

인공지능 기술을 이용한 최적 구조설계

Optimal Structural Design Using Artificial Intelligence Techniques

양 영 순* 유 원 선** 한 상 민**
Yang, Young-Soon Ruy, Won-Sun Han, Sang-Min

요 지

구조설계 과정에서 설계대안을 효율적으로 생성하여 평가하면서, 특히 다목적 환경 속에서 최적구조의 위상과 부재의 치수까지 동시에 결정할 수 있는 새로운 방식을 제시하고자 한다. 설계자가 설계대안을 생성하기 위해 설계자의 경험과 노하우를 체계적으로 구축해 놓고 이를 적절한 시기에 활용할 수 있게 하는 방법으로서 인공지능 기술의 하나인 사례기반 추론 기법을 사용하였다. 이와 더불어, 설계대안들 간의 효율적인 비교와 평가를 위해서 구조물의 계층적인 면을 고려한 새로운 유전적인 표현법을 개발하였다. 여기에 기존의 유전적 표현법을 변경시켜 생긴 여분의 효과와 계층적인 특징을 가지는 Structured Genetic Algorithm(StrGA)를 변형시켜서 사례기반 추론에 의해 생성된 설계대안들을 표현하였다. 일반적인 구조설계 과정에서는 구조물을 평가하는 기준이 여러 개가 존재하므로, 모든 대안들을 동시에 최적화하는 과정에 Multicriteria Optimization for Genetic Algorithm(MOGA)를 병합하였다. 본 논문에서는 인공지능 기술을 이용하여 구조물의 위상설계를 할 수 있는 새로운 방법을 제안하여 그 유용성을 truss 설계문제에 대해 검토하였다.

핵심용어 : 인공지능, 사례기반 추론, Structured GA, 설계대안

Abstract

A new approach using the artificial intelligence technique is introduced that can generate and evaluate design alternatives in a structural design process, which guarantees optimal topology of structures and determines the design variables in a multicriteria environment. It is necessary to develop a system which helps designer to generate the design alternatives and to organize their experience and knowledge systematically so as to utilize them properly in a new situation. For this purpose, Case-based Reasoning(CBR) is applied. In addition, a method of genetic representation for a different structural shape is developed for an effective comparison and evaluation of new design alternatives. Here, Structured Genetic Algorithm(StrGA) retaining redundancy and configuration of hierarchical genetic structure is used for a representation of design alternatives. In general, several design criteria are utilized in the evaluation process by using Multicriteria Optimization for Genetic Algorithm(MOGA). To validate the effectiveness of the proposed method, two examples of optimal truss design problem are tested.

Keywords : artificial intelligence, case based reasoning, structured GA, design alternative

* 정회원 · 서울대학교 조선해양공학과, 교수
** 서울대학교 조선해양공학과, 박사과정

• 이 논문에 대한 토론을 1998년 12월 31일까지 본 학회에 보내주시면 1999년 3월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

1. 서 론

공학문제에서 중요한 과제는 주어진 환경 속에서 설계에 필요한 속성을 가지는 시스템을 구축하는 일이다. 그러나 공학자에게 주어지는 대부분의 설계문제는 정의 자체가 불분명하고 고려해야 하는 설계영역이 매우 넓다는 것이 일반적인 특징이다. 또한 위의 문제점들을 배제하더라도, 공학설계는 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 설계대안을 만들어 내곤 한다.

위에서 언급된 제반의 상황은 구조 최적화 문제에도 예외가 되지는 않는다. 지금까지 구조 최적화 기법에서는 주어진 환경(하중, 경계조건, 구속조건) 속에서 단순히 구조적 위상이 고정된 구조물의 부재치수 최적화를 수행하는 것이 대부분이었고, 최근에 들어 구조물의 위상자체를 변수로 설정하여 소위 topology 최적화를 수행하기도 한다. 그러나, 아직까지는 최적 topology를 얻는다는 것은 가장 어려운 구조 최적화 문제로 인식되어 오고 있다. 이는 고려할 가치가 있는 모든 위상구조를 탐색 영역에 참여시키는 것이 어렵기 때문이라고 할 수 있다. 그런 맥락 속에서 보았을 때, 본 논문에서는 일반적인 설계개념의 관점에서 구조 최적화를 추구하고자, 구조물의 위상을 설계대안이라는 틀 속에 설정하고 이들의 최적화를 여러 목적 환경(multi-objective) 하에 수행하여 결과적으로 최적 대안과 그에 해당하는 최적 설계변수들의 집합을 설정하도록 하였다.

