횟수가 사용되는 점이다. 또한 이 방법은 각 계산기를 각각의 해석단위로 사용할 수 있으므로 대규모 병렬계산에도 적합한 특성이 있다.

3.3 터빈블레이드 냉각통로의 형상최적화

블레이드 FEA의 설계변수 범위는 Table 1에, FEA 제한조건들은 Table 2에 표시하였다. 블레이드의 외형은 참고문헌[9]의 2-D 유동해석에 의해서 결정되었고, 외부표면의 열전달과 내부의 냉각통로의 열전달의 계산에는 Bobin Type의 경계조건이 사용되었다.[6] Table 3에는 터빈블레이드의 열탄성 유한요소해석에 사용된 경계조건을 나타내었다.

최대 냉각통로의 개수는 30개로 설정되었으며 따라서 총 90개의 설계변수가 정의되었다. EOS-FEA에 의하여 최적화 과정이 수행되었다. 각각의 반복과정에서는 40회의 병렬해석이 수행되었고, 해석에는 PentiumIII급 54대의 PC 클러스터가 사용되었다. 각 유한요소해석에는 최대 7만개 정

Table 2 Constraints used for the passages design

Maximum allowable temperature, T_{allow}	800.0℃
Blade heat conduction coefficient, k	7.0W/m℃
Minimum passage radius, r_{min}	0.5mm
Blade axial chord length	50.0mm
Minimum allowable distance between passages	0.1mm

Table 3 Parameters for initially 30-passage optimization

Coolant bulk temperature, T_C	300.0℃
Coolant convection heat transfer coefficient, h_C	1000W/m^2℃
Hot gas bulk temperature, T_B	3000℃
Hot gas convection heat transfer coefficient, h_B	100W/m^2℃

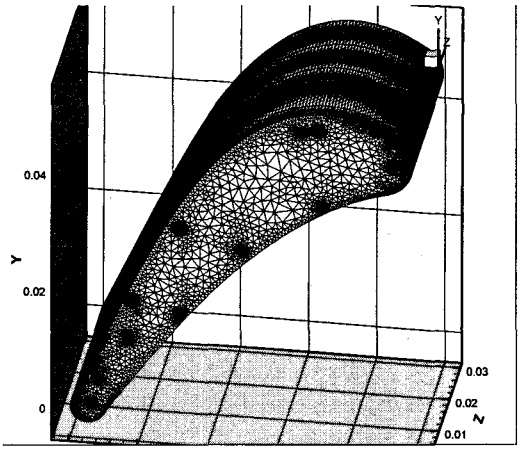

Fig. 4 View of a surface mesh

도의 해석노드가 고려되었고, 3만개 정도의 요소가 생성되었다. Fig. 4에 사용된 블레이드 표면요소의 예를 나타내었다. 총 60회의 반복과정이 수행되었으며 이 과정에서 279개의 가용해가 탐색되었다. 최적해의 블레이드 형상의 표면온도는 초기형상에 비하여 최대 허용온도에 근접한 것을 알 수 있었다. 이 경우 목적함수인 열유동량은

1125.7W에서 1059W로 최소화 되었다. Fig. 5에 대표적인 초기형상과 최적화 과정에서 얻어진 최적해의 온도분포를 나타내었다.

일반적인 최적설계에서는 최적화과정에서 얻어진 많은 최적화해 중에서 목적함수에 대한 단일한 최적해만이 설계자에게 전해진다. 그러나 본 논문에서 구해진 279개의 최적화해와 같이 전체적인 해에 관한 정보를 고려한 설계방법이 제안된 경우는 거의 없는 실정이다. 다음의 4장과 5장에서는 이와 같은 279개의 전체 최적화해를 클러스터링과 차원축소법를 이용하여 분석하고 이를 통하여 설계자에게 유용한 정보를 전달하는 과정을 제안한다.

