

다목적 유전알고리즘을 이용한 시스템 분해 기법

박형욱* · 김민수** · 최동훈†

(2002년 4월 22일 접수, 2003년 2월 17일 심사완료)

A System Decomposition Technique Using A Multi-Objective Genetic Algorithm

Hyung-Wook Park, Min-Soo Kim and Dong-Hoon Choi

Key Words : Multidisciplinary Design Optimization(다분야통합최적설계), Design Structure Matrix(설계구조행렬), Collaborative Optimization(협동최적설계), Multi-Objective Genetic Algorithm(다목적 유전알고리즘)

Abstract

The design cycle associated with large engineering systems requires an initial decomposition of the complex system into design processes which are coupled through the transference of output data. Some of these design processes may be grouped into iterative subcycles. In analyzing or optimizing such a coupled system, it is essential to determine the best order of the processes within these subcycles to reduce design cycle time and cost. This is accomplished by decomposing large multidisciplinary problems into several sub design structure matrices (DSMs) and processing them in parallel. This paper proposes a new method for parallel decomposition of multidisciplinary problems to improve design efficiency by using the multi-objective genetic algorithm and two sample test cases are presented to show the effect of the suggested decomposition method.

기호설명

- d_i : 분야의 적합 구속조건
- X^0 : 시스템 단계의 목적변수
- f_k : 전방연관(forward coupling)
- b_k : 후방연관(backward coupling)
- c_u : 상부연관(upper coupling)
- c_l : 하부연관(lower coupling)
- p_j^i : i 번째 하부시스템내의 j 번째 분야
- N_i : 전체 분야 개수
- N : 전체 하부시스템 개수

1. 서론

여러 분야의 공학적 원리들을 동시에 고려하여 균형 있고 유기적인 방법으로 설계를 수행하기 위해서는 다분야를 동시에 고려한 설계해의 최적화가 긴요하며, 이를 실현시킬 수 있는 최적설계신기술이 다분야통합최적설계 (Multidisciplinary Design Optimization, MDO)⁽¹⁻³⁾이다. 이러한 다분야통합최적설계에서는 여러 분야간의 다양한 데이터 입출력 관계들이 서로 연관(coupling)된 형태로 모델링 되며 이러한 예는 구조해석, 유동해석, 동역학해석 등의 다분야를 동시에 고려해야 하는 경우나 자동차, 항공기의 설계절차 등에서 쉽게 발견된다. 따라서 다분야통합최적설계 분야에서는 다양한 설계조건과 복잡한 설계절차를 고려한 설계해의 최적화가 중요한 문제로 대두되고 있다. 그리고, 다분야통합최적설계 기법은 설계의 효율성이나 비용을 고려할 때 기존 설계방법에 비해 많

* 한양대학교 대학원 기계설계학과

** 한양대학교, 최적설계신기술연구센터

† 책임저자, 회원, 한양대학교, 최적설계신기술연구센터 소장

E-mail : dhchoi@hanyang.ac.kr

TEL : (02)2290-0478 FAX : (02)2290-1639

은 이점을 가지는 것으로 알려져 있다.

그러나 여러 분야가 복잡하게 연관되어 있는 경우에 이를 어떠한 설계절차를 거치는 몇 개의 하부 설계구조행렬 (Sub Design Structure Matrix, Sub-DSM)로 분해하여야 다분야통합최적화 방법론에 적합한가에 대한 문제가 있으며 이에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다.⁽⁴⁻⁸⁾ 이에 대한 연구로 Rogers⁽⁹⁻¹²⁾는 전체시스템을 구성하는 여러 분야간의 연관관계를 설계구조행렬(Design Structure Matrix, DSM)로 구성한 후 시스템 내의 후방연관을 유전알고리즘을 이용하여 최소화하였다. 이에 반해 Mitsuo 와 Runwei⁽¹³⁾ 그리고 Altus⁽¹⁴⁾ 등은 다분야통합설계문제를 스케줄링함과 동시에 병렬처리를 위해 전체 시스템을 몇 개의 하부시스템으로 나누고자 하였으나 설계자의 경험에 의하여 분류한다는 한계가 있었다. 박형욱⁽¹⁵⁾ 등은 이러한 한계를 극복한 자동화된 병렬처리기반 분해기법을 제안하였다.

