

유전알고리즘 및 신경회로망을 이용한 다분야통합최적설계문제의 시스템분리기법 연구

System Decomposition Techniques in Multidisciplinary Design Optimization Problems Using Genetic Algorithms and Neural Networks

김 우 석*
Kim, Woo-Suk

이 종 수**
Lee, JongSoo

요 지

다분야통합 시스템의 설계문제는 다량의 설계변수와 구속조건으로 구성되며 다수의 공학적 현상으로 연관되어 있다. 다분야통합최적설계문제를 효과적으로 다루기 위해서는 다양한 해석분야의 공학적 설계원리를 동시에 고려하여 균형 있고 유기적인 방법으로 최적의 설계를 결정하는 체계적인 설계자동화기술이 요구된다. 다분야통합설계문제를 위한 효율적인 설계방법론으로 분리기반최적화기법이 적용되는데 이 방법은 한 단위의 대규모 설계문제를 여러 개의 하부시스템으로 분리하여 독립적으로 최적화를 수행하고 각 하부시스템으로부터의 설계해 사이의 중재 및 통합화를 거쳐 최종적으로 수립된 최적설계를 찾는 방법이다. 본 논문에서는 분리기반 최적화기법을 다분야통합최적설계문제에 적용하는데 필요한 시스템분리기법을 유전알고리즘 및 다층역전파 신경회로망을 이용하여 정립하였다. 시스템분리기법을 검증하기 위해 최근 미국 Boeing사에서 개발중인 고속 민간항공기인 HSCT의 시뮬레이션기반 설계문제를 이용하였다. 대규모 설계시스템의 분리결과를 전체 설계문제의 특성을 파악하기 위한 자료로 활용되며 향후, 분리기반 최적화과정에서 최종적으로 통합된 최적설계를 탐색하는데 필요한 기반구조를 제공한다.

핵심어 : 다분야통합최적설계, 분리기반 최적화, 최적시스템분리, 전역최적화, 유전알고리즘, 신경회로망, 가중치해석, 고속 민간항공기

Abstract

Design synthesis in multidisciplinary systems is typically characterized by a large number of design variables and constraints, and involved with multiple engineering disciplines. Decomposition based optimization method is a solution to large scale coupled multidisciplinary system, wherein the original problem is decomposed into a set of smaller, more tractable subproblems. The ability to create smaller subproblems which represent the full complexity of the original problem may allow for attenuation of design complexity, and thereby contribute to a better understanding of the problem domain. The paper describes the optimal system decomposition techniques in large scale multidisciplinary optimization problems. The central building blocks in this context are genetic algorithms and neural networks, which are efficiently used for discrete optimization and guidelines for topology of problem decomposition, respectively. Numerical design data from High Speed Civil Transport was used as a test bed for this class of problems. The paper shows the optimally partitioned subproblems for subsequent use in decomposition based optimization under the environments of emergent computing techniques such as genetic algorithms and neural networks as tools for search strategies and global function approximations.

Keywords : multidisciplinary design optimization (MDO), decomposition based optimization, optimal system decomposition, global optimization, genetic algorithms, neural networks, weight analysis, high speed civil transport (HSCT)

* 학생회원 · 연세대학교 기계공학과, 석사과정
** 정회원 · 연세대학교 기계전자공학부, 조교수

· 이 논문에 대한 토론을 2000년 3월 31일까지 본 학회에
보내주시면 2000년 6월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

1. 서 론

다기능, 다목적 등의 기술적 특성을 요구하는 제품의 설계를 위해서는 다수의 공학적 현상이 연관된 통합적 다분야해석 및 설계기술이 필요하다. 즉, 다양한 해석분야의 공학적 설계원리를 동시에 고려하여 균형 있고 유기적인 방법으로 최적의 설계를 결정하는 체계적인 설계자동화기술인 다분야통합최적설계(multidisciplinary design optimization, MDO) 기술^{1),2)}이 요구된다.

전통적인 최적화방법은 목적함수, 설계변수 및 구속조건 등을 정의하는 최적화의 수학적 표현을 하나의 설계시스템으로 고려(all-in-one)하고 해석용 CAE 소프트웨어와 연결하여 최적화를 수행하는데, MDO에서는 대부분의 설계 변수들이 다수의 공학적 현상과 연관되어 있으므로 최종적으로 얻어진 최적설계해의 의미를 판정하기 어려울 뿐 아니라, 대규모의 최적설계문제인 경우, 모든 설계변수가 최적설계에 도달하기 전에 수렴하는 경우가 발생한다. 이러한 MDO 문제를 효율적으로 해결하기 위해 분리기반 최적화(decomposition based optimization)방법^{3)~5)}이 적용된다. 이 방법은 한 단위의 대규모 설계문제를 여러 개의 하부시스템으로 분리하여 독립적으로 설계를 수행하고 최종적으로 통합된 최적설계를 찾는 방법이다.

대부분의 설계문제는 연속형, 정수형 및 이산형 등의 혼합된 설계변수로 표현되며, 해석모델에 대한 지배방정식은 비선형의 특성을 내포한다. 또한, 설계공간은 불연속(disjointedness)하거나 비오목적(nonconvex)이므로 다량의 국부적 최적설계(multiple local optima)가 존재할 가능성을 갖는다. 그러므로 설계시스템의 다양성을 고려하기 위해 전역최적화(global optimization)기법이 사용되는데 유전알고리즘(genetic algorithms, GA's)과 같은 진화연산(evolutionary computing)기반 최적화기법이 대표적으로 쓰이고 있다^{6),7)}.

