

다목적 최적화 방법을 이용한 구조설계 대안의 생성과 평가

Generation and Evaluation of Structural Design Alternatives Using Multicriteria Optimization

양 영 순¹ 유 원 선² 김 기 화³
Yang, Young-Soon Ruy, Won-Sun Kim, Gi-Hwa

Abstract

Since most engineering problems have had open-ended and ill-defined characteristics, design process is in advance attended with determination of alternatives based on realistic constraints after definition of appropriate problem. And it is completed with selection of best alternative through their comparison and investigation, and with performance of selected-alternative's detail design. As the process of structural design compared with that of general design, this paper presents a paradigm which can generate structural design alternatives, select optimum structure among them, and simultaneously set its optimum design variables in reference of several objective as a result in more extended design region. For this purpose, specialized genetic algorithms which can handle design alternatives and multicriteria problems is used.

1. 서론

공학문제 대부분의 주요한 task는 주어진 환경 속에서 적절한 속성들을 가지는 시스템을 구축하고 설계하는 일이다. 그러나 공학자에게 주어지는 대부분의 문제는 정의 자체가 불분명하고 고려해야 하는 설계영역이 너무 넓은 것이 일반적인 현상이다. 또한 위의 문제점들을 배제하더라도, 공학적 설계는 창조라는 중요한 요소를 함유하고 있어서 어떤 법칙이나 규칙으로 확정된 틀 속에서 자동화되기가 어려운 점이 있다. 이에 대한 해결책으로 공학자의 직관이나, 여러 가지 지원 시스템을 이용하여 적절한 설계 대안을 설정하게 된다.

구조 최적화에도 위에서 언급된 제반의 상황이 예외가 되지는 않을 것이다. 지금까지 구조적 최적화 기법에서는 주어진 환경(하중, 경계조건, 구속조건) 속에서 단순히 구조적 형상이 고정된 구조물의 member size 최적화를 수행하는 것이 대부분이었고, 최근에 들어 구조물의 형상자체를 변수로 설정하여 소위 topology 최적화를 수행하기도 한다. 그러나, 아직까지는 최적 topology를 얻는다는 것은 가장 어려운 구조 최적화 문제가 되어오고 있다. 이는 고려할 가치가 없는 모든 형상을 모두 탐색 영역에 참여시킴에 그 원인이 있다고 할 수 있다. 그러므로, 본 논문에서는 일반적인 설계 개념의 관점에서 구조 최적화를 조명하고자 구조물의 형상을 대안이라는 틀 속에 설정하고 이들의 최적화를 여러 목적 환경 하에 수행하여 결과적으로 최적 대안과 그에 해당하는 최적 변수들의 집합을 유출해 낸다.

설계 과정에 있어서 거의 형상 면에서 확정된 구조물의 선택된 부분의 최적화 시스템은 지금까지 많은 연구가 진행되어 왔다. 특히 GAs와 adaptive search method등을 이용한 분야를 살펴보면 oil-pump pipelines, floorplans, finite impulse response digital filters, microwave absorbing materials, hydraulic

1 정회원 · 서울대학교 조선해양공학과 교수
2 서울대학교 조선해양공학과 박사과정
3 공학박사 · 한국기계연구원

network, 그리고 structural systems[10][11][12] 등을 예로 들 수 있을 것이다. 위에서 열거하였듯이 다양한 분야에서 성공적인 결과를 도출해 내었지만 이와 같은 최적화 시스템은 예외 없이 다음과 같은 단점을 드러내고 있다. 우선 모든 시스템들이 확정된 형상의 최적화에만 국한 되어있다는 점을 들 수가 있다. 물론 이로 인해 설계 과정 속에서 다양한 대안들을 처리하는 것이 불가능하게 될 것이다. 또한 다양한 목적 기준에 적용할 수 있는 방안 不在의 약점을 들 수가 있다. 당연히 결과적으로 도출된 구조물이 여러 평가 기준에 적절하게 적용할 수 있는 능력을 가질 수가 없을 것이다. 다만 Frecker, Ananthasuresh, Nishiwaki, Kikuchi, Kota [9]등이 다목적 최적화 기법을 통하여 compliant mechanism의 형상 최적 구조물을 구하였다. 그러나 구조물의 강성과 유연성이라는 두 가지 목적 기준을 ratio라는 개념으로 같은 비중 하에 처리하고 있다. 그러므로 설계자에게 그 비중의 변화에 따른 다양한 해를 제시해 줄 수 없을 뿐만 아니라 둘 이상의 평가기준에 대응할 방법이 없게 된다.

본 논문에서는 구조 대안의 효과적인 처리를 위해서 구조물의 계층적 표현이 가능한 Structured Genetic Algorithm(StrGA)[1]의 변형된 시스템을 사용한다. 논문[1]에서는 high-dimension space이나 deceptive attractor가 존재하는 경우에 Simple Genetic Algorithm(sGA)이 잃을 수 있는 genetic diversity를 더 많이 확보하기 위해서라고 StrGA의 개발동기를 밝히고 있다. 그 속의 핵심은 개체를 이루는 염색체 안에 여분의 공간과 다층의 계층구조를 가능케 하는 메커니즘이 존재하는데 있다. 본 논문에서는 위에서 언급된 면보다는 여분의 공간과 계층구조를, 설계 대안을 표현하는 방법으로 사용하였다. 이렇게 이루어진 염색체의 구조 속에서 대안을 포함한 최적화 기법을 위해서는 새로운 연산자들이 필요하게 되었다. 지금부터 특화된 StrGA를 StrGA_DeAl (Structural Genetic Algorithm for handling Design Alternatives)라 칭하겠다.