Genetic algorithm(GA)은 자연선택과정 속에서 진화해 가는 생명체를 설계 공간내의 한 설계점으로 모사한 최적화 기법의 하나라고 할 수 있다. 이는 자연계에 존재하는 특성을 컴퓨터 알고리즘으로 인공화 하여, 탐색 영역내의 특징을 진화라는 과정을 통해 적용시키면서 최적점을 구하는 인공지능의 한 분야로 특히 구조 최적화 분야에서 많이 사용되고 있다. GA는 최적화 기법의

관점에서 보았을 때, 이산적인 변수의 처리와 넓은 설계 공간의 탐색 능력과 더불어 문제의 비선형성과 관계없이 전체(global) 최적점을 찾아낼 수 있는 능력을 보유하고 있기 때문에 구조 최적화 문제에 널리 쓰이고 있다.

설계과정에서 구조물의 위상이 확정된 구조물에 대한 최적화 시스템은 지금까지 많은 연구가 진행되어 왔는데, 특히 GA와 adaptive search method 등을 이용한 분야를 살펴보면 oil-pump pipelines, floorplans, finite impulse response digital filters, microwave absorbing materials, hydraulic network, 그리고 structural systems^{1)~3)} 등이 있다. 위에서 열거하였듯이 다양한 분야에서 성공적인 결과를 도출해 내었지만 이와 같은 최적화 시스템은 예외 없이 확정된 위상 속에서의 최적화에만 국한되어 있다는 것이다. 물론 이로 인해 설계과정 속에서 다양한 설계대안을 처리하는 것이 불가능할 뿐만 아니라 다양한 목적 기준에 적용할 수 있는 방안을 도출하기 어려운 약점이 있어, 결과적으로 도출된 구조물이 여러 평가기준에 적절하게 적용할 수 있는 능력을 가질 수가 없었다. 다만 Frecker⁴⁾ 등이 다목적 최적화 기법을 통하여 compliant mechanism의 위상 최적 구조물을 연구하였다. 그러나 구조물의 강성과 유연성이라는 두 가지 목적기준을 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 없었다.

설계문제는 주어진 요구조건을 만족시키는 해가 무수히 많이 존재할 수 있는 문제이다. 그러므로, 어떤 설계 요구조건이 주어졌을 때 이를 만족시키는 몇 개의 설계대안을 생성하는 일은 미리 정해진 하나의 과정을 따라가는 방식의 일이라기보다는, 그 과정 동안에 많은 선택과 결정을 수행해야 하는 일이라고 할 수 있는데, 이러한 일은 기존에 어떤 규칙들이 존재하여 그 규칙을 적절히 활용할 수 있는 일이 아니고, 설계자가 당시의 상황에 따라 자신 나름대로의 판단을 그때그때 적용시켜야 하는 방식의 일이다. 이러

한 이유 때문에 설계자가 새로운 설계대안을 만들어 낼 때는 자신의 경험과 노하우를 바탕으로 시행착오의 방법을 사용하는 경우가 대부분인데, 이러한 것들을 지원하는 설계 시스템을 개발하는 것은 기존의 인공지능 기술을 이용하더라도 매우 어렵다고 할 수 있다. 왜냐하면, 기존의 인공지능 기술, 특히 전문가시스템은 지식의 일반화(generalization)에 기초를 둔 것들이 대부분이어서 설계자의 경험, 노하우와 같은 일반화되기 어려운 단편적인 지식들을 다루기에는 많은 한계를 가지고 있기 때문이다. 반면에 사례기반추론(Case-based Reasoning)은 지식의 일반화가 아닌 개별화를 통해 추론을 진행하므로 이러한 문제를 극복할 수 있는 많은 가능성을 가지고 있다고 할 수 있다. 즉, 설계자의 설계대안에 대한 경험, 노하우 등을 각각의 사례에 개별적으로 저장하여 놓고 나중에 필요할 때 사례를 꺼내 설계할 수 있도록 함으로써 설계자의 경험과 노하우를 직접 사용할 수 있도록 하는 것이다. 이러한 측면에 대해 사례기반추론의 가능성을 검토하기 위해 구조설계 문제에서 설계대안 생성과정에 이 방법을 적용해 보았다.