대부분의 수치적 최적화 문제는 CAE 및 유한요소해석 프로그램 수행과정에서 계산량이 방대하게 요구되므로 설계해를 신속하게 탐색하기 위해 함수 근사화기법이 필요하며 전역최적화기법 하에서는 다항식 또는 신경회로망(neural networks)기반 반응

표면(response surface)기법이 사용되고 있다.

본 논문에서는 분리기반 최적화기법을 MDO 문제에 적용하는데 필요한 시스템분리기법을 유전알고리즘 및 신경회로망을 이용하여 정립하였다. 시스템 분리기법을 검증하기 위해 최근 미국 Boeing사에서 개발중인 고속 민간항공기인 High Speed Civil Transport(HSCT)의 시뮬레이션기반 설계문제[8]를 이용하였다. 시스템분리를 위해 사용되는 유전알고리즘 및 신경회로망은 각각, 시스템분리의 최적화 및 설계영역의 정성적 연관관계 규명을 위한 방법으로 효과적이며, 향후 통합된 최적설계해를 탐색하는 과정에서의 최적화 및 전역함수근사화 도구로 활용될 수 있는 장점을 갖는다.

2. 분리기반 최적화기법

분리기반 최적화기법의 기본개념은 다량의 설계변수 및 구속조건으로 구성된 한 단위의 설계문제를 여러 개의 하부시스템으로 분리하는 것이다. 이후, 분리된 하부시스템간의 유기적인 관계를 고려하여 개선된 국부적 설계해를 독립적으로 탐색하고, 중재(coordination) 및 통합화(integration)를 거쳐 최종적으로 시스템 목적을 만족시키는 최적설계해를 찾는 방법이다. 이때 각 하부시스템은 서로 강한 연관관계를 갖는 설계변수 및 구속함수로 구성되며, 하나의 하부시스템은 한 단위의 설계 문제보다 적은 수의 설계변수 및 구속조건으로 구성되므로 최적화 과정을 용이하게 수행할 수 있을 뿐 아니라, 각 하부시스템에 할당된 설계변수 및 설계요구조건에 대하여 전문적 지식을 갖는 설계자가 최적설계해를 판독하는데 효과적이다.

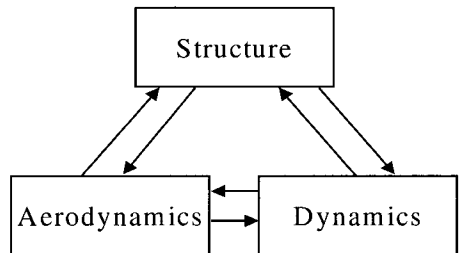


Fig. 1 Nonhierarchical system decomposition

설계문제에 있어서 분리기반 기술은 다음의 3가지로 분류할 수 있다:

- 객체적 분리 (object decomposition)
- 현상적 분리 (aspect decomposition)
- 순차적 분리 (sequential decomposition)

객체적 분리방법은 전체 설계문제를 구성하는 요소를 물리적 의미를 갖는 요소로 분할하는 것인데, 예를 들어 구조역학(structural dynamics)의 경우 질량계, 감쇠계 및 탄성계로 나누어 해석 및 설계를 수행하는 경우에 해당한다. 현상적 분리는 설계문제에서 고려되는 역학적, 공학적 현상에 따라 분리하는 경우인데, 자동차설계의 경우 필요한 분야는 구조/재료, 동역학/진동 및 열공학과 유체역학 등이다. 또한 순차적 분리방법은 설계정보의 흐름에 따라 설계변수와 반응조건의 연관성 등을 고려하여 단계별로 소규모의 설계시스템을 구성하는 경우이다.

MDO문제의 전체 설계시스템은 설계변수의 구성 및 연관된 공학적 현상에 따라 수직적(hierarchical) 또는 비수직적(nonhierarchical)체계 등, 여러 형태의 하부시스템으로 구성된다. 특히, 비수직적 체계의 하부시스템(Fig.1 참조)인 경우, 병렬연산(parallel computing)이 가능하다.

분리기반 최적화기법은 한 단위의 대규모 설계시스템을 다수의 하부시스템으로 최적분리하는 단계와 분리된 하부시스템간의 국부적 최적설계정보를 상호 증대하고 개선된 설계해를 탐색하여 전체적으로 균형된 최적설계로 통합하는 단계로 구성된다. 본 논문에서는 분리기반 최적화의 첫 번째 단계인 시스템분리를 구현하기 위해 유전알고리즘 및 신경회로망을 이용하며, 그 수학적 전개과정을 다음에 서술한다.

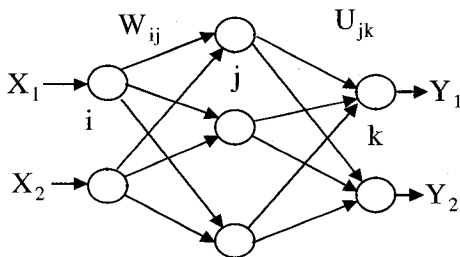


Fig. 2 Weight analysis from BPN network

3. 최적시스템 분리

3.1 가중치 해석

본 연구에서는 다층역전파신경회로망(multilayered backpropagation neural networks, BPN)을 사용하였으며, 공학해석모델의 결과로부터 얻어진 다수의 해석데이터를 이용하여 실제결과와 신경회로망으로부터 얻어진 예측결과의 차이를 최소화하는 과정을 거쳐 학습된 신경회로망을 얻게된다. BPN은 전역함수근사화를 위한 대체모델로 사용될 수 있을 뿐 아니라, 회로망 사이에 존재하는 상호연결가중치행렬(interconnection weight matrix)로부터 전체 설계공간에서의 입출력 데이터의 흐름을 파악하여 설계변수와 반응함수 사이의 인과관계(causality)를 정성적으로 분석함으로써 전역민감도(global sensitivity)에 대한 정보를 제공하는 가중치해석행렬(weight analysis matrix)을 생성할 수 있다.