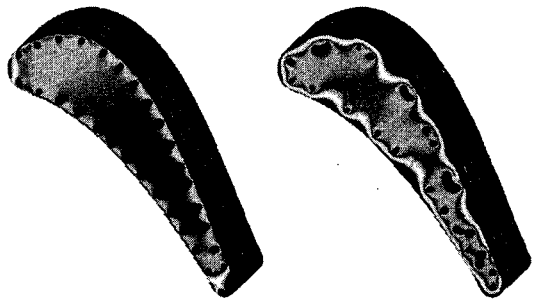

Fig. 5 Temperature distribution of an initial design (left) and the optimized best design (right)

4. 클러스터링 분석

클러스터링은 다양한 공학분야와 함께 심리학, 물리학, 생물학 등 과학분야의 다양한 문제에 활용되고 있다.[13] 클러스터링의 기본적 목적은 다차원공간의 주어진 다수의 데이터(해)에 대하여 데이터상호간의 유사성에 의하여 한정된 수의 클러스터로 데이터를 표현하는 것이다. 만일 다수의 데이터가 적절한 클러스터들로 표현될 경우 설계자는 수학적인 의미뿐만이 아닌 대표적인 공학적 특성을 파악할 수 있다. 또한 이러한 클러스터들 중에서 전체적으로 가장 우수한 해를 선택할 수 있을 것이다.

4.1 진화 클러스터링 알고리즘

본 논문에서는 냉각통로의 최적형상 설계의 과정에서 얻어진 90차원의 변수공간에 존재하는 279개의 해를 분석하기 위하여 진화 클러스터링 알고리즘을 사용하였다. 클러스터링에 사용되는 대표적인 알고리즘으로는 반복법을 기반으로 한 KMA(K-Means Algorithm)[5,13] 등이 있으나 KMA는 초기의 클러스터의 중심값의 설정에 의해서 적절한 클러스터로 해들을 분해하는데 실패하는 경우가 있다.[14] 따라서 KMA와 관련된 클러스터링 알고리즘에서는 초기 클러스터중심을 반복적으로 변경하여 실행하고 그 중 가장 우수한 결과를 채택하는 방법을 사용한다. 본 논문에서는 이러한 초기 중심에 의한 부정확한 클러스터링 결과를 방지하기 위하여 ECA(Evolutionary Clustering Algorithm)[3,5]를 사용하였다. ECA는 진화알고리즘에 의한 클러스터링의 방법으로, 임의로 설정된 초기 중심값들의 개체집단을 형성한다. 각 중심값은 진화전략법(Evolutionary Strategy)[11] 에 사용되는 유전체로서 고려된다. 우선 초기 개체군에서 선택의 전략에 의하여 일정수의 중심값이 선택되고, 선택된 중심값들을 이용하여 교배와 돌연변이를 사용하여 다음의 진화단계의 개체들을 생성한다. 생성된 개체들은 클러스터링의 함수값에 따라 선택되고 다시 선택된 개체들이 새로운 개체를 생성한다. 이러한 반복적인 진화과정에서 최종적으로 수렴되는 중심을 사용하여 클러스터를 생성한다. ECA의 특징은 KMA에서의 초기치에 의한 부정확한 클러스터링 결과를 방지 할 수 있으며, 특히 본 논문의 90차원 변수공간과 같은 높은 차원에서도 정확한 클러스터링 결과를 제공하는 장점이 있다.[5]

4.2 The DB(Davies-Bouldin) Index

ECA에 의하여 다차원 공간상의 적절한 클러스터의 탐색이 가능하나, 몇 개의 클러스터를 만들것인지에 대한 판단이 필요하게 된다. 3차원 이상의 공간에 존재하는 해의 집단에 대한 클러스터 수의 정확한 판단은 대단히 어려운 문제이므로 본 논문에서는 DB Index[15]를 사용하여 수학적으로 클러스터 개수를 결정하였다. DB Index는 상이한 클러스터링 알고리즘에서도 사용이 가능하며 클러스터의 개수 등에 따른 제약이 없으므로 다양한 문제에 응용이 가능하다.

K개의 가정된 클러스터들에 대하여 각각의 클러스터간의 유사성은 다음의 수식으로 표현된다.

$$R_{j,k}=\frac{e_j+e_k}{m_{j,k}} \tag{5}$$

여기서 e_j는 j번째 클러스터에 속하는 해들의 공간상의 거리 합이며 $m_{j,k}$는 두 클러스터의 중심간의 거리를 나타낸다. 이때 클러스터 j와 k의 각 내부해의 거리 합이 작고 두 클러스터간의 중심거리가 클 경우 두 클러스터는 서로 잘 분리되어 있다고 할 수 있다. 즉 R값이 작을수록 클러스터간의 유사성이 작고 잘 분리되어 있다고 할 수 있다. DB Index에 사용되는 k번째 클러스터의 인덱스의 정의는 다음과 같다.

$$\overline{R}_k=max_{j\neq k}\{R_{j,k}\} \tag{6}$$

K개의 클러스터를 가질 경우 DB Index는 다음과 같이 표현된다.

$$DB(K)=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}\overline{R_k} \tag{7}$$

DB Index는 적절한 클러스터의 수를 입력할 경우 상대적 최소값을 나타낸다. 따라서 본 논문에서는 클러스터의 수를 하나씩 증가시키면서 DB Index값을 관찰하였다. 그 결과 Fig. 6과 같이 터빈블레이드의 형상 최적화해의 경우 5개의 클러스터로 분리 가능한 것이 확인 되었다.