본 논문에서는 구조 대안의 효과적인 처리를 위해서 구조물의 계층적 표현이 가능한 Structured Genetic Algorithm(StrGA)⁵⁾의 변형된 시스템을 사용하였다. 참고문헌 [5]에서는 다차원 문제이거나 유인적 요소(deceptive attractor)가 존재하는 경우에, Simple Genetic Algorithm(sGA)이 잃을 수 있는 유전적 다형성(genetic diversity)을 더 많이 확보하기 위해서라고 StrGA의 개발동기를 밝히고 있다. 그 속의 핵심은 개체를 이루는 염색체 안에 여분의 공간과 다층의 계층 구조를 가능케 하는 메커니즘이 존재하는데 있다. 본 논문에서는 위에서 언급된 면보다는 여분의 공간과 계층구조를, 서로 다른 설계대안의 표현 방법으로 사용하였다. 이렇게 이루어진 염색체의 구조 속에서 설계대안을 포함한 최적화 기법을 위해서는 새로운 연산자들이 필요하게 되었으며, 이렇게 특화된 StrGA를 본 연구에서는 StrGA-DeAl(Structural Genetic Algorithm for

handling Design Alternatives)라 정의하여, 최적 설계 문제에 적용해 보았다.

최근까지 최적설계는 목적함수가 하나인 경우가 대부분이었으나, 보다 합리적인 구조설계를 위해서는 다양한 목적함수를 요구하게 되었고, 이러한 접근방법이 다양한 환경에 유연하게 대처할 수 있는 구조설계 방법일 것이다. 단일목적 최적화에서 하나의 해만 제시해 주는 것과 달리 다목적 최적화 문제에서는 여러 개(Pareto optimal set)의 해가 형성되므로 이들을 효과적으로 구할 수 있도록 개량된 방법⁶⁾에 적용하고자 할 때, 큰 diversity(개체군을 이루는 개체들이 유전적으로 다양한 형태를 가지는 정도)가 요구됨을 쉽게 이해할 수 있을 것이다. 여기에 추가하여 여러 설계대안을 포함한다면 문제의 탐색영역 자체가 여러 배로 증가가 되기 때문에, 설계대안을 효과적으로 표현해 주는 StrGA-DeAl과 MOGA(Multicriteria Optimization by Genetic Algorithm)⁶⁾를 결합하여, 설계대안들을 고려한 Total Pareto Set(각 위상 대안별로의 Pareto Set들을 포함한 전체 Pareto Set를 일컫는다.)을 얻어 내도록 하였다.

2. 구조 설계과정의 특징과 시스템 윤곽

Lewis와 Samuel⁷⁾은 설계자가 최종적인 해를 얻어내기 위해서 수행하는 일반적인 설계과정을 Table 1에 기술하였다. 비록 모든 구조설계 과정이 일반적인 설계과정을 따른다고 볼 수는 없지만, 과연 구조설계가 일반적인 설계과정 속에

Table 1 The process flow of general designs

- | |
|-------------------------------------|
| 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 |

어떠한 위치를 차지하고, 만약 그렇다고 하면 그것이 어떤 의미가 있는가는 한번 고려해 볼만하다.

구조설계의 초기단계에서는 설계자는 우선적으로 설계목적과 그의 평가기준을 설정하고, 가용자원의 인식과 설계의 제한조건들을 고려하여야 할 것이다. 이런 면은 일반적인 설계과정과 큰 차이점이 없다고 본다. 한편, 기존의 구조 최적화 기법들은 확정된 위상을 바탕으로, 주로 Table 1 에 나타나 있는 전 6 과정을 반복적으로 순환하면서 해당 구조물의 부재치수 결정에 참여하는 경우가 대부분이어서 결국 기존의 개념으로는 구조설계 흐름 속에 제한된 일부에 사용될 수밖에 없을 것이다. Topology 최적화 방법의 경우엔, 비록 위상의 변화를 고려하여 탐색영역의 범위를 넓혔지만 다목적 환경 속의 평가는 불가능하여, 다목적 최적화 방법의 경우에는 여러 대안들을 유연하게 처리할 수 있는 능력을 가지지 못한다. 결국 구조설계 과정에서 최적화 기법이 담당할 수 있는 영역을 넓히기 위해서는 다양한 위상에 해당하는 설계대안의 처리와 다목적합수를 처리할 수 있는 능력을 가질 수 있어야 한다. 본 논문에서는 이를 가능케 하는 시스템의 개발을 목적으로 삼아, Fig. 1에 전체적인 개념도를 제시하였으며, 이에 관한 구체적인 설명은 3, 4, 5 장을 참고하도록 하였다.