가중치해석방법을 전개하기 위한 모델로서 Fig.2와 같이 한 개의 은닉층(hidden layer)을 갖는 BPN을 고려한다. Fig.2에서 w_{ij} 및 u_{jk} 는 각각, 입력층-은닉층 및 은닉층-출력층간의 상호연결가중치이다. 상호연결가중치의 크기는 데이터정보의 흐름을 나타내기 위해 사용되는데, i-번째 입력층 뉴런(neuron)으로부터 j-번째 은닉층 뉴런에 전달되는 신호(signal)인 f_{ij} 는 아래와 같이 표현된다.

$$S_j = \sum_{i=1}^N |w_{ij}| \tag{1}$$

$$f_{ij} = \frac{|w_{ij}|}{S_j} \tag{2}$$

여기서, S_j 는 입력층의 모든 뉴런과 은닉층의 j-번째 뉴런사이에 존재하는 가중치 크기의 합이다. 만일, 출력신호가 k-번째 출력층으로부터 시작되는 경우, j-번째 은닉층 뉴런으로부터의 신호는 $|u_{jk}|$ 와 곱해지고 은닉층의 여러 개의 다른 뉴런을 고려한 전체 신호의 합은 아래의 식과 같이 계산된다.

$$\eta_{ik} = \sum_{j=1}^n \frac{|w_{ij}| \cdot |u_{jk}|}{S_j} \tag{3}$$

식(3)은 입력층의 i-번째 뉴런으로부터 전달된 신호

에 의한 결과이며, 입력층의 전체 뉴론에 대한 신호의 합은 식(4)와 같이 H_k 로 표현된다. 이를 바탕으로, 입력층의 i -번째 뉴론과 출력층의 k -번째 뉴론사이의 관계인 가중치행렬 T_{ik} 는 식(5)로 주어진다.

$$H_k = \sum_{i=1}^N \eta_{ik} \quad (4)$$

$$T_{ik} = \frac{\eta_{ik}}{H_k} \quad (5)$$

식(5)를 정규화(normalization)시키면 입력층의 i -번째 뉴론과 출력층의 k -번째 뉴론사이의 정상적인과관계를 나타내는 가중치행렬식이 얻어지는데, 그 결과는 식(6)으로 주어진다.

$$t_{ik} = \frac{T_{ik}}{\sum_{i=1}^N T_{ik}} \quad (6)$$

훈련된 BPN을 이용하여 임의의 입력층 뉴론과 출력층 뉴론사이의 관계를 가중치행렬 $[t]$ 로 표현하였으며, 설계문제의 경우, 각각, 설계변수와 반응함수(설계요구조건 또는 구속함수 등)사이의 연결정도를 식(6)을 통해 얻을 수 있다. 즉, 가중치행렬 $[t]$ 의 계수가 상대적으로 큰 값인 경우, 그 위치에 해당하는 설계변수와 출력변수는 강한 연관관계를 갖고 있으며, 상대적으로 작은 값인 경우에는 연관관계가 미약하다고 판단할 수 있다.

이러한 가중치해석이 분리기법 설계방법론에 적용될 경우, 대규모의 단일 설계시스템을 분리하는 기초적 자료로 사용될 수 있다. 즉, 가중치해석에 의한 행렬식은 서로 강한 연관관계를 갖는 설계변수와 반응함수로 이루어진 다량의 소규모 하부시스템을 구성하는데 유용한 정보를 제공한다.

3.2 시스템분리 최적화

가중치해석 결과인 식(6)은 설계변수와 반응함수간의 영향관계를 normalized된 수치로 표현하는데 설계변수 및 반응함수의 수가 적은 경우, 상호 연관성의 정도를 용이하게 구분하여 적절히 분리할 수

있으나, 대규모 설계문제인 경우에는 식별하기 어렵다. 예를 들어, 6개의 입력변수와 9개의 출력변수로 구성된 문제를 BPN을 통하여 훈련된 모델을 생성하고, 앞서 기술한 가중치해석에 의해 얻은 결과가 Table 1(a)와 같다고 가정하자. 이 경우에는 비교적 적은 양의 변수들로 구성되어 있으므로 쉽게 분리가 가능하며, 3개의 하부시스템으로 분리하면, Table 1(b)와 같은 결과를 예상할 수 있다.

Table 1(a) Weight matrix

	Y1	Y2	Y3	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8	Y9
X1	8	7	9	2	1	3	2	1	1
X2	7	8	8	2	1	2	1	1	1
X3	1	2	2	8	9	9	1	2	1
X4	1	1	2	9	9	9	1	1	2
X5	2	1	1	1	1	2	9	8	7
X6	2	2	1	1	1	1	9	9	7

Table 1(b) Partitioned subsystems

	Y4	Y5	Y6	Y7	Y8	Y9	Y1	Y2	Y3
X3	8	9	9	1	2	1	1	2	2
X4	9	9	9	1	1	2	1	1	2
X5	1	1	2	9	8	7	2	1	1
X6	1	1	1	9	9	7	2	2	1
X1	2	1	3	2	1	1	8	7	9
X2	2	1	2	1	1	1	7	8	8

만일, 설계시스템의 규모가 방대하고, 다분야 공학적 현상간의 연성정도가 큰 경우에는 경험적인 판단에 의해 시스템분리를 수행할 수 없으므로, 수식화된 표현을 적용하여 전체 시스템을 최적의 상태로 분리해야 한다.