이와 같은 연구들은 시스템의 설계절차에 대한 해를 하나만 제시하는 특성이 있다. 그러나 설계절차의 효율성을 판별하는 기준이 여러 가지이므로 다목적 최적화문제의 특성상 최적의 설계절차는 파레토 집합의 형태로 나오게 된다. 본 논문에서는 박형욱 등의 연구를 기반으로 하여 다분야통합최적화 방법론을 적용할 수 있는 최적의 설계절차를 나타내는 파레토 집합을 구하는 방법(Genetic Algorithm for Simultaneously finding Pareto Optima)을 제안하고 이를 다분야통합최적설계 문제의 시스템 분해 기법에 적용하고자 한다.

이 논문의 2 장에서는 시스템분해기법에 대하여 설명하고 3 장에서는 새로 개발한 다목적 유전알고리즘인 GASPO(Genetic Algorithm for Simultaneously finding Pareto Optima)에 대하여 기술하며, 4 장에서는 GASPO 를 시스템분해기법에 적용한 예를 제시한다.

2. 시스템 분해기법

2.1 순차분해법

설계구조행렬은 Steward⁽¹⁶⁾에 의해 개발된 표기법으로 해석 분야간의 연관관계를 행렬을 이용하여 나타낸 것으로서 행렬요소의 값은 $DSM(i, j)$ 와 같이 나타낸다. 즉, $DSM(i, j)$ 의 값은 설계구조행렬 상에서 i 번째 분야의 해석결과가 j 번째 분야의 입력값으로 주어지면 1을 가지며, 그렇지 않은 경우에는 0으로 주어진다(Fig. 1). 여기서 p_i 는 i 번째 해석분야를 나타낸다.

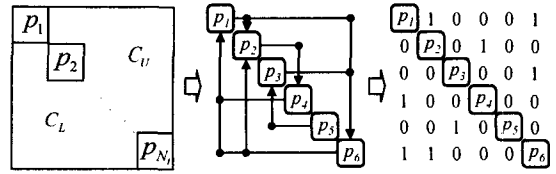


Fig. 1 Design Structure Matrix

순차분해법은 이와 같이 표현된 설계구조행렬에서 반복연산을 유발하는 후방연관(C_L)을 줄이기 위하여 분야들의 순서를 재배열하는 방법으로서 Rogers,⁽⁹⁻¹²⁾ Altus⁽¹⁴⁾ 등이 유전알고리즘을 이용하여 구현하였다. 그러나 다분야통합최적설계의 관점에서 볼 때 Rogers가 적용한 순차분해법은 전체 시스템을 몇 개의 하부시스템으로 분해하지 않고 설계구조행렬의 후방연관만을 줄이는데 주력하였기 때문에 병렬처리에 의한 효율향상을 기대할 수 없는 단점이 있다. 따라서 전체 시스템을 몇 개의 하부시스템으로 나누는 새로운 분해방법이 제안되었다.

2.2 병렬분해법

병렬분해법에서는 전체 시스템을 몇 개의 하부시스템으로 나누고 반복연산을 유발하여 계산시간을 증가시키는 요소를 하부시스템 내의 후방연관에 의한 요인과 하부시스템 간의 연관에 의한 요인으로 나누어 유전자 알고리즘의 적합도 함수에 적용하였다.

Fig. 2는 N 개의 세부 분야로 이루어진 전체 시스템을 N 개의 하부시스템으로 분해하고자 할 때의 설계구조행렬을 나타내고 있다. 여기서 p_k 는 k 번째 하부시스템 내의 i 번째 해석분야를 의미한다.

$$f_k(\sigma) = \sum_{i=1}^{u-1} \sum_{j=i+1}^u DSM(i, j) \tag{1}$$

$$b_k(\sigma) = \sum_{i=i+1}^u \sum_{j=1}^{i-1} (i-j) \cdot DSM(i, j) \tag{2}$$

$$c_U(\sigma) = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=2}^{N_i} DSM(i, j) - \sum_{k=1}^N f_k \tag{3}$$

$$c_L(\sigma) = \sum_{i=2}^{N-1} \sum_{j=1}^{N_i} DSM(i, j) - \sum_{k=1}^N \left[\sum_{i=1}^u \sum_{j=1}^{i-1} DSM(i, j) \right] \tag{4}$$

$$l = \sum_{p=0}^{k-1} n_p + 1, u = \sum_{p=1}^k n_p, N_i = \sum_{p=0}^N n_p, n_0 = 0 \tag{5}$$