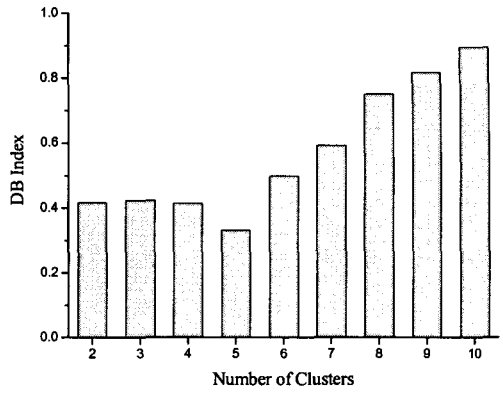

Fig. 6 The DB index versus cluster number

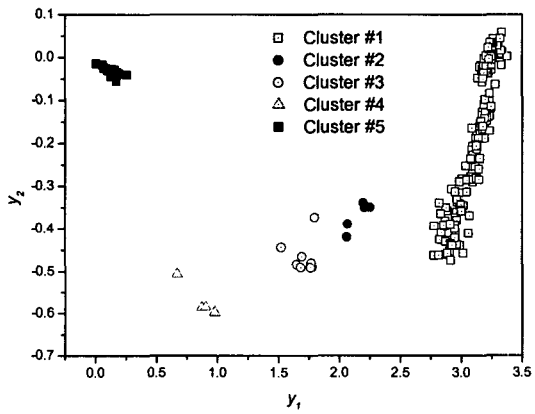

Fig. 7 Five clusters of 90-dimensional space int the two-dimensional principal component space

5. 최적화해의 클러스터 시각화

본 장에서는 클러스터링 결과의 검증과 시각화를 통해 터빈블레이드 형상 최적화해에 대한 공학적인 의미 분석 및 그 결과를 제시한다.

4장에서 ECA와 DB Index를 통해서 90차원의 변수공간에 존재하는 279개의 최적화해가 5개의 클러스터로 표현됨을 확인하였다. 클러스터링의 결과를 90차원에서 직접 검토하는 것은 대단히 어려운 일이므로 주성분분석(Principal Component Analysis)을 통해서 클러스터링의 결과를 2차원에 투영하였다. The Karhunen-Loëve (K-L) Transfor-mation[16]을 사용하여 90차원을 2차원의 주성분공간으로 변환하였다. Fig. 7에 변환된 2차원 주성분(y_1, y_2) 공간에 279개의 최적화해와 클러스터링 결과를 표현하였다. 클러스터 #1은 전체의 74.2%에 해당하는 207개의 해를 포함하고 있다. 클러스터 #2, #3, #4 와 #5는 각각 5, 16, 14와 37개의 해를 포함하고 있다. Fig. 7에 나타낸 것과 같이 90차원에서 분리된 5개의 클러스터가 2차원에 투영하였을 때도 각각의 클러스터는 뚜렷이 분리되어 있으며, 각 클러스터의 내부의 해들은 서로 밀접히 모여 있음을 알 수 있다.

각 클러스터와 목적함수의 상호관계를 파악하기 위하여 목적함수를 수직성분으로 표시하여 Fig. 8에 나타내었다. Fig. 8에서 클러스터 #1에는 최적해(optimal solution)와 많은 수의 준 최적