BPN으로부터 얻은 가중치행렬 $[t]$ 를 기초로 하여, 설계시스템을 K 개의 하부시스템으로 분리할 경우(여기서, $2 \leq K \leq NCON$ 이며, $NCON$ 은 전체 설계문제에 대한 반응함수 또는 구속함수의 개수이다.), 다음의 조건을 만족해야 한다.

- 조건-1. 상호 연관성이 강한 설계변수 x_i 와 반응함수 g_j 로 하부시스템 G_k 를 구성한다.
- 조건-2. 각 하부시스템에 할당되는 가중치행렬의 계수 크기의 편차가 작아야 한다.

조건-3. 각 하부시스템 내에 속하는 설계변수 및 구속함수의 개수를 비슷하게 유지한다.

우선, 조건-1을 수식으로 표현하기 위해 grouping identification matrix, V_{ij} 를 정의한다.

$$V_{ij} = 1 \quad \text{if } x_i \in G_k \quad (7-1)$$

$$V_{ij} = 0 \quad \text{if } x_i \notin G_k \quad (7-2)$$

또한, 식(7)의 관계를 이용하여 다음의 성능 측정치(performance measure, PM)를 정의한다.

$$PM = \sum_{i=1}^{NDV} \sum_{j=1}^{NCON} \frac{A_{ij}}{z_i} \quad (8)$$

$$A_{ij} = V_{ij} \cdot t_{ij} \quad (9)$$

여기서, NDV 는 설계변수 x_i 의 개수이며, 특정 하부시스템에 속하는 변수에 대해서만 그 가중치를 할당하도록 scalar product로 A_{ij} 를 계산한다. 또한, 평균화를 위해 A_{ij} 행렬의 i -번째 행(row)에서의 영이 아닌 값의 개수인 z_i 를 추가하였다.

조건-2를 표현하기 위한 행렬계수간의 표준편차는 식(10)으로 나타낼 수 있다.

$$DEV_k = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{NDV} \sum_{j=1}^{NCON} (G_{ij} - avg(G_k))^2}}{NDV_k \times NCON_k} \quad (10)$$

여기서, NDV_k 는 하부시스템 G_k 에 속하는 설계변수의 개수이고, $NCON_k$ 는 G_k 에 속하는 반응함수의 개수이다. 그리고 G_{ij} 는 G_k 의 행렬계수이고, $avg(G_k)$ 는 G_k 내의 nonzero 가중치행렬 계수의 평균값을 나타낸다.

조건-3 및 식(7)-(10)을 이용하여 시스템분리를 위한 최적화문제를 구성 할 수 있는데, 수학적 표현은 다음과 같다.

$$\text{minimize } f = \frac{\alpha}{PM} + \beta \sum_{k=1}^K DEV_k \quad (11)$$

subject to

$$\begin{aligned} N(g_j)^{L_k} &\leq N(g_j)_{G_k} \leq N(g_j)^{U_k} \\ N(x_i)^{L_k} &\leq N(x_i)_{G_k} \leq N(x_i)^{U_k} \end{aligned} \quad (12)$$

목적함수 f 는 조건-1을 최대화하고 조건-2를 최소화하도록 다중목적함수(multiobjective function)로 설정되었으며, 계수 α 및 β 는 각 목적함수의 weighting factor이다. 조건-3은 시스템분리문제의 최적화를 위한 구속조건-3의 형태로 표현되었다. 여기서, $N(x_i)_{G_k}$ 및 $N(g_j)_{G_k}$ 는 각각, 하부시스템에 속하는 설계변수 및 반응함수의 개수를 의미한다.

시스템분리의 최적화를 위한 탐색기법으로 유전 알고리즘(9)을 사용하였는데, 그 이유는 식(7)의 V_{ij} 가 최적화과정동안 0 또는 1이 반복적으로 변화하므로 이러한 0-1 형태의 이산변수 최적화(0-1 type discrete optimization)기법으로 적절하기 때문이다.

3.3 HSCT 적용사례

대규모 MDO 설계시스템의 최적시스템분리 적용사례로서 Fig.3에 나타난 HSCT⁽¹⁰⁾를 고려하였다. 본 예제는 Boeing사에서 개발중인 차세대 초고속민간항공기에 대한 시뮬레이션기반 설계데이터로서 NASA에서 MDO 적용연구를 위한 벤치마킹으로 제공하고 있다. HSCT 최적화는 공기역학적, 비행역학적 성능에 관련된 68개의 설계구속조건하에서 항공기 이륙 초기의 총 무게를 정의하는 TOGW(take-off gross

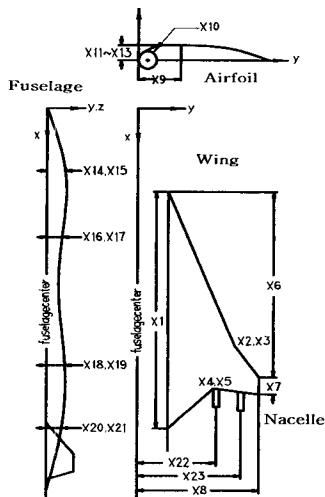


Fig. 3 Geometry for 25-variable HSCT⁽¹⁰⁾

weight)를 최소화하기 위해 날개 및 익형의 형상, 꼬리날개의 면적, 엔진의 설치위치 및 동체의 형상 등에 관련된 25개의 설계변수를 결정하는 전형적인 MDO 문제로 구성된다.