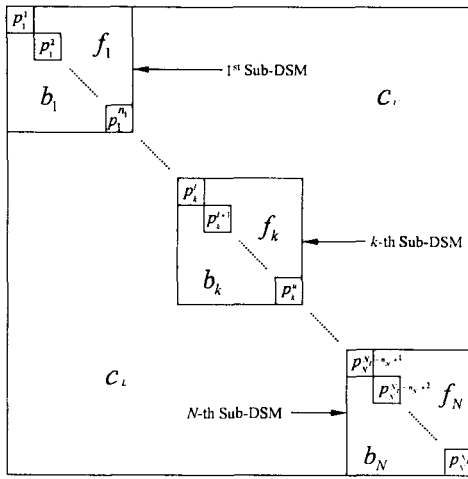


Fig. 2 DSM of a decomposed system for parallel computing

식 (1)은 하부시스템 내부의 전방연관에 해당되는 향으로서 하부시스템의 해석에 소요되는 시간에 영향을 미치지 않는 항이다. 식 (2)는 하부시스템 내부의 후방연관과 관련된 항으로서 하부시스템의 해석에 소요되는 계산시간을 증가시키는 항이다. 하부시스템 내의 후방연관 중 상대적으로 멀리 떨어진 분야들간의 연관은 서로 인접해있는 후방연관에 비하여 해석시간이 더 많이 소요되므로 이러한 점을 고려해 주기 위해 거리인자 ($i-j$)를 곱하였다. 식 (3)과 식 (4)는 하부시스템 간의 상부연관과 하부연관을 나타내고 있다.

다음 장에서는 병렬분해법을 설계절차의 파레토 최적해를 구하는 유전알고리즘에 대하여 설명하겠다.

3. 다목적 유전알고리즘

3.1 파레토최적해의 정의

다목적 최적화문제를 간단히 표현하면 식 (6)과 같다.

$$\min_{x \in \Omega} f(x) \quad (6)$$

여기서 벡터 형태로 주어지는 다목적함수 $f: \Omega \rightarrow R^m$ 는 식 (7)과 같다.

$$f(x) = \{f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)\}^T \quad (7)$$

다목적 최적화문제에서의 해의 판별근거는 파레토지배(Pareto Dominance)관계이며 여기서의 최적해를 파레토최적해라 한다. 각각에 대한 정의는 다음과 같다.

정의 1 파레토지배

벡터 $u = (u_1, \dots, u_k)$ 가 벡터 $v = (v_1, \dots, v_k)$ 를 지배하기 위한 필요충분조건은

$$\forall i \in \{1, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, k\} : u_i < v_i$$

이며 $u \leq v$ 로 표시한다.

정의 2 파레토최적해

$x \in \Omega$ 가 파레토최적해가 되기 위한 필요충분 조건은 $\{x' \in \Omega | f(x') \leq f(x)\} = \emptyset$ 이다.

3.2 기존연구

유전알고리즘을 이용하여 파레토최적해를 구하기 위해 많은 연구가 진행되어 왔다. Schaffer는 1985년에 벡터평가 유전알고리즘(Vector Evaluated Genetic Algorithm: VEGA)⁽¹⁷⁾을 제안하여 최초로 유전알고리즘을 이용한 다목적함수의 최적화를 수행하였다. 그러나 모집단이 각각의 목적함수에 의해 선별되므로 객체들이 극점에 빨리 수렴하는 경향이 나타나 다양한 파레토최적해를 구하지 못하는 단점이 있었다. 이러한 단점을 극복하기 위하여 파레토 정의에 기본을 둔 파레토 유전알고리즘(Pareto Genetic Algorithm: PGA)⁽¹⁸⁾이 Goldberg에 의해 개발되었다. 그러나 파레토 유전알고리즘에서는 순위가 동일한 개체들이 동일한 적응도를 갖기 때문에 다양한 파레토최적해를 구하는데 한계가 있으며 각 개체의 순위를 정하는데 많은 비교연산이 필요한 단점이 있었다. 이에 비하여 적소 파레토 유전알고리즘(Niched Pareto Genetic Algorithm: NPGA)⁽¹⁹⁾과 비지배분류 유전알고리즘(Non-dominated Sorting in Genetic Algorithm: NSGA)⁽²⁰⁾은 개체들간의 지배관계에 근거하여 토너먼트 선별을 하고, 개체간의 지배관계에 의해 선별되지 않을 경우에는 적소의 개념을 사용하여 선별함으로써 개체순위결정에 많은 비교연산이 필요한 PGA의 문제점을 극복하였다. 그러나 NPGA와 NSGA는 적소반경의 크기, 비교집단의 크기 등과 같은 인자에 의해 수렴성이 영향을 받는 문제점이 제기되었다.