최근까지 최적설계는 목적함수가 하나인 경우가 대부분이었다. 그러나 보다 합리적인 구조설계를 위해서는 다양한 목적함수를 요구하게 되었고, 이러한 접근방법이 다양한 환경에 다각적으로 대처할 수 있는 구조설계 방법일 것이다. 단일목적 최적화에서 하나의 해만 제시해 주는 것과 달리 다목적 최적화 문제의 해는 여러 개(Pareto optimal set)가 형성되므로 이들을 효과적으로 구할 수 있는 GA[2]에 적용하고자 할 때, 큰 diversity가 요구됨을 쉽게 이해할 수 있을 것이다. 여기에 추가하여 여러 대안들을 포함한다면 문제의 탐색 영역 자체가 여러 배로 증가가 되었기 때문에, 설계대안을 효과적으로 표현해 주는 StrGA_DeAl과 Multicriteria Optimization by Genetic Algorithm(MOGA)[2]를 결합하여, 설계대안들을 고려한 Total Pareto optimal set를 얻어 낼 수 있었다.

본 논문의 나머지는 다음과 같은 순서로 정리되어 있다. 우선 2장에서는 일반적인 설계 과정 속에서 구조 설계과정의 특징과 본 시스템의 윤곽을 제시하고 있으며, 3장에서는 구조 설계과정 속에서 설계 대안의 생성과 그것들의 비교, 평가 방법에 관한 논의가, 4장에는 StrGA_DeAl 에 관한 설명과 다른 방법과의 비교가, 5장에서는 여러 예제가, 6장에서는 결론이 제시되어 있다.

- | |
|--|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. Recognition of problem 2. Definition of problem 3. Exploration of problem 4. Search for alternative proposals 5. Evaluation and decision making 6. Specification of solution |
|--|

Table 1 The process flow of general designs

2. 구조 설계 과정의 특징과 시스템 윤곽

Lewis와 Samuel[3]은 설계자가 최종적인 해를 얻어내기 위해서 수행하는 일반적인 설계 과정을 기술하였다. 비록 모든 구조 설계 과정이 일반적인 설계의 그것을 따른다고 볼 수는 없지만, 과연 구조 설계가 일반적인 설계 과정 속에 어떠한 위치를 차지하고, 만약 그렇다면 어떤 의미가 있는가가 역시 증명되어야 할 것이다.

구조설계의 초기단계에서는 설계자는 우선적으로 설계목적과 그의 평가기준을 설정하고, 加用的 자원 인 식과 설계의 제한조건들을 고려하여야 할 것이다. 이런 면은 일반적인 설계과정과 큰 차이점이 없다고 하겠다. 한편, 기존의 구조 최적화 기법들은 확정된 형상을 바탕으로, 주로 단계 6 과정을 반복적으로 순환하면서 해당 구조물의 부재 치수 결정에 참여하는 경우가 대부분이다. 결국 기존의 개념으로는 구조설계 흐름 속에 제한된 일부분에서 사용될 수밖에 없을 것이다. topology 최적화 방법의 경우엔 비록 형상의 변화를 고려하여 탐색영역의 범위를 넓혔지만 다목적 환경 속의 평가는 불가능하며, 다목적 최적화 방법의 경우, 해당 경우에 유연한 대처가 가능하지만 여러 대안들을 처리할 수 있는 능력을 가지지 못한다. 결국 구조 설계 과정에서 최적화 기법이 담당할 수 있는 영역을 넓히기 위해서는 다양한 형상에 해당하는 대안의 처리와 다목적 함수를 처리할 수 있는 능력을 가질 수 있어야 한다. 본 논문에서는 이를 가능케 하는 시스템의 개발을 목적으로 삼고 있다. Figure[1]에서 전체적인 윤곽도를 제시한다. 이에 관한 구체적인 설명은 3장까지 이어지며 설명되고 있다.

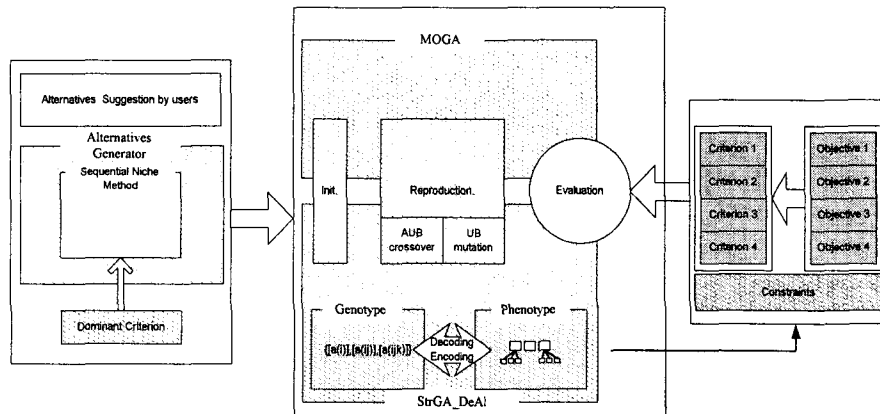


Figure 1 The outlines of structural design system

3. 대안의 생성과 평가

설계 과정에서 설계 대안을 추출할 수 있는 방법은 아마도 두 가지의 방법이 있을 수 있을 것이다. 우선 기술적인 문헌이나 생산 목록, 규격, 설계자의 개인적인 경험을 바탕으로 한, 현존하는 해를 참고로 추출하는 방법이 있을 수 있다. 어떤 경우에는 이러한 방법이 설계 대안의 추출에 충분한 방법이 될 수도 있겠지만, Pahl 과 Beitz[4]와 같이 당면한 문제가 복잡한 경우에는 지금까지 성공적으로 사용된 기능별로 분류 작업을 하여 설계대안을 생성하기도 하였다. 더구나 전례가 극히 적거나 생소한 문제를 직면하였을 때는 설계자는 창조적인 사고에만 의존할 수밖에 없을 것이다.