3. 설계대안의 생성과 평가

설계과정에서 설계대안을 추출할 수 있는 방법은 아마도 두 가지의 방법이 있다. 우선 기술적인 문헌이나 생산 목록, 규격, 설계자의 개인적인 경험을 바탕으로 하면서 현존하는 해를 참고로 추출하는 방법이 있는데, 경우에 따라서는 이러한 방법이 설계대안의 추출에 충분한 방법이 될 수도 있겠지만, 설계문제가 복잡한 경우에는 적용하기가 쉽지 않아, 주로 Pahl 과 Beitz⁸⁾가 제안한 방법같이 지금까지 성공적으로 사용된 기능들을 각각의 특징별로 분류하여 설계대안을 생성하기도 한다. 그러나, 특히 전례가 극히 적거나 생소한 설계문제에 직면하였을 때는 설계자는 오로지 창조적인 사고에만 의존할 수밖에 없으리라 본다.

한편, 초기설계 단계에서는 구조설계 문제의 설계목적들에 부합되는 구조물의 위상을 결정해야 하는 경우가 다반사로 일어나므로, 초기설계에 있어서 구조물의 위상 결정은 후반의 설계과정에 대한 성공 여부에 큰 영향을 미치게 되어, 단순한 부재치수 최적설계 (size optimization) 만으로 위상설계의 문제점을 극복하기에는 큰 한계를 가진다. 이런 면에서, 구조물의 위상은 설계과정에서 설계대안의 역할을 하고 있다고 보아,

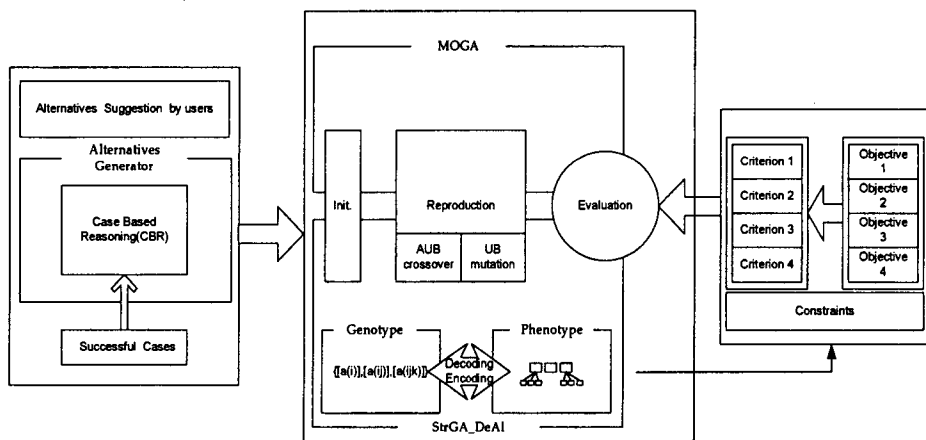


Fig. 1 The outlines of structural design system

본 논문에서는 간단한 구조문제의 경우에는 설계 대안의 위상을 설계자의 직관에 의존하여 생성하였고, 비교적 복잡한 문제에 대해서는 주어진 조건을 만족시키는 위상구조의 설계대안을 생성하기 위해 CBR을 사용하였다. CBR은 문제해결에 대한 각 사례를 미리 저장해 두고 나중에 새로운 문제가 주어졌을 때 그 문제와 유사한 과거문제의 해결사례를 이용하여 그 해법을 적절히 변용함으로써 주어진 새로운 문제의 해를 얻으려는 문제해결 방법이다⁹⁾. 본 연구에서는 트러스 구조물의 위상 및 치수 최적화에 대한 결과를 사례베이스(Casebase)로 구축해 놓고 새로운 하중 조건이 주어졌을 때 사례색인(Case Indexing), 사례추출(Case Retrieval) 및 사례적용(Case Adaptation) 과정 등을 거쳐, 주어진 조건을 만족시키는 위상구조의 설계대안을 생성하는 방법을 사용하였다.