3.3 새로운 다목적 유전알고리즘

기존 연구의 문제점을 해결하기 위하여 새로운

다목적 유전알고리즘인 GASPO 를 다음과 같이 구성하였다.

$$P_k(\mathbf{x}) = \max_{i=1, \dots, nobj} w_i \Psi_i, \quad \sum_{i=1}^{nobj} w_i = 1 \quad (8)$$

$$\Psi_i = \min \left\{ \frac{|f_i - f_i^*|}{\max(|f_i^*|, \varepsilon)}, \frac{|f_i - f_i^*|}{\max(|f_i|, \varepsilon)} \right\} \quad (9)$$

여기서 k 는 구하고자 하는 파레토최적해의 개수이며 ε 는 $\varepsilon \ll 1$ 인 양수이다. 예를 들면 목적함수가 2 개인 다목적 유전알고리즘에서 각 목적함수의 가중치가 (0.1, 0.9), (0.3, 0.7), (0.5, 0.5), (0.8, 0.2)인 경우에는 k 의 값은 4 가 된다. f_i^* 의 초기값은 초기 모집단의 적합도함수 값 중에서 최소값이며, 임의의 i 번째 세대에서는 현재까지의 모집단 중에서 최소값을 f_i^* 의 값으로 정한다.

식 (8)로 표현된 범함수를 이용하여 유전알고리즘의 적합도함수를 가중치가 있는 최대-최소형태의 다중목적함수 최적화문제로 구성하면 다음과 같다.

$$\min_{\mathbf{x} \in X} F(\mathbf{x}) = \sum_k P_k(\mathbf{x}) \quad (10)$$

식 (10)과 같은 적합도함수를 갖는 유전알고리즘의 모집단은 다음과 같이 구성하였다.

1. 식 (8)로 표현되는 범함수의 최소값에 해당하는 k 개의 개체
2. 각 목적함수의 최소값(f_i^*)에 해당하는 m 개의 개체
3. 식 (10)으로 표현되는 적합도함수를 이용하여 나머지 모집단을 구성

이와 같이 구성된 다목적 유전알고리즘은 파레토최적해를 구하기 위한 추가적 계산비용이 적으며, 각 목적함수의 이상해도 동시에 구할 수 있는 장점이 있다.

이와 같은 다목적 유전알고리즘을 적용하기 위하여 본 논문에서는 하부시스템 내의 후방연관과 관련된 목적함수와 하부시스템 간의 연관과 관련된 목적함수를 고려하였다.

식 (11)은 첫번째 목적함수로서 k 개의 하부시스템 중에서 후방연관의 개수가 가장 많은 값을 나타낸다.

$$f_1 = \max(b_k) \quad (11)$$

식 (12)는 두번째 목적함수로서 하부시스템 간의 연관을 구성하는 상부연관과 하부연관 중에서 큰 값을 나타낸다.

$$f_2 = \max(c_U, c_L) \quad (12)$$

식 (11)과 식 (12) 모두 연관관계가 줄어드는 것이 우수한 시스템 분해 결과이므로 최소화되도록 수식화 하여 다목적 유전알고리즘을 수행하였다.

4. 다목적 유전알고리즘을 이용한 병렬 분해법의 적용 예

본 장에서는 2 장의 병렬분해법과 3 장의 다목적 유전알고리즘을 이용하여 여러 절차를 거치는 설계문제를 적절히 분해한 예를 보이고자 한다.