한편, 구조 설계 문제에 있어서는 설계 목적들에 부합되는, 구조물의 형상을 결정해야 하는 경우가 초기

설계 단계에서 다반사로 일어난다. 이런 면에서 볼 때, 구조물의 형상은 설계 과정에서 대안의 역할을 하고 있다는 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서는 간단한 구조 문제의 경우에 대안의 형상이 설계자의 직관에 의존하여 생성되었고, 비교적 문제가 복잡하다고 판단되는 경우에는 우선 시 되는 어떤 목적 평가치를 기준으로 여러 대안들을 추출하고 있다. 다시 말해 후자에 사용된 대안의 생성과정은 많은 설계 타협 방법들 중에서 Successive Dominant Criteria[6]의 개념을 사용했다고 볼 수 있다. 트러스 구조물의 대안 생성에 사용된 방법은 비록 설계 대안의 개념을 담고 있지는 않지만, Hajela 와 Lee[5]의 논문에서 착안되었다. Grounded Structure에서 유도된 모든 경우의 구조물이 최적화 과정에 참여하는 것이 아니라 구조물의 kinematic stability에 관한 제한 조건하에 보다 적은 중량을 가지는 형상들을 대상으로 최적화를 수행하게 된다. 이러한 개념은 특히 트러스 구조물 설계에 있어서 대안을 생성하는 문제의 좋은 해가 될 수 있을 거라고 여겨진다.

설계자가 수행해야 할 문제를 진행할 때는 우선적으로 목적(Objective)을 언어로 확정하는 과정이 필요하며, 그에 따른 목적을 평가할 수 있는 평가기준(Criteria)을 설정해야 한다. 일반 설계 과정에 있어서의 평가 기준은 설계자나 주문자에 의해 주관적일 수 있으나, 구조 설계 과정은 비교적 해석에 의해 객관적이고 연속적인 특징을 가지게 된다. 예를 들자면 중량의 평가기준은 비용의 목적을 평가하며, 안전이라는 목적은 파괴 확률이 평가해 줄 수 있을 것이다.

Elmaghraby[6]는 일찍이 상충되는 평가기준들 간의 타협 방법들을 제시하였는데, 구조물 설계 과정 중에 여러 평가기준을 적용하려 한다면, "Composite criteria", "Dominant and threshold criteria" 그리고 "Trade-off and conflict curve method" 등이 적용될 수 있을 것이다. 또한 비용, 성능, 안전성 등이 구조물 설계에 있어서 주요 목적으로서의 역할을 할 것이다.

기존의 방법으로는 만약 설계자의 판단 하에 고려해야하는 설계 대안과 목적함수의 개수가 여러 개가 존재하는 경우, 각각의 대안에 관한 다목적 최적화를 수행한 후에, 대안간의 비교 검토과정의 거쳐, 그 중 우수한 대안을 얻어내고, 해당 구조물의 세부 설계 과정이 다르게 된다. 그러나 고려해야 하는 대안의 수가 증가할수록 효과적인 비교가 어려워지게 되며, 초기 설계 단계에서의 시간 비용이 무시할 수 없게 증가될 것을 예상할 수 있을 것이다. 이에 대한 해결책으로 본 논문에서는 구조 설계과정에서의 대안의 처리를 효과적으로 처리하기 위해서 StrGA_DeAI를, 다목적 환경 속의 평가를 위해서 MOGA를 사용하였으며, 그들간의 결합을 통해서 2장에서 제시되었던 구조물 설계과정 속에서 설계대안의 생성을 포함한 단계 3에서 6까지를 자동화할 수 있는 구조물 설계 지원 시스템을 개발하고자 한다.

4. StrGA_DeAI

StrGA_DeAI의 모태가 되는 StrGA의 중심적인 특징은 유전자 염색체 안에 여분(redundancy)의 공간과 계층구조의 형태를 가진다는 점에 있다. 이 새로운 유전자 모델은 비선형성이 심한 고차원 탐색 공간이나 비정상상태의 환경 속에서 잘 적응할 수 있는 장점을 가지게 된다. simple Genetic Algorithm(sGA)와 StrGA는 개체의 구성과 그들의 encoding, decoding 과정에서 차이점을 가지게 된다. 다시 말하면, StrGA에서는 Figure[2]에서와 같이 유전자의 배치가 계층적 구조를 이루게 되어서 그에 따른 해석이 sGA와는 다른 방법을 따르게 되는 것이다. 예를 들어서, Figure[2]에서는 3층 구조로 계층화된 유전자들과 그 아래쪽에는 염색체 내에 실제로 구현되는 모양인 평면화된 선형적인 유전자들이 나열되어 있다. 염색체를 이루는 각각의 gene들은 두 가지로 분류된다. 보통 상위층에 존재하는 그것들은 아래층에 존재하는 그것들의 존재의 여부를 결정하는 역할을 한다. 이것들의 표현양식은 염색체의 한 공간을 차지하면서, 자신이 활성화(active)될 때에는 1의 값을 갖게 되고 반대로 불활성화(passive)될 때에는 0의 값을 가지게 된다. 이런 gene들을 앞으로 unit gene이라 칭하기로 한다. 본 논문이 구현하고자 하는 설계 시스템을 지원하는 StrGA_DeAI에서는 상위

층의 gene들이 어떤 설계 대안이 선택되는 가를 나타내며 그보다 하위에 속하는 unit gene들은 선택된 설계 대안 중에서도 어떤 모듈이 활성화가 되는 가를 결정하게 될 것이다. 하위층의 gene들은(이하 expressible gene이라 칭한다.) 상위층에 지배를 받게 되면서, 특히 맨 아래층(꼭 이 자리에 국한시킬 필요는 없지만...)의 그것들은 몇 개씩 무리를 이루면서 실질적인 각 설계의 설계 변수를 나타내는 염색체의 역할을 하게 될 것이다.