4. 결과 및 고찰

앞서 기술된 시스템분리기법을 대규모 HSCT 예제에 적용하였다. 먼저 25개의 입력설계변수와 41개의 출력반응함수로 이루어진 HSCT 설계데이터로부터 훈련된 BPN을 생성하였다. HSCT를 위한 각 25개의 설계변수는 Fig.3 및 Table 2와 같으며, 반응함수 및 목적함수 등은 참고문헌⁸⁾에 주어져 있다. NASA에서 제공하는 2,490개의 설계데이터 중, 1,200개를 훈련데이터로 선정하였고 2 개의 은닉층을 갖는 BPN 모델을 구성하였다. 학습화과정으로 얻어진 BPN을 바탕으로 식(1)-(6)을 통해 가중치 행렬을 계산하고, 시스템분리를 위한 최적화를 유전알고리즘을 이용하여 수행하였다. 본 연구에서는 분리기법 다분야통합설계시스템의 효용성을 보이기 위한 예로서 전체 시스템을 3 개로 분리하였는데, 최적화에 필요한 입력매개변수들은 다음과 같다.

$\alpha = 4, \beta = 2.63034$	
$N(x_i)^{L^*} = 8$	$N(g_i)^{L^*} = 13$
$N(x_i)^{U^*} = 9$	$N(g_i)^{U^*} = 15$

시스템분리의 최적화는 각 하부시스템내의 행렬 계수의 합의 평균값을 최대화하는 동시에 표준편차는 최소화하는 경우와, 평균값만을 최대화하는 두 가지 경우로 고려하였다. 이는 HSCT 설계데이터 경우에 가중치행렬의 각 계수들이 대부분 0.0~5.0(약한 연성정도)사이의 값을 가지는 데 비해, 몇 개의 경우에는 12.0(강한 연성정도)이상의 값을 가지는 것들이 있었다. 즉, 신경회로망을 통해 얻은 가중치행렬 값들이 각각의 입력변수와 출력변수간의 인과관계를 나타내기 때문에 큰 값을 가질수록 보다 상호 연관성이 높다고 볼 수 있다. 그러나, 표준편차를 최소화하는 항목을 목적함수에 포함시킨 Table 3의 경우, 다중목적함수의 구성상의 문제 등으로 인해 상호 연관된 입·출력변수들이 같은 하부시스템으로

Table 2 HSCT - 25 design variables

No	Description
1	wing root chord
2	leading edge break, x
3	leading edge break, x
4	trailing edge break, x
5	trailing edge break, x
6	leading edge of wing tip, x
7	tip chord
8	wing semi-span
9	chordwise location of max t/c
10	airfoil t/c at root
11	airfoil t/c at leading edge break
12	airfoil t/c at tip
13	fuselage restriction 1, x
14	fuselage restriction 1, r
15	fuselage restriction 2, x
16	fuselage restriction 2, r
17	fuselage restriction 3, x
18	fuselage restriction 3, r
19	fuselage restriction 4, x
20	fuselage restriction 4, r
21	nacelle 1,
22	nacelle 2,
23	mission fuel
24	vertical tail area
25	horizontal tail area

모이지 못하는 결과를 생성하였다. 그 이유는 BPN의 가중치 해석을 통해 얻어진 정성적 가중치행렬의 계수 값들이 대부분 10.0 이하의 값으로 이루어져 있으므로 Table 3의 결과에서는 표준편차가 상대적으로 작은 계수의 조합에 의해 분리시스템의 대각행렬이 구성되었다. 따라서 평균값만을 최대화하는 최적화문제를 고려하였고 그 결과, Table 4에서와 같이 유사한 개수의 설계변수와 반응함수로 구성되는 3개의 하부시스템으로 분리되었다. 생성된 분리시스템을 검토하면, 가중치행렬의 계수 값이 12.0 이상인 경우가 10개이며 그 중, 9개의 값들이 각 하부시스템 내로 포함되는 좋은 결과를 보여 주고 있다. Table 4의 결과에서 X8과 Y32에 해당하는 조합이 대각행렬내의 하부시스템에 포함되지 않은 것은 각

Table 3 System decomposition result for HSCT(MEAN + DEV)