4.1 절에서는 항공기 설계의 작업흐름을 병렬분해법에 의하여 재구성 하였으며 4.2 절에서는 Collville 의 화학반응장치 최적화문제를 병렬분해하였다.

4.1 항공기 설계의 작업흐름에 대한 병렬분해

이 절에서는 Rogers 가 적용한 항공기 설계 예제에 다목적 유전알고리즘을 이용한 병렬분해법을 적용하고자 한다. 전체 설계 분야들은 Fig. 3 에 나타낸 바와 같고 이를 설계구조행렬로 표현하면 Fig. 4 와 같다. 이러한 설계구조행렬을 제안된 다목적 유전알고리즘을 이용한 병렬분해법으로 분해하면 파레토최적해를 얻을 수 있다.

Fig. 5 는 파레토최적해 중에서 하나를 나타내고 있으며, Table 1 은 각 목적함수의 가중치와 그에 상응하는 연관관계의 개수를 나타내고 있다.

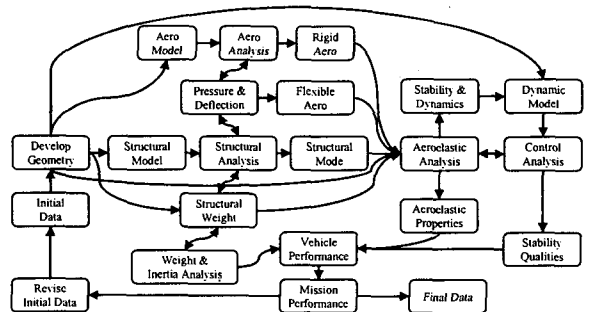


Fig. 3 Example of design process for MDO problem

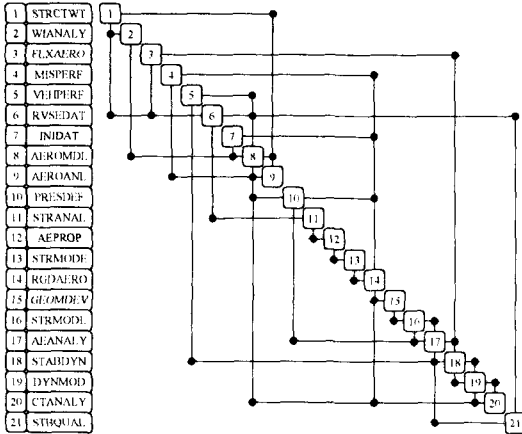


Fig. 4 Unsequenced DSM for sample MDO problem

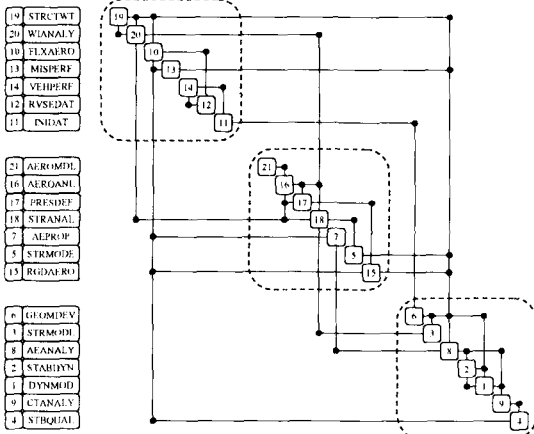


Fig. 5 Result of parallel decomposition for airplane design process

Table 1 Result of parallel decomposition for airplane design process

w_1	w_2	Total feedback coupling	Total Sub-DSM coupling
0.1	0.9	9	12
0.2	0.8	9	12
0.3	0.7	9	12
0.4	0.6	8	12
0.5	0.5	7	12
0.6	0.4	5	14
0.7	0.3	3	16
0.8	0.2	2	16
0.9	0.1	0	22