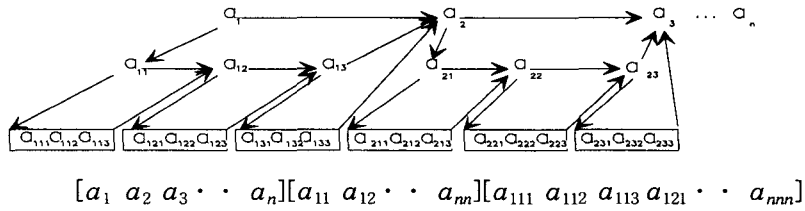


Figure 2 A hierarchical implementation of StrGA

상위층의 unit gene의 값의 변화는 염색체의 표현에 있어서 큰 변화를 양산하게 된다. 여기서 주목하여야 할 점은 비활성화된 genes는 사라지는 것이 아니라, 직접 표현되는 것은 아니지만 잠재적인 역할을 하게 된다는 것이다. 이 방법을 처음 고안한 Dasgupta는 이것이 어떤 여분의 역할을 하게 되어서, sGA에서는 수많은 무작위 변화에 의해서만 얻어 낼 수 있는 의미 있는 큰 폭의 변화를 간단히 상위층의 unit gene의 변화로 수행시킬 수 있는 점을 강조하고 있다. 진화론적으로 볼 때, 다윈이 지적하였듯이 어떤 종의 급격한 변화는 확률상 이어나기 힘들고 sGA의 경우에도 역시 별반 다른 점이 없다. 처음 이 개념을 GA에 도입한 Dasgupta는 문제에 이 방법을 적용하고 할 때, 염색체의 구조적인 면에서 적용을 시도하였지만 적용문제의 구조적인 측면을 주장하지는 않았다. 다시 말하면, 본 논문에서는 genetic algorithm의 자체의 성능을 개선시키는 차원이 아니라 StrGA속에서 사용되는 염색체의 구조적 특징을 여러 설계 대안들을 구현하고자 하는 차원에서 활용하였다. Dasgupta의 적용 문제를 보면, 어떤 문제의 최상위 unit gene들의 역할이 서로 다른 대안을 뜻하는 것이 아니라, 같은 종류의 것을 가리키고 있다는 것이다. sGA에서 가지는 염색체의 구조를 최상위 unit gene의 개수만큼 중복해서 가지게 된다. 이런 식의 접근 방법을 통하여, 위에서 지적한 급격한 변화와 수반하여 sGA보다 훨씬 큰 다양성(diversity)을 가질 수 있게 된다. 다양성이 뜻하는 의미는 넓은 설계 영역에서 전체 최적점을 탐색하는데 중심적인 역할을 하게 된다.

설계 대안을 위한 StrGA_DeAI의 실제적인 구현 면에서 볼 때, 효율적인 대안의 처리를 위해서나 해를 얻어내는 계산 시간의 감소를 위해서 다음과 같은 새로운 연산자들이 필요하게 되었다.

○ Active Unit based Crossover

sGA에서 필요 없이 긴 문자열 chromosome을 사용하고, 정작 표현형(encoding process)에 사용되는 문자열이 일부가 될 때에는 수렴성이 떨어지게 되고, 그것에 의하여 원하는 정도의 해를 얻어내기 위해서는 많은 computation cost가 발생하게 된다. 그 원인은, 중요한 genetic operator의 하나인 crossover 과정에서 전혀 필요 없는 정보가 두 개의 개체 사이에서 교환되는 현상이 발생하게 되는 데에 있다. 여기에 착안하여, 현재 염색체의 일차원 이진열중에서 강제적으로, 활성화되어 있는 expressible gene들의 사이에서만 crossover의 site가 무작위로 발생하게 하는 방법이 Active Unit Based Crossover이다. 만약 설계 대안 A와 B를 가지는 개체끼리 mating pool에서 교배(crossover)를 위해서 조우하게 되었을 때, 대안 A와 B를 중심으로 한 정보 교환을 강제화 하여 의미 있는 교배를 발생하게 하는 것이다. 처음 이 방법을 주창한 Dasgupta는 앞에서도 설명하였듯이 계층적 구조 문제를 염두에 두는 것이 아니라, GA 자체의 구조적인 염색체를 기준으로 만들어서 이러한 교배장치가 필요하지 않았다. 풀어서 말하자면, 대안으로 설명한 최상위 unit gene들이 대안으로 사용되는 것이 아니라 같은 설계안을 반복해서 사용되게 설계를 한 것이다.

○ Unit Based Mutation

계층적 구조의 예제를 풀게 될 때, unit gene의 한 셋(예를 들자면 $[a_i]$)에서 활성화되는 gene은 몇 개라고 한정되어야 할 것이다. 이렇게 가져야할 셋이 정해진 상태에서의 일반적인 교배(crossover)는 무의미하기 때문에 개체끼리의 정보 교환은 단순히 active unit 자체의 교환 정보가 용납될 수 있을 것이다.

이런 방식으로 generation 말기에 가면, 확실적인 설계 대안으로 고정되게 되고, 다른 설계 대안으로의 switching을 기대하기가 어렵게 될 것이다. 여기에 착안하여, 얼마의 미리 설정된 Unit Based Mutation의 확률을 가지고, 선택된 unit gene의 활성화 된 unit의 수를 센 후(아래 예제에서는 최상위 unit gene 중에서 하나가 될 것이다.), 그 숫자만큼의 무작위로 활성화된 unit gene를 발생시키고 그 외의 것을 0으로 설정하는 과정이 본 방법이다. 참고로 문헌[7]을 보면 이를 구속 조건을 통하여 수행하고 있다. 예를 들자면 $a_1+a_2+a_3+a_4=1$ 이라는 구속조건을 성립해 두고, 이 등가 구속조건이 풀기 어려우므로 두 개의 비등가 구속조건으로 바꾸어 사용하고 있다. 이렇게 불필요한 개체군을 미연에 방지함으로써, 의미가 있는 곳으로 탐색 구간을 한정하는 것이 바람직한 방법이라고 생각된다.

5 예제

위에서도 지적하였듯이 본 예제에서는 문제의 계층적 구조가 어떻게 구현되는지, 대안을 고려한 다목적 환경 속에서 해를 어떻게 얻어내는지를 강조하며 진행해 나가겠다. 후에 설명되겠지만 어떠한 방법을 통해 우선 구조물의 대안을 설정하고, 주어진 여러 case의 하중과 허용용력을 벗어나지 못하게 하는 구속조건인 환경 속에서 가장 작은 중량과 변위를 가지는 대안의 선택과 그 설계 대안이 가지는 단면 치수를 동시에 결정하고자 한다.

5.1 3-Bar Truss

우선 저자의 임의로 선택된 설계 대안을 Figure[3]에서 나열하였다. 각 설계 대안들의 경계는 핀으로 지지되어 있고 하중은 모두 3가지를 동시에 받는 것이 아니라 각각의 하중 case에도 허용용력을 넘지 않아야 하는 제한 조건이 가해진 것이다. genetic encoding 과정에는 각각의 설계 대안의 설계 변수(단면적)들의 domain constraint가 존재하는 데, 그 하한선은 0.1, 상한선은 10으로 정하였다. 또한 Figure[3]에서 ①과③의 경우에는 허용용력이 5이며, ②에서는 그 값이 20이다.