설계자가 문제해결을 수행하기 위해서는 우선적으로 목적(Objective or Goal)을 보다 구체적으로 확정하는 과정이 필요하며, 그에 따른 목적을 평가할 수 있는 평가기준(Criteria)을 설정해야 한다. 일반 설계과정에 있어서의 평가기준은 설계자나 주문자에 의해 주관적일 수 있으나, 구조설계 과정은 비교적 구조해석에 의해 객관적이고 연속적인 특징을 가지게 된다. 예를 들면 중량의 평가기준은 비용의 목적을 평가하며, 안전이라는 목적은 파괴 확률이 평가해 줄 수 있다는 것이다.

기존의 방법으로는 만약 설계자의 판단 하에 고려해야 하는 설계대안과 목적함수의 개수가 여러 개 존재하는 경우, 각각의 대안에 관한 다목적 최적화를 수행한 후에, 대안간의 비교 검토과정을 거쳐, 그 중 우수한 대안을 얻어내고, 해당 구조물의 세부 설계과정이 뒤따르게 된다. 그러나 고려해야 하는 대안의 수가 증가할수록 효과적인 비교가 어려워지게 되며, 초기설계 단계에서의 시간 비용이 무시할 수 없게 증가될 것을 예상할 수 있다. 이에 대한 해결책으로 본 연구에서는 구조설계 과정에서의 설계대안의 처리를 효과적으로 처리하기 위해서 StrGA-DeAl를, 다

목적 환경 속의 평가를 위해서 MOGA를 사용하였으며, 그들간의 결합을 통해서 2장에서 제시되었던 구조물 설계과정 속에서 설계대안의 생성을 포함한 Table 1의 단계 3에서 6까지를 자동화할 수 있는 구조물 설계지원 시스템을 개발하고자 하였다.

4. 사례기반추론

사례기반추론(Case-Based Reasoning, CBR)이란 문제해결에 대한 각 사례(Case)들을 미리 저장해 두고 나중에 새로운 문제가 주어졌을 때 그 문제와 유사한 과거 문제의 해결사례를 이용하여 그 해법을 적절히 변용함으로써 주어진 새로운 문제의 해를 구하려는 문제해결 방법이다⁹⁾. 여기서 문제해결의 각 사례를 저장해 놓은 장소를 사례베이스(Casebase)라고 부르고, 주어진 문제와 유사한 과거의 해결사례를 얻어내는 행위를 사례회상(Case Recalling)이라고 부르며, 과거의 해결사례를 현재의 문제에 적합한 형태로 수정하는 것을 사례적용(Case Adaptation)이라고 부른다. 이것들은 사례기반추론을 이루는 세 가지의 큰 구성요소¹⁰⁾라고 할 수 있다. 사례회상은 다시 사례색인(Case Indexing), 사례추출(Case Retrieval), 사례선택(Case Selection) 등으로 나뉘고, 사례적용은 사례수정(Case Modification), 사례평가(Case Evaluation) 등으로 구분된다. 사례기반추론의 이러한 각 요소들이 전체적으로 동작하는 흐름을 보면 Fig. 2와 같다.

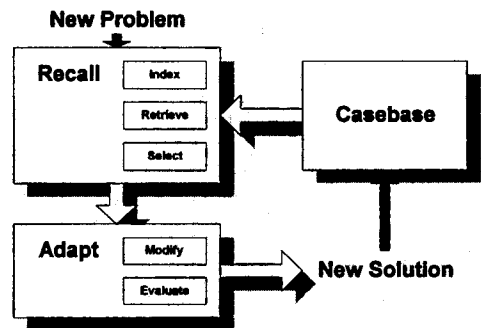


Fig. 2 Overall structure of CBR

이러한 전체적인 흐름을 설명하기 위해 다음과 같은 간단한 예제¹³⁾를 들어보자.