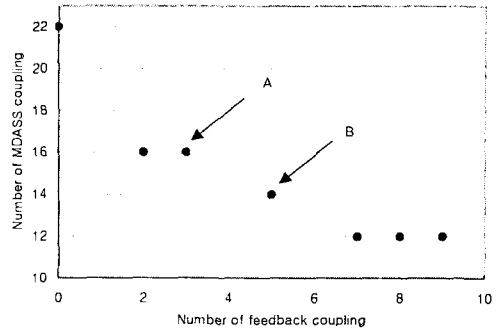


Fig. 6 Result of parallel decomposition for airplane design process

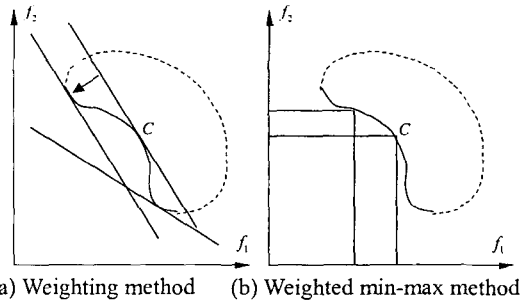


Fig. 7 Algorithms for multi-objective optimization problem

Table 1 과 Fig. 6로부터 하부시스템 내부의 후방연관에 대한 목적함수인 f_1 의 이상해는 0 이고, 하부시스템 간의 연관에 대한 목적함수인 f_2 의 이상해는 12임을 알 수 있다. 그리고 Fig. 6에서 점 A와 점 B을 주목할 필요가 있다. 이 두 점은 일반적인 다목적 최적화기법인 가중치방법을 사용할 경우에는 구할 수 없는 파레토최적해이다. 이는 Fig. 7의 (a)에서 보는 바와 같이 가중치를 변경하는 것 만으로는 모든 파레토최적해를 구할 수 없는 가중치방법의 특성에 기인한다. 이에 반해 가중치가 있는 최대-최소문제로 수식화 하면 Fig. 7의 (b)에서 보는 바와 같이 가중치방법으로는 구할 수 없는 파레토최적해도 구할 수 있다.

그리고 해석에 소요되는 계산시간에 많은 영향을 미치는 하부시스템 내부의 후방연관과 최적화 과정에서 소요되는 계산시간에 많은 영향을 미치는 하부시스템 간의 연관의 가중치에 따라 적합한 설계구조행렬을 선택하여 다분야통합최적설계를 수행하기 위한 시스템의 구조로 사용한다.

설계구조행렬 선택시 해석을 위한 반복인산과정을 최적화과정을 위한 반복인산이 포함하고 있

으므로 하부시스템 내부의 후방연관관계에 대한 중요도를 중시하는 것이 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 판단된다.

4.2 Colville의 화학반응장치 설계흐름의 병렬분해 및 분산협동최적설계

Fig. 8은 1968년에 Colville이 검증용 예제로 사용하였던 화학반응장치 문제⁽²¹⁾이다. 설계변수와 상태변수는 다음과 같다.

설계변수의 정의

- x_1 = Olefin Feed Rate, bpd
- x_2 = Isobutane Recycle Rate, bpd
- x_3 = Fresh Acid Addition Rate, Mbpd

상태변수의 정의

- y_1 = profit, \$/day
 $= 0.063y_2y_5 - 5.04x_1 - 3.36y_3 - 0.035x_2 - 10.0x_3$
- y_2 = Alkylate Product Rate, bpd
 $= x_2(112 + 13.167y_6 - 0.6667y_6^2)/100$
- y_3 = Make-Up Isobutane Rate, bpd
 $= 1.22y_2 - x_1$
- y_4 = Spent Acid Strength, wt%
 $= 98000x_3 / (y_2y_7 + 1000x_3)$
- y_5 = Motor Octane Number
 $= 86.35 + 1.098y_6 - 0.038y_6^2 + 0.325(y_4 - 89)$
- y_6 = External Isobutane to Olefin Ratio
 $= (x_2 + y_3) / x_1$
- y_7 = Acid Dilution factor, ADF
 $= 35.82 - 0.222y_8$
- y_8 = F-4 Performance No. @4.6cc Tel/gal.
 $= -133 + 3y_5$