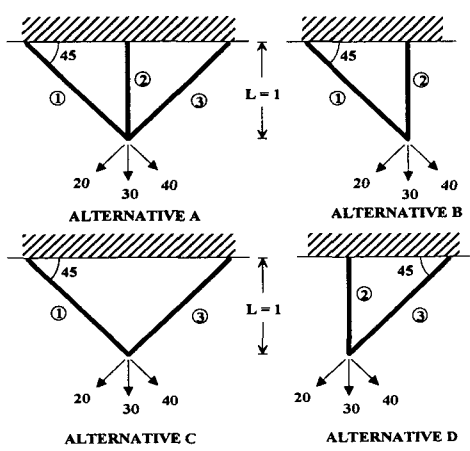


Figure 3. Alternatives of the 3 Bar Truss

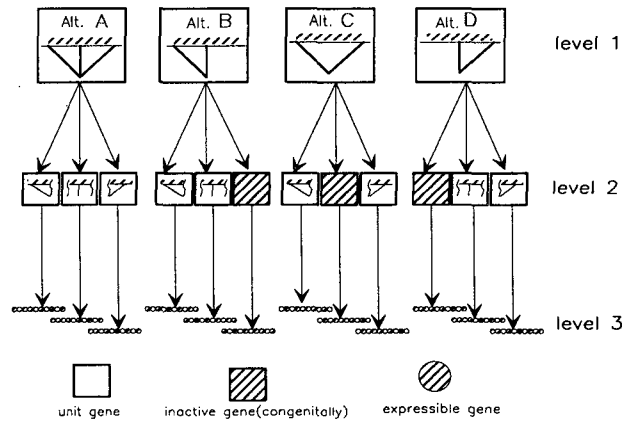


Figure 4. Hierarchical Structural Chromosome of StrGA_DeAl

Figure[4]에서는 StrGA_DeAl내의 계층적인 구조의 염색체 모양을 나타내고 있다. $[a_i]$ 에 해당하는 최상위 unit gene들이 4개이고, $[a_{ij}]$ 에 해당하는 중간 unit gene들이 대안 별로 3개씩 12개이며, 각 대안의 부재의 expressible gene들이 10씩 120개 이어서 모두해서 136의 길이를 갖는 문자열이 한 개체를 구성하고 있다. 각 대안의 부재의 precision degree는 $1/(2^{10}-1)$ 이 된다. 본 예제에서는 중량과 변위라는 다목적 평가 기준을 가지고 설정된 대안간의 비교, 평가를 통한 해들을 구해보았다. 대안을 포함하였다는 점만을 제외한다면 전형적인 다목적 최적화 문제로 생각할 수 있을 것이다. MOGA를 사용하기 전에 가중치인자법(Weight Factor Method)을 통해서 본 논문에서 사용된 방법의 유용성과 정확성을 확인하고자 한다. 각 목적 평가치의 가중치 변화에 따라 변화해 가는 최적해의 목록이 Table[2]에 기술되어있다.

weight factor		select alternative	weight	displacement	design variable			active constraint
α_1	α_2				x_1	x_2	x_3	
1.0	0.0	B	12.828929	0.010833	8.008	1.504	-	30/2 40/1
0.8	0.2	B	13.541803	0.007808	8.008	2.217	-	40/1
0.7	0.3	B	14.225380	0.006314	8.008	2.901	-	40/1
0.6	0.4	A	15.991713	0.002649	7.090	1.904	2.871	40/1 20/3
0.5	0.5	A	16.009856	0.002667	7041	2.061	2.822	40/1 20/3
0.4	0.6	A	16.036088	0.002674	7.041	2.197	2.744	40/1 20/3
0.3	0.7	A	16.136062	0.002582	7.305	1.289	3.194	40/1 20/3
0.2	0.8	A	16.456477	0.002520	7.549	1.016	3.369	20/3

Table 2. The result of example-1 in weight and displacement criteria

비교적 중량의 비중이 강조되는 영역에서는 대안 B가 선택되는데, 약간씩 변위의 중요도가 높아지면서, x_1 의 변화는 배제한 채 x_2 의 변화만 일어남을 알 수 있다. 이는 길이가 길어서 중량의 변화에 민감한 영향을 미치는 x_1 의 변화보다는 길이가 비교적 작으면서 Young's modules가 큰 x_2 부재의 변화로 변위의 증가를 억제하는 방향으로 최적설계점이 이동해 감을 알 수 있다. 이는 어떤 구속조건이 활성화되었는가를 통해서도 확인 할 수 있는데 30/2, 40/1에서 40/1로 활성화된 구속조건이 줄어들음을 보면 알 수 있다. 대안 B의 특징은 최대 하중인 40에 견딜 수 있는 부재①이 존재하고, 최소 하중인 20에 관한 부재③이 없다. 이 점이 구속조건에 적합한 최소 중량에 주요한 요인이 된 topology의 주요한 특징이다.

가중치인자 집합이 {0.7, 0.3}과 {0.6, 0.4}에 이르러서는 선택 대안이 B에서 A로의 변화가 일어난다. 어떤 가중치인자 집합의 변화에 따른 최적설계 중량과 변위의 변화보다도 이 transition region에서의 변화가 급격하게 일어남을 확인 할 수 있다. 결국 중량보다는 변위의 portion이 늘어나는 다목적 최적화 문제를 수행할 때는 대안 A가 선택되었다. 왜 대안 A가 선택되었나 하는 문제를 검토해 보자. 중량 최소화만이 존재하는 문제와 달리, 각 요소에 부재가 존재하여 변위의 최소화에 기여하는 것이 주요 요인이었을 것이다.