위의 Fig. 3과 같은 단순지지 보에서 만일 중앙에 작용하는 집중 하중 P, 분포 하중 W와 보의 길이 L이 주어지면, 요구되는 보의 단면계수는 다음과 같이 구해진다.

$$s = \frac{1}{F_s} \left(\frac{1}{8}WL^2 + \frac{1}{4}PL \right)$$

여기서 S는 요구되는 단면계수이고, F_s 는 허용 응력이다. 위의 식에 의해, 다음과 같은 사례베이스가 만들어 졌다고 가정하자.

여기서 W, P, L은 사례의 요구조건이 되고 S는 사례의 해가 된다. 이때, 만일 새로운 문제 사례로써 W=1.9, P=7.8, L=6.8이 주어진 경우에 요구되는 단면계수 S를 구한다고 하면, 이때 엄밀해는 1616.1이 된다.

먼저 주어진 문제와 가장 비슷한 사례를 찾기 위해 각 사례의 유사도를 구해야 하는데, 여기서는 문제로 주어진 것과 사례베이스에 있는 각 사례들 사이에 유클리디안 거리를 이용한 최근접 이웃(Nearest Neighbor) 찾기 방법을 사용하였다. 사례 1은 거리가 0.043, 사례 2는 0.066, 사례 3은 0.021이 구해지므로 주어진 문제에 가장 유사한 것은 사례 3인데, 이때 사례 3이 주는 해는 1514.0이고 이때 엄밀해와의 에러는 6.3% 가 된

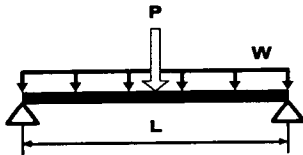


Fig. 3 Beam example

Table 2 Casebase of beam design problem

	W	P	L	S
Case 1	2	8.6	6.7	1708.5
Case 2	1.6	7.9	6.8	1511.9
Case 3	1.9	7.8	6.5	1514.0

다. 이것을 바로 해로 사용할 수도 있으나 사례 적용 과정을 통해 해를 좀더 정확하게 구하기 위해 사례혼합 방법을 사용할 수 있다. 즉, 새로운 사례와 각각의 과거 사례 사이의 유클리디안 거리에 반비례하는 정도로 각 사례의 해에 가중치를 곱하고 정규화 하면 1574.7의 해가 얻어지는데 이때의 에러는 2.6% 가 되어 사례기반추론을 이용한 해로써 충분하다고 판단되면 계산이 완료된다.

사례기반추론의 이와 같은 특징은 규칙기반 추론(Rule-based Reasoning)과 매우 대조적이라고 할 수 있다. 전문가시스템에서 흔히 사용되는 규칙기반 추론은 일반화된 지식을 사실(Fact)과 규칙(Rule)의 형태로 저장하면서 인과법칙에 근거한 연역적 추론을 진행시키는 반면에, 사례기반 추론은 개별화된 지식을 사례라는 형태로 저장하면서 귀납적 추론을 수행한다. 규칙기반 추론은 공학적으로 매우 큰 성과를 보여 주었지만 지식의 일반화에 대한 과도한 부담을 주는 문제점을 가지고 있어서 근래에는 지식추출의 병목현상을 야기하는 등 많은 한계를 나타내고 있는 실정이다. 이와는 대조적으로 사례기반 추론은 전문가의 지식과 경험들을 사례라는 작은 지식의 단위에 저장한 후에 그 지식이 사용되어야 하는 상황이 주어지면 이를 쉽게 활용하는 방식으로 추론이 진행되므로 더 이상 전문가의 지식을 일반화해야 할 필요가 없어진다. 그러므로, 일반화에 의한 지식추출이 어려운 경우에도 사례기반 추론은 강력한 추론성능을 발휘할 수 있다. 본 연구에서 사례기반 추론을 통해 다루고자 하는 지식도 일반화하기 어려운 설계대안 생성에 관한 설계자의 지식과 경험이므로 설계대안 자체를 하나의 사례로 설정하여 본 방법을 적용한다면 좋은 성과를 기대할 수 있을 것이다.