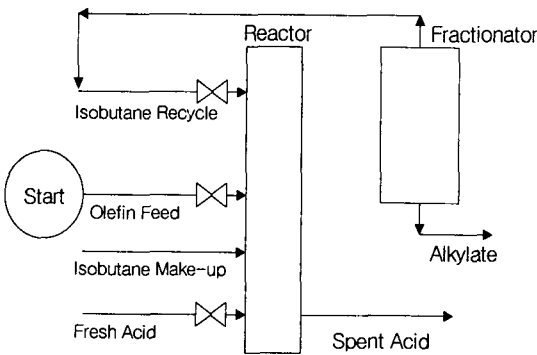


Fig. 8 Simplified flow diagram of an alkylation unit

위의 상태변수 식을 설계구조행렬로 나타내면 Fig. 9의 (a)와 같으며 이를 2개의 하부시스템을 가지는 구조로 병렬 분해하면 Fig. 9의 (b)와 같다. 여기서 Fig. 9의 (b)와 같은 구조를 얻기 위해서 사용된 각 목적함수의 가중치는 Table 2에서 보는 바와 같이 $w_1=0.3, w_2=0.7$ 또는 $w_1=0.4, w_2=0.6$ 이다.

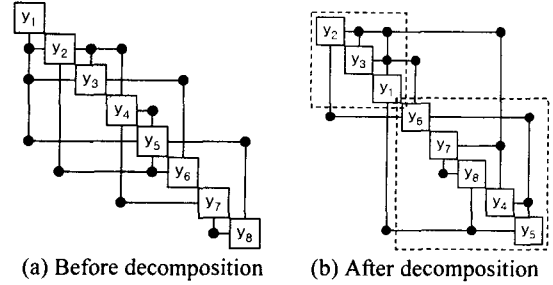


Fig. 9 Parallel decomposition of alkylation unit process

Table 2 Result of parallel decomposition for alkylation unit process

w_1	w_2	Total feedback coupling	Total Sub-DSM coupling
0.1	0.9	3	4
0.2	0.8	3	4
0.3	0.7	2	4
0.4	0.6	2	4
0.5	0.5	1	5
0.6	0.4	1	5
0.7	0.3	0	6
0.8	0.2	0	6
0.9	0.1	0	6

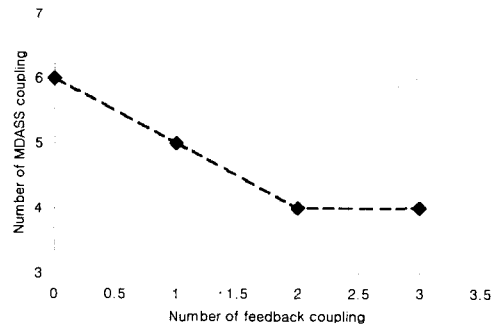


Fig. 10 Result of parallel decomposition for alkylation unit process

Colville의 화학반응장치 설계흐름 병렬분해문제는 항공기 설계흐름의 병렬분해문제와는 달리 분록한 형태의 파레토적최해를 갖는다는 것을 알 수 있었다. 그리고 Table 2에서 보는 바와 같이 다른 가중치에 대해서 같은 개수의 연관을 갖는 결과가 나오는 것은 설계흐름을 정하는 문제가 연속변수를 다루는 문제가 아니라 이산화 된 설계변수를 다루는 특성이 있기 때문이다.

5. 결론

본 논문에서는 새로운 다목적 유전알고리즘인 GASPO를 개발하였으며 이를 다분야통합최적설계 문제의 시스템분해기법에 적용하였다. 따라서 다목적 최적화문제의 형태로 수식화되는 시스템분해 문제를 가중치에 따른 파레토 집합의 형태로 구하였다. 이는 기존 시스템분해기법이 하나의 설계구조행렬만을 최적해로 제시하여 다른 여러 가지의 파레토 해에 대한 특성을 파악할 수 없는 단점을 해결하였다.

향후 추가적인 연구가 필요한 부분은 본 논문에서 제시한 방법을 이용하여 파레토 집합의 형태로 구한 설계 절차들을 직접 MDO 방법론을 이용하여 최적설계를 수행하여 보고 실제적인 계산소요시간이 어떠한 경향을 나타내는지를 분석해야 할 것으로 판단된다.

후 기

이 연구는 한국과학재단 지정 최적설계신기술 연구센터의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

(1) Kroo, I., Altus, S., Gage, P., and Sobieski, J., 1994, "Multidisciplinary Optimization Methods for Aircraft Preliminary Design," *AIAA-94-4325-CP, Proceedings of the 5th AIAA/NASA/USAF/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, pp. 697-707, Panama City, Florida, September.