가중치인자법으로 다목적 최적화를 수행하자 할 때는 각각의 목적평가기준에 얼마나 많은 비중을 주어야 하는가에 관한 문제점이 생긴다. 이런 기술적인 문제점을 보완하고자 StrGA_DeAl에 MOGA를 결합하였다. 이에 따른 장점은 평가의 표준화(normalization) 과정이 필요가 없고, non-convex한 영역까지의 탐색이 가능하다는데 있다. 물론 이산화변수에 적용이 용이하기도 하다. 자세한 설명은 후에 제시될 것이다.

다음의 결과는 MOGA를 통한 Pareto set를 두 개의 목적함수를 축으로 사용하여 도시한 그림이다. Pareto set의 개수는 1000개이고 위에서 사용된 가중치인자법의 결과와도 비교를 하였다.

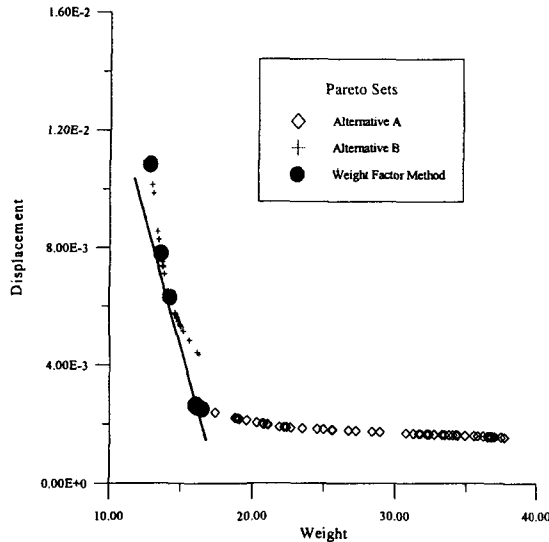


Figure 5 Total Pareto Set by StrGA_DeAI & MOGA

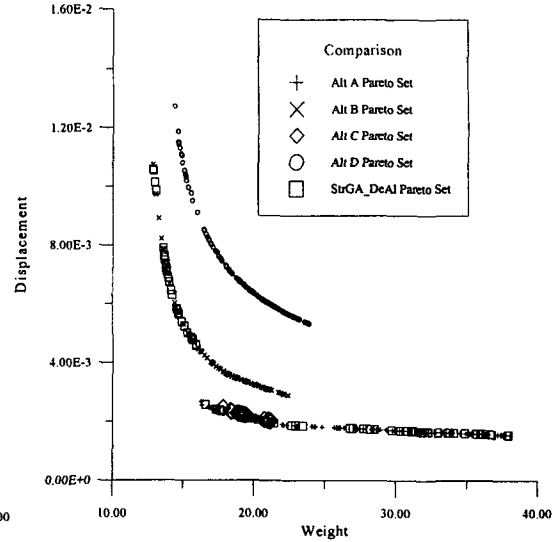


Figure 6 Pareto Sets for each alternative

각 대안 별로 따로 Pareto set를 구해서 설계 대안을 고려한 전체적인 Pareto set를 유도해 낼 수도 있다. 이런 결과를 도출하기 위해서는 Figure[6]에서와 같이 대안 별로 하나 하나의 Pareto set를 구한다. 모든 대안별의 Pareto set들이 구해지면 이들을 모두 모아서 그 중에 우수한 해를 구해 낼 수 있다. Figure[6]에서는 대안을 고려한 StrGA+MOGA의 결과를 겹쳐서 나타냈는데 잘 맞는 것을 볼 수 있다. 그러나 위의 접근 방법으로는, 우선 Figure[5]의 방법보다 대안 수만큼의 풀어야 할 문제가 늘어난다는 것이다. 그러므로 대안 수만큼의 계산시간이 소진되며 후에 이를 정리해야 하는 부담도 따르게 되는 것이다. Figure[6]에서 볼 수 있듯이 전혀 전체 Pareto set에 참여되지 않는 대안들(C, D)이 보이는데, 이를 위한 계산도 포함해야 한다는 점도 단점이라고 할 수 있을 것이다. StrGA_DeAI의 경우, 각 설계 대안 별로 각 필요한 설계 변수들의 메모리를 확보하고 있기 때문에 대안의 변화가 심한 전체 Pareto set를 구해 내는데 아주 적절한 방법이라고 생각된다. 논문[7]과 같이 대안의 변화에 따른 설계변수 자체의 변화가 유도되는 방법으로는 설계 대안의 변화가 심한 MOGA와의 결합에 큰 단점이 될 수 있음을 예상할 수 있을 것이다.

각각 대안의 Pareto set를 모두 구한 후에 전체적인 Pareto set를 구하는 방법은 기울기가 음수인 직선을, 원점을 기준으로 시작하여 Pareto sets로 접근시켜서 각 기울기마다 처음 만나는 점들을 모두 모으면 된다. 그러나 가중치인자법을 통한 접근 방법은 non-convex한 설계영역에서는 MOGA에 비해서 한계점을 가진다. 이러한 예가 바로 Figure[5]인데, 대안 B의 Pareto set를 중량이 줄어가는 오른쪽 방향으로 내려오다 보면 가중치인자법으로 구한 세 번째 점이 존재하고 이 이후로 대안 A에서 다음 점이 표시되어 있다. 이때 대안 B의 세 번째 이후의 Pareto set이 바로 non-convex한 지역이고 이는 가중치인자법으로 접근이 불가능하다. Figure[5]를 보면 쉽게 이해 할 수 있는데 대안 B에서 직선이 닿아 있는 설계점이 바로 가중치인자법을 통해 구할 수 있는 마지막 대안 B에서의 설계점인 것이다. 이점이 논문[2]에서 제시되는 MOGA의 장점 중에 하나이다. 이런 방법을 통해서 보면 전체 Pareto set의 모양이 자연스럽게 도중에 끊기게 된다. 이러한 형태는 대안을 고려한 Pareto set를 구할 때 나타나는 특징이라고 할 수 있다. 가중치인자법에서 대안의 변화가 생기는 지점에서 중량과 변위가 급격하게 변화된 이유가 여기에 있었다.