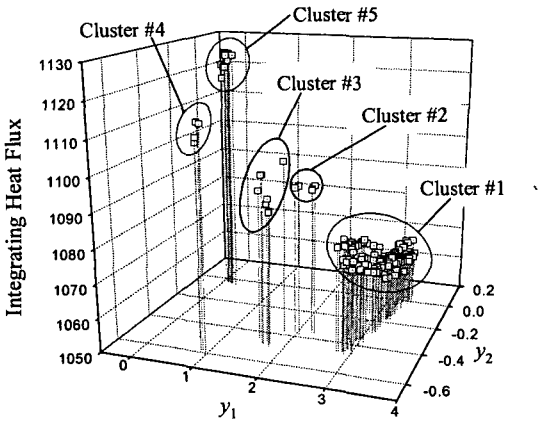

Fig. 8 Optimization function value with two-dimensional parameter value

해(quasi-optimal solutions)가 포함되어 있다. 반면 클러스터 #5의 경우는 높은 목적함수 값의 해들로 구성되어 있다. Fig. 8의 단락적인 목적함수의 특성은 진화최적화의 불연속적인 수렴과정에서 생성된 것이다. 그림에서 보여지는 변수공간의 해 클러스터와 이에 대응하는 목적함수는 설계자에게 두 공간의 상호관계에 대한 이해력을 증진시킨다.

5.1 블레이드 형상의 시각화 및 고찰

클러스터링 결과에 기초하여 각 클러스터 중심의 변수값을 이용한 실제블레이드 형상을 Fig. 9에 나타내었다. 클러스터 #1은 다섯 개의 클러스터 중에서 가장 적은 26개의 냉각통로를 갖는다. 클러스터 #3과 #5는 각각 30개의 냉각통로를, #2와 #4는 29개의 냉각통로를 갖는 형상이다. 각 클러스터의 평균 목적함수는 클러스터 #1에서 #5까지 각각 1070.87, 1093.70, 1094.30, 1122.67, 1123.44W로 구해진다. 클러스터 #1은 가장 최소화된 목적함수를 갖으며 균일하게 배치한 30개의 냉각통로를 갖는 초기 설계형상과 많은 차이점을 보인다. 반면에 클러스터 #5는 가장 높은 목적함수 값을 나타내며 초기형상과 거의 차이가 없음을 알 수 있다. 이는 클러스터 #5는 최적화 과정의 초기단계에 형성된 해들이며 클러스터 #1은 최적화 과정의 최종적인 단계에 생성된 해들이기 때문이다. 따라서 클러스터의 실제형상과 목적함수의 비교를 통하여 최적화 과정의 진행특성도 확인할 수 있다.

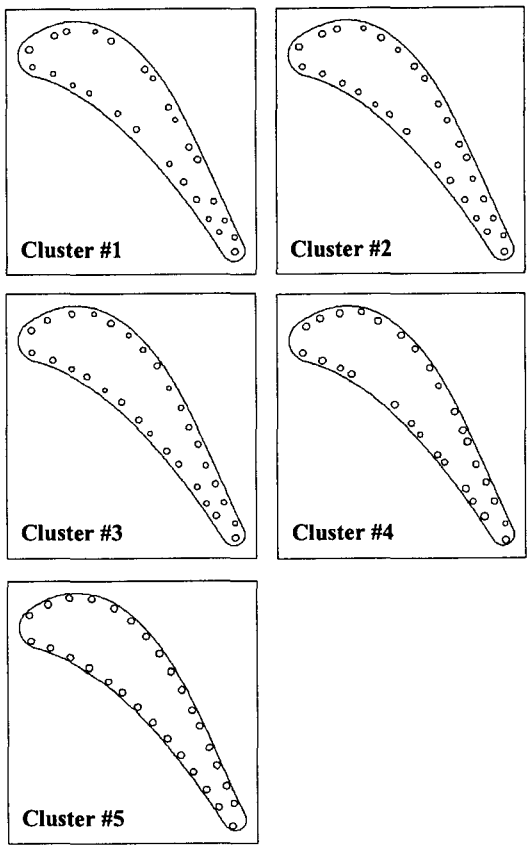

Fig. 9 Blade shape of each cluster

동일한 30개의 냉각통로를 갖는 클러스터 #3의 형상과 #5의 형상을 확인해 보면 목적함수값에서 #3의 경우가 #1보다 평균 34.1% 감소되었음을 알 수 있다. 이것은 클러스터 #1과 같이 급격한 형상의 변화 없이 #3과 같은 약간의 냉각통로의 직경 및 위치 변화만으로도 상당한 목적함수의 감소를 얻어 낼 수 있음을 나타낸다. 이러한 점은 본 논문에서 제시한 해석방법을 통해서 얻을 수 있는 유용한 설계정보의 하나이다. 만일 최적화 과정에서 얻어지는 다수의 해를 무시하고 유일한 최적해만을 설계자에게 제공할 경우에 설계자는 Fig. 8과 Fig. 9와 같은 목적함수와 설계변수 및 실제 형상간의 전체적 상호관계에 대한 정보를 얻지 못하게 된다. 특히 단일한 최적해가 생산성이나 내구성 등의 문제로 최종설계안으로 선택될 수 없을 경우를 고려하면 최적화과정에서 얻어진 전체 해에 대한 정보를 제공하는 것이 실제 설계