(2) Sobieski, J., 1993, "Multidisciplinary Design Optimization An Emerging New Engineering Discipline," *World Congress on Optimal Design of Structural Systems*, Brazil.

(3) Stephen. M. B., Marc A. S., 1999, "Framework for Multidisciplinary Design Based on Response-Surface Approximations," *Journal of Aircraft*, Vol. 36, No 1, January-February, pp. 287-297.

(4) Sobieski, J., 1982, "A Linear Decomposition Method for Large Optimization Problems - Blueprint for Development", NASA TM 83248.

(5) Sobieski, J., 1988, "Optimization by Decomposition: a step from hierarchic to non-hierarchic systems," *Proc. Second NASA/Air Force Symposium on Recent Advances in Multidisciplinary Analysis and Optimization*, Hampton, VA, 28-30 September.

(6) McCulley, C. M., and Bloebaum, C. L., 1994, "Optimal Sequencing for Complex Engineering Systems Using Genetic Algorithms," *Fifth AIAA/USAF/NASA/OAI Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization*, Panama City, FL.

(7) Wagner, T. C., 1993, *A General Decomposition Methodology for Optimal Systems Design*, Doctoral Dissertation, Department of Mechanical Engineering and Applied Mechanics, University of Michigan, Ann Arbor.

(8) H. A. Eschenauer, M. Grauer, 1999, "Decomposition and Parallelization strategies for solving large-scale MDO problems," *Advances in Design Automation*, Vol. 1, No. 1, pp. 24-43.

(9) Rogers, J.L. and Barthelemy, J.-F. M., 1992, "Enhancements to the Design Manager's Aid for Intelligent Decomposition (DeMAID)," *AIAA paper No. 92-4809*.

(10) Rogers, J. L., and Bloebaum, C. L., 1994, "Ordering Design Tasks Based on Coupling Strength," *AIAA paper No. 94-4362*.

(11) Rogers, J. L., 1996, "DeMAID/GA an Enhanced Design Manager's Aid for Intelligent Decomposition," *AIAA paper*, NASA Langley Research Center.

(12) Rogers, J. L., 1989, "DeMAID - A Design Manager's Aid for Intelligent Decomposition User's Guide," *NASA TM-101575*.

(13) Mitsuo, G., Runwei, C., 1997, *Genetic Algorithms and Engineering Design*, John Wiley & Sons Books, Inc., New York, pp. 1-40.

(14) Altus, S. S., Kroo, I. M., and Gage, P. J., 1995, "A Genetic Algorithm for Scheduling and Decomposition of Multidisciplinary Design Problems," *ASME paper 95-141*.

(15) Hyung-Wook Park, Sung-Chan Kim, Min-Soo Kim and Dong-Hoon Choi, 2001, "Decomposition Based Parallel Processing Technique for Efficient Collaborative Optimization," *Transactions of the KSME, A*, Vol. 25, No. 5.

(16) Steward, D. V., 1981, *Systems Analysis and Management, Structure, Strategy and Design*, Petrocelli Books, Inc., New York.

(17) Schaffer, J. D., 1985, "Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms," *Proceedings of an International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, J. J. Grefenstette, Ed., Pittsburgh, PA, July 24-26 1985, pp. 93-100.

(18) Goldberg, D. E., 1989, *Genetic Algorithms in*

- Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley.
- (19) Horn, J., Nafpliotis, N., 1993, "Multiobjective Optimization using the Niche Pareto Genetic Algorithm," IlliGAL Report 93005, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, University of Illinois, Urbana, Champaign.
- (20) Srinivas, N., Deb, K., 1994, "Multiobjective Optimization using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms," *Evolutionary Computation*, Vol. 2, No. 3, pp. 221-248.
- (21) Colville, A.R., "A Comparative Study on Nonlinear Programming Codes," IBM New York Scientific Center Report No. 320-2949, June, Test Problem #8 (pg. 32), IBM Corporation, Philadelphia Scientific Center, Philadelphia, PA.
- (22) Goldberg, D.E. 1997, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison Wesley, pp. 197-201.
- (23) Zbigniew Michalewicz, 1992, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer, pp. 171-177.