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22	X23	X24	X25
TOGW	5.886	4.37	7.348	10.413	8.975	7.041	4.778	5.358	3.102	4.287	3.107	4.15	3.342	3.24	3.543	3.404	5.002	1.858	0.88	1.382	1.593	3.408	2.553	1.87	1.472
Y0	5.83	4.358	7.305	10.48	8.289	7.189	4.575	5.424	3.225	4.054	2.989	3.985	3.474	3.307	3.611	2.955	4.845	1.84	0.77	1.374	1.511	3.45	2.402	1.884	1.39
Y1	5.908	4.298	7.278	10.4	8.414	5.8	3.33	4.181	3.027	3.888	3.319	3.319	3.613	2.982	4.826	1.827	0.786	1.374	1.508	3.434	2.57	1.859	1.458		
Y18	5.894	4.25	7.114	10.79	8.089	6.771	4.843	5.887	3.222	4.022	2.971	4.218	3.545	3.408	3.517	3.155	4.826	1.887	0.817	1.389	1.608	3.514	2.442	1.893	1.385
Y17	5.826	4.603	7.131	10.73	8.138	6.222	4.888	5.822	3.234	4.088	3.005	4.234	3.454	3.37	3.472	3.178	4.782	1.703	0.811	1.391	1.617	3.533	2.438	1.886	1.38
Y19	5.954	4.49	7.1	10.87	8.226	6.745	4.855	5.988	3.221	4.108	3.005	4.178	3.41	3.309	3.478	3.185	4.777	1.894	0.811	1.381	1.612	3.507	2.387	1.877	1.393
Y28	5.962	4.189	8.004	10.84	8.41	6.823	4.952	5.888	3.36	4.092	2.956	4.045	3.409	3.111	3.48	2.978	4.705	1.818	0.778	1.343	1.588	3.391	2.471	1.919	1.384
Y28	6.068	4.298	8.061	9.227	8.117	5.777	4.11	6.093	4.008	4.433	2.983	4.075	3.532	3.473	3.605	3.028	4.850	1.561	0.831	1.375	1.743	3.38	2.731	1.776	1.684
Y31	5.69	4.3	8.008	9.595	8.875	7.249	5.208	5.592	3.361	3.828	2.938	3.912	3.044	3.144	3.38	3.117	4.856	1.784	0.727	1.483	1.391	3.402	2.437	2.022	1.373
Y33	5.798	4.25	7.645	10.32	7.904	7.885	4.884	5.229	3.273	4.081	3.681	4.074	3.008	3.158	3.733	2.824	4.743	1.584	0.728	1.383	1.571	3.234	2.47	1.899	1.483
Y37	6.128	4.414	8.144	10.73	8.484	7.652	3.837	5.732	3.1	4.011	2.634	3.905	3.417	4.091	3.534	2.825	4.704	1.546	0.74	1.259	1.518	3.392	3.504	1.698	1.43
Y38	5.688	4.227	8.51	9.285	8.727	7.183	5.082	5.505	3.534	4.037	2.998	4.358	3.052	3.237	3.422	3.005	4.648	1.733	0.721	1.438	1.887	3.605	2.781	1.931	1.419
Y40	5.615	4.214	8.503	9.289	8.688	7.088	4.983	5.510	3.575	4.122	3.079	4.378	3.019	3.257	3.462	2.986	4.624	1.692	0.724	1.429	1.856	3.538	2.792	1.989	1.458
Y2	5.834	4.528	7.337	11.45	8.075	8.605	4.513	5.592	3.075	4.074	2.898	4.281	3.481	3.404	3.529	3.235	4.888	1.714	0.849	1.359	1.689	3.542	2.278	1.865	1.388
Y5	5.958	4.458	7.622	11.26	8.179	8.717	4.498	5.592	3.111	4.118	2.933	4.212	3.578	3.398	3.548	3.204	4.866	1.69	0.84	1.359	1.652	3.5	2.34	1.95	1.398
Y6	5.989	4.359	7.77	11.25	8.153	8.884	4.487	5.612	3.114	4.101	2.922	4.203	3.577	3.408	3.539	3.209	4.859	1.683	0.839	1.381	1.648	3.502	2.34	1.951	1.396
Y8	5.953	4.327	8.328	10.4	8.071	7.655	4.527	5.843	3.017	3.902	2.910	4.089	3.61	3.462	3.58	3.037	4.884	1.684	0.781	1.407	1.483	3.398	2.574	1.871	1.398
Y9	5.918	4.363	8.887	10.12	8.023	8.951	4.715	5.831	3.081	3.84	2.909	4.062	3.42	3.47	3.441	3.032	4.787	1.689	0.763	1.423	1.514	3.32	2.658	1.927	1.389
Y10	5.609	4.377	8.28	10.38	7.997	8.824	4.295	5.287	3.059	4.33	3.118	3.881	3.018	2.993	3.683	2.818	4.769	1.528	0.733	1.34	1.527	3.138	2.289	1.758	1.435
Y11	5.827	4.389	8.327	11.14	8.193	8.189	4.287	5.727	3.009	3.983	2.89	4.058	3.688	3.418	3.508	2.812	4.884	1.638	0.78	1.349	1.592	3.477	2.351	1.84	1.343
Y12	6.01	4.345	8.391	10.19	8.189	7.127	4.395	5.744	3.027	4.042	2.88	3.972	3.535	3.417	3.8	2.887	4.9	1.618	0.781	1.349	1.554	3.448	2.518	1.834	1.416
Y13	5.97	4.212	8.888	11.31	8.088	8.833	4.478	5.616	3.102	4.092	2.963	4.273	3.621	3.424	3.532	3.214	4.861	1.7	0.844	1.358	1.678	3.529	2.307	1.855	1.388
Y14	5.835	4.52	7.708	11.3	8.085	8.611	4.498	5.615	3.102	4.091	2.912	4.281	3.612	3.42	3.523	3.218	4.867	1.705	0.842	1.348	1.675	3.534	2.329	1.859	1.384
Y15	4.919	4.042	7.25	11.382	5.732	7.301	1.277	3.711	3.44	5.354	3.088	1.428	3.607	3.12	3.931	1.844	4.755	1.881	0.737	1.371	1.474	3.521	2.559	1.898	1.391
Y25	5.762	4.079	8.243	10.48	8.804	7.51	4.888	5.930	3.24	4.048	2.927	3.882	3.283	3.342	3.574	3.014	4.755	1.881	0.737	1.371	1.474	3.521	2.559	1.898	1.391
Y25	5.82	4.364	8.893	9.888	8.325	7.91	4.94	5.714	3.076	3.839	2.792	4.018	3.38	3.405	3.42	3.055	4.78	1.78	0.741	1.428	1.46	3.858	2.652	1.931	1.334
Y30	5.99	4.227	8.337	10.07	7.937	7.328	4.558	5.594	3.084	4.327	3.083	3.858	3.375	3.121	3.721	2.857	4.933	1.617	0.771	1.41	1.5	3.343	2.438	1.849	1.513
Y38	5.498	4.123	7.887	11.82	8.638	8.047	4.512	5.211	3.227	4.075	2.848	3.897	3.254	3.025	3.82	2.915	4.933	1.526	0.749	1.305	1.538	2.252	2.41	1.77	1.384
Y1	3.904	2.52	5.188	7.029	4.352	8.858	2.509	1.626	3.823	0.168	1.747	8.481	2.778	1.853	2.922	3.895	2.717	1.595	0.934	1.978	3.094	4.659	2.622	1.882	1.747
Y7	5.324	3.352	8.878	10.48	8.134	7.673	4.56	5.775	3.324	3.985	2.845	3.928	3.451	4.427	3.585	3.011	4.818	1.649	0.776	1.398	1.491	3.423	2.543	1.876	1.396
Y16	5.94	4.44	7.738	11.22	8.048	8.55	5.824	5.824	3.111	4.075	2.914	4.288	3.612	3.433	3.528	3.214	4.852	1.705	0.843	1.366	1.676	3.53	2.355	1.883	1.391
Y16	6.005	4.828	7.877	11.59	8.287	8.42	4.44	5.485	3.171	4.215	2.995	4.057	3.481	3.312	3.511	3.187	4.788	1.637	0.829	1.337	1.607	3.428	2.45	1.802	1.377
Y21	5.411	4.302	8.233	11.08	8.827	7.746	4.608	5.338	3.243	4.024	2.983	3.825	3.249	3.241	3.657	2.948	4.887	1.628	0.738	1.358	1.444	3.39	2.49	2.49	1.502
Y23	5.258	4.262	8.888	1.127	8.838	8.38	8.807	2.008	3.833	1.149	0.988	1.168	1.663	1.035	2.702	2.803	4.874	0.829	0.883	0.928	1.284	1.65	1.517	1.64	1.416
Y24	1.808	0.635	1.945	5.881	4.587	2.181	2.635	3.168	1.055	1.244	4.451	3.247	11.47	5.117	2.34	1.093	3.073	1.571	0.574	0.351	0.351	1.509	1.609	1.714	2.889
Y27	5.275	3.062	8.24	5.225	4.578	2.884	2.533	3.034	1.195	2.444	0.777	3.032	1.787	2.321	3.652	1.931	4.801	0.774	0.573	0.351	0.351	1.509	1.609	1.714	2.889
Y28	4.85	7.128	8.883	2.585	0.81	5.989	3.364	3.034	3.777	1.552	4.187	1.113	7.305	1.429	1.155	1.887	1.803	2.162	2.002	2.172	3.022	2.987	5.192	4.722	
Y28	4.038	2.089	2.813	7.894	2.917	2.813	3.112	4.088	0.983	2.869	3.82	8.615	3.428	2.888	2.743	2.22	2.42	1.409	1.142	3.288	3.304	2.288	2.888	1.789	
Y34	1.528	0.107	3.228	8.058	3.513	8.255	2.659	5.12	4.077	2.935	4.819	1.405	3.52	3.201	4.135	2.281	2.041	2.217	4.827	3.517	9.194	2.704	4.742	4.816	3.833
Y35	5.199	4.288	10.87	9.835	9.511	8.535	5.525	5.279	3.923	4.049	3.428	7.105	3.02	3.134	3.479	2.827	4.218	1.742	0.889	1.429	2.863	3.638	2.748	2.048	1.347
Y38	1.882	2.488	3.683	3.347	3.322	4.511	1.553	2.824	2.148	2.708	2.048	10.59	7.244	3.079	4.156	3.581	1.291	1.894	2.795	3.19	2.368	8.186	3.697	1.237	