본 예제에서 중요한 대안이라고 할 수 있는 대안 A, B의 Pareto set에 대하여 알아보자. 대안 B의 경우, 왼쪽 끝은 구속조건이 가지는 제한으로 설정이 되었고, 오른쪽 끝은 대안 A의 존재로 끊기게 된다. 대안의

A의 왼쪽의 경우는 대안 B와 같고, 오른쪽 끝은 대안이 가지는 특성상 $x_{1_u} \cdot l_1 + x_{2_u} \cdot l_2 + x_{3_u} \cdot l_3$ 이 가지는 값이 $10(1+2\sqrt{2})$ 를 넘지 못하기에 설정된다. 대안 A의 경우, 하중에 견디기 위한 모든 곳에 부재가 존재하여, 변위를 줄이는 면에서 다른 대안과 비교하여 탁월한 성능을 가지는 대안이다. 물론 총 중량 면에서 약점을 가지지만 변위를 같이 고려하면 꼭 선택이 되어야 할 구조물이다. 대안을 고려한 Pareto set를 구하고자 할 때, 대안 A의 Pareto set를 기준으로 왼쪽에서 잘림을 통해서 확연히 구분됨을 알 수 있다. 결국 중량을 줄일 수 있는 대안은 B이고, 변위면에서는 대안 A가 선택되어야 함을 볼 수 있다.

위의 Figure[5]안에는 여러 설계 대안이 존재하는 설계 문제에 있어서 설계자가 관심이 있는 목적함수의 값들에 해당하는 설계 대안과 그 설계점에서의 변수의 set들을 표시될 수 있는 것이다. 기존의 하나로 설정된 구조물에서 얻어낼 수 있는 Pareto set에 비하여, 한 차원 넓어진 설계 영역의 탐색을 통하여 설계자의 선택의 폭을 넓히는 역할을 본 방법(StrGA And MOGA)은 제시할 수 있을 것이다.

5.2 10-bar Truss

본 예제에서는 보다 복잡한 구조물에, 다양한 대안을 가진 경우에 관하여 본 방법을 적용시켜 보고자 한다. topology의 접근 방법의 대표적인 방법 중에 하나가 grounded structure approach이다. 해당 구조물이 가질 수 있는 전체집합이라고 할 수 있는 구조물이 최대로 가질 수 있는 node에 각각 element들이 연결된 형태로 이루어지면 이를 일명 grounded structure라 한다. 본 보고서에서 예제로 선택된 grounded structure는 Figure[7]과 같은 형태를 가진다.

topology의 문제에는 부재가 있고 없음을 나타내는 변수가 꼭 필요하다. 이런 변수의 성향은 기존의 전통적인 방법으로는 많은 한계점을 가질 수밖에 없다. 변수의 이산적인 특성이 주요한 제한점이다. 이런 문제를 해결할 수 있는 방법으로서 넓은 탐색 능력과 염색체의 구성으로 이진코드를 가져서 자연스럽게 이를 해결할 수 있는 가능성을 가지는 GA가 대두되고 있는 현실이다. 그러나 topology의 설정과 동시에 해당 부재의 사양을 결정하는 문제에 있어서는 그 탐색 영역의 크기가 워낙 넓어서 genetic algorithm에서 조차 어려움이 나타난다. 이에 대한 해결책으로 논문[5]에서는 두 단계의 과정을 통해서 이를 해결할 수 있는 가능성을 제시하고 있다.

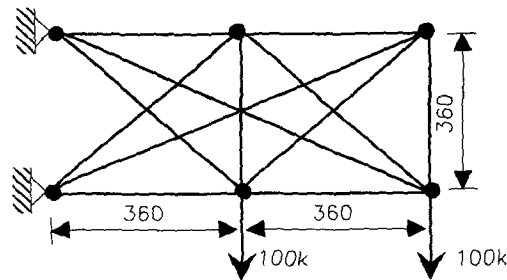


Figure 7. 6-node grounded structure

본 topology 최적화 기법은 두 단계의 과정을 가진다. 우선 첫 번째 단계(S1)에서는 genetic algorithm을 응용한 Sequential Niche Method(이하 SNM라 지칭함)를 이용하여 적은 중량을 가지면서 kinematic stable한 형상들을 뽑아내며, 이를 대안들로 삼게 된다. 이 단계에서는 구속조건으로 해당 topology를 가지는 구조물이 stable한지만을 점검하고, 하중에 대한 응력과 변위 같은 Structural response constraint들은 잠시 유보하기로 한다. 두 번째 단계(S2)에서는 단계 1에서 선택된 각 대안들을 모두 고려한 member resizing optimization이 수행된다. 이 단계에서의 비로소 structural response constraint가 참여하게 된다.

우선 S1에서 제시된 대안들을 살펴보기로 하자. 아래 그림에서 볼 수 있듯이 SNM을 통해서 가장 적은 부재로 kinematic stability를 유지할 수 있는 대안들이 표시되어 있음을 확인할 수 있을 것이다.