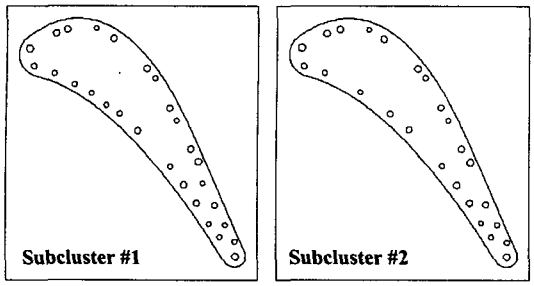

Fig. 10 Two subclusters of cluster #1

문제에 더욱 유용할 것이다.

터빈블레이드의 최적설계에서 설계자가 목적함수의 최소화만을 우선할 경우 클러스터 #1에 속하는 해들 중의 하나가 유력한 설계안이 될 수 있을 것이다. 이때 클러스터 #1만을 고려하면 상대적으로 작은 변수공간만을 고려하게 되나 이러한 클러스터 #1의 내부에서도 중요한 형상변화의 인자를 포함하고 있을 수 있다. 따라서 최적화해의 다수가 포함되어 있는 클러스터 #1을 다시 한 번 클러스터링 분석을 하였다. 그 결과 Fig. 10과 같은 두개의 부(sub) 클러스터를 얻을 수 있었다. 이 두개의 부 클러스터는 각각의 목적함수값에는 급격한 변화가 없었다. 그러나 Fig. 10에서 두 부 클러스터의 냉각통로의 형상을 비교해 보면 블레이드의 외측(suction side)은 매우 유사한 형상을 보임을 알 수 있다. 반면, 내측(pressure side)의 경우는 두 클러스터가 차이를 보이고 있다. 냉각통로의 수에서도 부 클러스터 #1의 경우는 28개이며 부 클러스터 #2의 경우는 25개이다. 여기서 클러스터 #1의 목적함수의 변화는 블레이드의 외측방향에 존재하는 냉각통로의 형상에 의해서 크게 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 따라서 설계자는 블레이드의 냉각통로의 설계에 있어서 외측방향에 대해서는 엄밀한 설계를 수행하여야 한다. 한편 클러스터 #1의 두개의 부 클러스터의 형상에서 나타난 것과 같이 블레이드 내측방향의 설계에는 상대적으로 많은 설계의 자유도를 가질 수 있다.

6. 결 론

본 논문에서는 공개코드 형식의 유한요소해석 프로그램과 진화론적 최적화알고리즘을 이용하여 설계최적화시스템을 개발하였다. 개발된 시스템에는 유한요소해석을 위한 자동요소생성부, 경계조건생성부 및 해석부가 포함되어 있으며, 이러한 유한요소 해석부는 최적화부와 결합되어 최적설계해를 자동적으로 탐색하도록 구성되었다. 또한 탐색된 최적화해에 대하여 클러스터링 및 주성분분석의 차원변환을 이용한 설계정보 분석방법을 제시하였다.

개발된 설계최적화시스템을 이용하여 90차원의 설계변수공간을 갖는 터빈블레이드의 냉각통로의 형상최적화를 수행하였다. 최적화 과정을 통하여 최적화해, 준 최적해를 포함한 총 279개의 최적화해가 탐색되었다.

탐색된 해들에 대하여 진화 클러스터링 알고리즘과 DB Index를 이용한 클러스터분석은 90차원의 변수공간에 5개의 클러스터가 존재함을 정량적으로 나타내었다. K-L Transformation에 의하여 2차원공간에 투영된 클러스터링 결과는 최적화해들의 함수 및 변수공간에서의 분포속성 및 상관관계를 정성적으로 표시하였다. 이러한 클러스터링 및 차원변환의 분석을 통하여 설계자에게 단일한 최적해를 제공하는 것이 아닌, 목적함수에 미치는 각 변수의 영향과 형상 설계시의 민감한 변수 특성 등 종합적인 설계정보의 제공이 가능하였다.