Table 4 System decomposition result for HSCT(MEAN only)

	X5	X6	X11	X12	X14	X15	X21	X22	X24	X1	X2	X3	X4	X7	X8	X10	X13	X9	X16	X17	X18	X19	X20
--	----	----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	----	----	----	----	----	----	-----	-----	----	-----	-----	-----	-----	-----

하부시스템에 속하는 설계변수 및 구속조건의 개수에 대한 제한 조건인 식(12)가 시스템분리 최적화 문제에 적용되었기 때문이다.

시스템분리의 결과를 바탕으로 각 하부시스템을 구성하는 주요 설계변수 및 구속함수를 Table 5에 표시하였다. 하부시스템-1은 엔진위치, 날개형상, 동체모양 등에 관련된 혼합, 연성된 설계변수와 동체 및 날개성능을 조절하는 설계요구조건들로 이루어졌으며 특히, 목적함수인 TOGW가 포함되어 있다. 하부시스템-2에는 주로 날개형상에 관련된 설계변수들과 이륙단계에 필요한 비행성능에 관련된 요구조건들이 속해있으며, 하부시스템-3에서는 주로 동체모양에 관련한 설계변수 및 구속함수들과 날개에 부착되는 엔진의 위치에 관한 구속함수가 포함되어 있다.