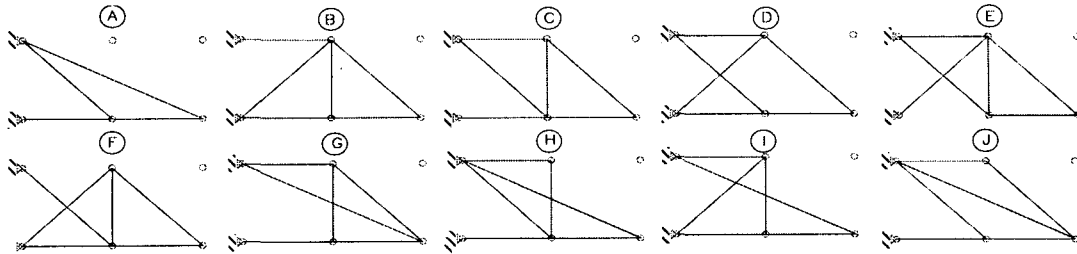


Figure 8 Alternatives of the grounded structure in Example 2

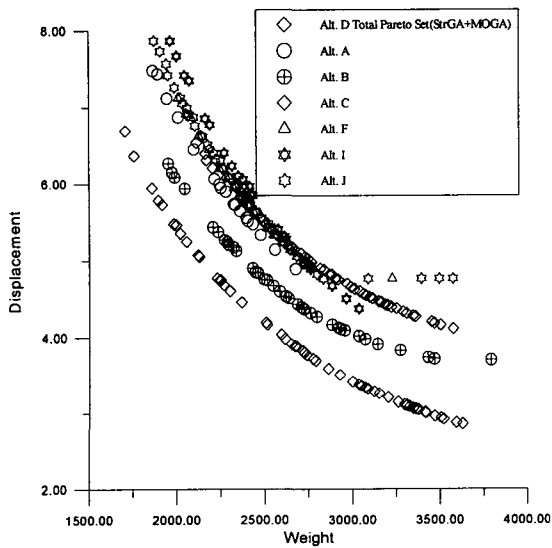


Figure 9 Pareto Sets for each alternative in Example 2

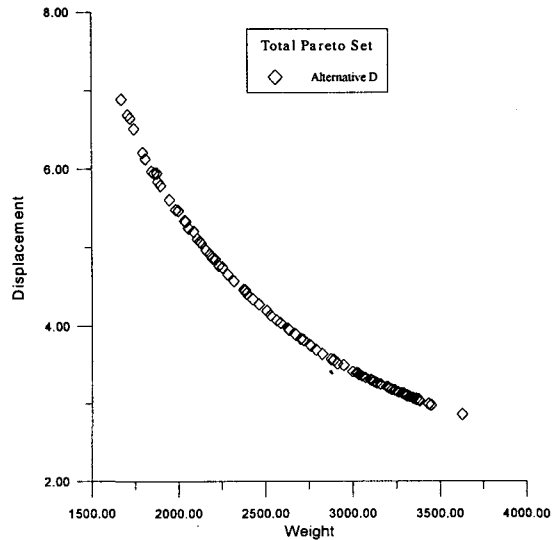


Figure 10 Total Pareto Set by StrGA_DeAl & MOGA

수치 실험 결과의 특이할만한 점은 우선 10개의 대안 중에서 선택대안 D만이 전체 Pareto set를 구성하게 되었다는 점이다. 다시 말해서 대안 D가 위에서 제시된 어떤 대안보다 중량과 변위면에서 우수한 대안이라는 것을 가리키게 된다. 만약 대안별로 Pareto set를 도시해 본다면 각각의 설계점들이 위의 그림의 우측 상방향쪽에 모두 존재하고 있음을 짐작할 수 있을 것이다. 이를 확인하고자, 순수한 MOGA만으로 각각의 대안에 관한 Pareto set들을 구해 보았다. 예상대로 대안 D가 중량, 변위 두 가지 면에서 가장 우수한 구조물임을 확인할 수 있었다. 위 그림에서 안 보이는 대안 E, G, H는 각각 단계 1에서 구조상 안전하다고 판정되었지만 주어진 domain constraint내에서 structural stress constraint를 만족시켜주는 단면적 집합이 존재하지 않았다.

또 하나의 특징은 제시된 환경(여러 물성치와 하중)과 대안들 중에서 전체 Pareto set의 수는 164개만이 존재한다는 것이다. 이는 설계변수의 이산화에 기인한다고 볼 수 있을 것이다. 결국 다른 대안의 feasible design point들보다 중량과 변위면에서 dominant한 대안의 설계점은 모두해서 164개가 있다는 것을 뜻한다.

6 결론

본 논문에서는 다목적 환경 속에서 다양한 설계 대안 구조물들을 생성하고 그들 간의 비교, 평가, 선택 등을 지원할 수 있는 구조설계 지원 시스템을 개발하였다. StrGA에서 유추시킨 StrGA_DeAI이 여러 설계 대안들의 처리를 담당하게 되며, MOGA가 다양한 평가 기준을 처리할 수 있는 모듈을 책임지게 된다. 본 접근방법의 유용성과 효율성은 여러 예제를 통하여 증명하였다. 기존의 최적화 기법과 달리, 설계 대안 구조물의 생성, 다양한 설계 목적에 부합할 수 있는 기법과 구조물을 계층적으로 효과적인 처리가 가능한 기법 등을 통합한 본 논문의 구조설계지원 시스템은 실제로 행해지는 구조 설계 영역에서 자동화의 범주를 보다 통합적으로 넓힐 수 있는 역할을 할 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] D. Dasgupta & D. R. McGregor, A Structured Genetic Algorithm: The model and the first result, (Report No. IKBS-2-91),1991
- [2] G. H. Kim, Multicriteria Structural Optimization by Genetic Algorithm, Ph. D. Thesis, University of Seoul, Department of Naval Architecture & Ocean Engineering, 1994
- [3] W. P. Lewis, A. E. Samuel, Fundamentals of Engineering Design, Prentice Hall Press, 1989
- [4] G. Pahl & W. Beitz, Engineering Design - A Systematic Approach, Springer Press, 1996
- [5] P. Hajela, E. Lee, & C. Y. Lin, Genetic Algorithms in Structural Topology Optimization, Topology Design of Structures, pp 117-133, 1993
- [6] S. E. Elmaghraby, The Role of Modelling in Industrial Engineering Design, Journal of Industrial Engineering, Vol. 19, 1968, pp. 292-305
- [7] Y. S. Yang & B. S. Jang, Optimum Structural Design Using AHP Technique, Journal of the Computational Structural Engineering Institute of Korea, 1996
- [8] D. Beasley, D. R. Bull, and R. R. Martin, A Sequential Niche Technique for Solving Multi-modal Optimization Problems, Evolutionary Computation, 1/2:101-125, 1993.
- [9] M. I. Frecker, G. K. Ananthasuresh, S. Nishiwaki, N. Kikuchi, S. Kota, Topological Synthesis of Compliant Mechanisms Using Multi-Criteria Optimization, Transactions of the ASME, June, 1997.
- [10] D. E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley
- [11] J. H. Holland, Genetic Algorithms. Scientific American, 66-72, 1992.
- [12] I. C. Parmee & M. Denham, The Integration of Adaptive Search Techniques with Current Engineering Design Practice, Proceeding of Adaptive Computing in Engineering Design and Control -'94, Plymouth, 1-13, 1994.