본 논문에서 제시된 최적설계시스템 및 최적해 분석방법은 다양한 분야에서 증가되고 있는 최적설계의 적용에 유효할 것으로 고려된다.

후 기

본 논문의 유한요소해석을 위한 ADVENTURE 시스템의 사용에 관한 University of Texas at Arlington의 Brain Dennis 교수와 The University of Tokyo의 Shinobu Yoshimura 교수의 조언에 감사드립니다. 또한 본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R01-2004-000-10469-0)지원으로 수행되었기에 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

(1) Lee, J.S., 2004, "Optimal Design for 3D Structures Using Artificial Intelligence: Its Application to Accelerometer," *Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, Vol. 14, No. 4, pp.

445~450.

(2) Kim, M.S and Choi, D.H., 1997, "A Study on the Treatment of a Max-Value Cost Function in Parametric Optimization," *Transactions of the KSME(A)*, Vol. 21, No. 10, pp. 1561~1570.

(3) Jeong, M.J. and Yoshimura, S., 2002, "An Evolutionary Clustering Approach to Pareto Solutions in Multiobjective Optimization," *ASME Proceedings of Design Automation Conference*, DETC2002/DAC-34048.

(4) Jeong, M.J., Dennis, B.H. and Yoshimura, S., 2003, "Multidimensional Solution Clustering and Its Application to The Coolant Passage of A Turbine Blade," *ASME Proceedings of Design Automation Conference*, DETC2003/DAC-48764.

(5) Jeong, M.J., 2003, Integrated Support System for Decision-Making in Design Optimization, Ph.D. Theis, The University of Tokyo, December.

(6) Dennis, B. H., Egorov, I. N., Sobieczky, H., Dulikravich, G.S. and Yoshimura, S., 2003, "Parallel Thermoelasticity Optimization of 3-D Serpentine Cooling Passages in Turbine Blades," *ASME Turbo Expo 2003*, ASME GT2003-38180.

(7) Nomoto, H., Konga, A., Ito, S., Fukuyama, Y., Otomo, F., Shibuya, S., Sato, M., Kobayashi, Y. and Matsuzaki, H., 1997, "The Advanced Cooling Technology for the 1500 C Class Gas Turbine: Steam-Cooled Vanes and Air-Cooled Blades," *ASME Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, Vol. 119, pp. 624~632.

(8) Krueger, U., Kusterer, K., Lang, G., Roesch, H., Bohn, D. and Martens, E., 2001, "Analysis of the Influence of Cooling Steam Conditions on the Cooling Efficiency of a Steam-Cooled Vane Using the Conjugate Calculation Technique," *ASME Turbo Expo 2001*, ASME 2001-GT-0056.

(9) Dennis, B.H., Egorov, I.N., Han, Z.X., Dulikravich, G.S. and Poloni, C., 2001, "Multi-Objective Optimization of Turbomachinery Cascades for Minimum Loss, Maximum Loading, and Maximum Gap-to-Chord Ratio," *International Journal of Turbo & Jet-Engines*, Vol. 18, No. 3, pp. 201~210.

(10) ADVENTURE Project Official Homepage, http://adventure.q.t.u-tokyo.ac.jp.

(11) Bäck, T., 1996, Evolution Algorithms in Theory and Practice, Oxford University Press, New York.

(12) Egorov, I.N., Kretinin, G.V., Leshchenko, I.A. and Kostiuk, S.S, 1999, "The Methodology of Stochastic Optimization of Parameters and Control Laws for the Aircraft Gas-Turbine Engines Flow Passage Components," ASME paper 99-GT-227.

(13) Jain, A.K. and Dubes, R.C., 1989, Algorithms for Clustering Data, Prentice-Hall, Englewood Cliffs.

(14) Baraldi, A. and Blonda, P., 1999, "A Survey of Fuzzy Clustering Algorithms for Pattern Recognition - Part I," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, Vol. 29, No. 6, pp. 778~786.

(15) Davies, D.L. and Bouldin, D.W., 1979, "A Cluster Separation Measure," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence PAMI*, Vol. 1, No. 4, pp. 224~227.

(16) Fukunaga, K. and Koonts, W.L.G., 1970, "Application of the Karhunen-Loëve Expansion to Feature Selection and Ordering," *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 19, Part C, pp. 311~318.