시스템분리에 의한 결과중의 하나로서, 전체 설계문제를 다음과 같은 설계체계로 구성할 수 있다. 목적함수인 TOGW 및 날개와 동체에 관련된 설계변수가 다량으로 혼합되어 있는 하부시스템-1을 상부 단계의 설계시스템으로 설정한다. 그 하부 단계에는 날개형상에 관련된 변수의 일부분으로 이루어진 하부시스템-2와 동체형상 및 엔진위치 등에 관련된 변수의 일부분으로 이루어진 하부시스템-3이 존재하는데, 이때, 하부시스템-2와 하부시스템-3은 서로 수평적, 비수직적 체계를 이룬다. 즉, 3개의 하부시스템은 전체적으로 수직적-비수직적인 혼합된 설계형태로 표현된다. 이러한 분리 기반 설계체계 흐름도를 간략하게 나타내면 Fig.4와 같다.

본 연구에서는 전체의 설계시스템을 3개의 하부

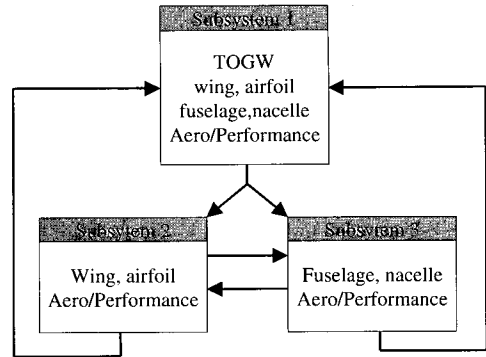


Fig. 4 Decomposition based design flow of HSCT problem

시스템으로 분리된 설계구조의 결과를 제시하였으나, 설계자의 판단 등에 따라 3개 이상의 하부시스템으로 구성할 수 있다. 이 경우, 각 하부시스템에 속하는 설계변수 및 구속조건의 조합은 다르게 나타날 것으로 예상된다. 만일, 분리된 하부시스템의 개수에 대한 제한이 없는 경우에 대해서는 HSCT와 같이 대규모 다분야통합설계문제를 효율적으로 수행할 수 있도록 분리된 하부시스템의 개수를 최적화할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 전역최적화 및 근사화모델의 도구인 유전알고리즘 및 신경회로망을 이용하여 대규모 MDO 문제의 분리기반 최적화를 위한 시스템분리기법을 제시하였다. 공기역학적, 비행역학적 성능 등, 다분야의 공학적 현상이 연관된 고속 민간항공기인 HSCT의 설계데이터를 적용하여 시스템분리기법의 유효성을 검증하였다. 신경회로망을 통해 설계영역내의 설계변수와 반응함수사이의 인과관계를 정성적으로 분석하여 가중치행렬을 구하였고, 유전알고리즘을 이용하여 대규모 시스템을 여러 개의 하부시스템으로 최적분리를 하였으며, 그 결과로부터 HSCT 문제의 설계 흐름도를 구성하였다. 이러한 결과는 전체 설계시스템의 문제특성을 파악하기 위한 자료로 활용되며 향후, 분리기반 최적화과정에서 최종적으로 통합된 최적설계를 탐색하는데 필요한 기반구조를 제공한다.

Table 5 Design decomposition

sub-system	design variables	constraints
1	TE Break Airfoil t/c at tip Fuselage restriction Nacelle #1,2 Vertical tail area, etc.	TOGW Landing section ≤ 2.0 Fuselage: Xrest1 ≥ 5ft required engine thrust ≤ available thrust, etc.
2	Wing root chord Wing semi span Air t/c at root, etc.	Landing section ≤ 2.0 Tail deflection ≤ 22.5 for landing...
3	Fuselage restriction Mission fuel, etc.	Nacelle #1,y ≥ side-of-body, etc.

감사의 글

이 연구는 한국과학재단 지정 최적설계신기술연구센터(Center of Innovative Design Optimization Technology, iDOT)의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

참고 문헌

1. J. Sobieski, *Multidisciplinary Design Optimization: An Emerging New Engineering Discipline*, World Congress on Optimal Design of Structural Systems, Brazil, 1993
2. R.H Tolson and J. Sobieski, "Multidisciplinary Analysis and Synthesis: Needs and Opportunities", AIAA Paper No. 85-0584, 1985
3. J. Sobieski, "A Linear Decomposition Method for Large Optimization Problems-Blueprint for Development", NASA TM-83248, 1982
4. J. Sobieski, "Optimization by Decomposition: A Step from Hierarchic to Non-Hierarchic Systems", NASA CP-3031, 1988
5. J. Lee, "Genetic Algorithms in Multi-disciplinary Design of Low Vibration Rotors", Ph.D. Dissertation in Mechanical Engineering, Rensselaer Polytechnic Institute, Troy, New York, 1996
6. 이종수, "유전알고리즘을 이용한 보강된 복합재 패널의 설계", 1998년도 추계 기계학회 학술대회 논문집, 영남대학교, pp.957-962, 1998
7. 이종수, 김승진, "유전알고리즘기반 구조설계문제의 최적화 개선에 관한 연구", 1998년도 추계 정밀공학회 학술대회 논문집, 서울시립대학교, pp.837-840, 1998.
8. V.O. Balabanov, "Development of Approximations for HSCT Wing Bending Material Weight Using Response Surface Methodology", Ph.D. Dissertation in Aerospace Engineering, Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, 1997
9. P. Hajela, "Genetic Search - An Approach to the Nonconvex Optimization Problem", *AIAA Journal*, Vol. 26, No. 7, July, pp.1205-1210, 1990
10. NASA-MDOB, "Test Suite Problem 2.1-HSCT Data", NASA Langley Research Center, Hampton, VA, 1996

(접수일자 : 1999. 4. 19)