사례기반 추론이 개별적인 사례를 추출하는 방식으로 추론을 진행하는 모습은 데이터베이스(Database) 시스템이 개별적인 데이터 레코드에 접근하여 필요한 정보를 얻어내는 방식과 유사하게 보인다. 그러나, 사례기반 추론은 첫째로 추출된 사례를 현재의 조건에 맞게 수정하여 사용

한다는 사실과, 둘째로 사례가 표현하는 것은 단순한 수치정보가 아니라 사실에서 기존의 데이터베이스 시스템과 다르다고 볼 수 있다. 즉, 사례기반 추론은 사례적용 과정을 통해 현재의 요구조건을 최대한 만족시키는 방향으로 추출된 해를 수정하여 사용한다는 측면과 단순한 수치정보들 사이의 관계로 사례를 표현하는 것이 아니라 대상체의 기능과 구조 등을 고려하여 조직적이고 계층적인 방법으로 사례를 표현할 수 있다는 측면에서 기존의 데이터베이스 시스템과 매우 대조적이라고 할 수 있다. 본 연구에서도 사례베이스에서 추출한 사례를 주어진 요구조건에 맞게 수정하는 사례적용 과정을 적용하였고, 각각의 설계대안을 계층적으로 나타내는 효과적인 사례 표현 기법을 적용하였다.

5. StrGA-DeAl

StrGA-DeAl의 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 비정상 상태의 환경 속에서 잘 적용할 수 있는 장점을 가지게 된다. simple Genetic Algorithm(sGA)와 StrGA는 개체의 구성과 그들의 encoding, decoding 과정에서 차이점을 가지는데, 다시 말하면, StrGA에서는 Fig. 4 에서와 같이 유전자의 배치가 계층적인 구조를 이루게 되어서 그에 따른 해석이 sGA와는 다른 방법을 따르게 되는 것이다. 예를 들어서, Fig. 4 에서는 3층 구조로 계층화된 유전자

들과 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 존재 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 부른다. 본 논문에서 구현하고자 하는 설계 시스템을 지원하는 StrGA-DeAl에서는 상위층의 gene들은 어떤 설계대안이 선택되는 가를 나타내며, 그보다 하위에 속하는 unit gene들은 선택된 설계대안 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 설계대안의 설계변수를 나타내는 염색체의 역할을 하게 될 것이다.

상위층의 unit gene 값의 변화는 염색체의 표현에 있어서 큰 변화를 양산하게 된다. 여기서 주목하여야 할 점은 비활성화된 gene들은 사라지는 것이 아니라, 직접 표현되는 것은 아니지만 잠재적인 역할을 하게 된다는 것이다. 이 방법을 처음 고안한 Dasgupta⁵⁾는 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 있다는 점을 강조하고 있다. 진

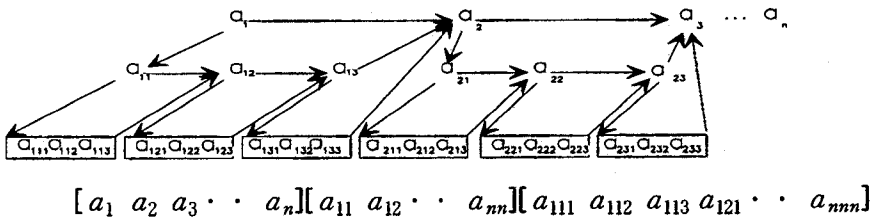


Fig. 4 A hierarchical implementation of StrGA

화론적으로 볼 때, 다윈이 지적하였듯이 어떤 종의 급격한 변화는 확률상 일어나기 힘들어 sGA의 경우에도 역시 별반 다른 점이 없다. 처음 이 개념을 GA에 도입한 Dasgupta는 문제에 이 방법을 적용하고자 할 때, 염색체의 구조적인 면에서 적용을 시도하였지만 적용문제의 구조적인 측면을 주장하지는 않았다. 다시 말하면, 본 논문에서는 genetic algorithm 자체의 성능을 개선시키는 차원이 아니라 StrGA속에서 사용되는 염색체의 구조적 특징을 여러 설계대안의 구현 방법으로 이용하였다. 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 설계영역에서 전체 최적점을 탐색하는데 중심적인 역할을 하게 된다.

설계대안을 위한 StrGA-DeAl의 실제적인 구현 면에서 볼 때, 효율적인 설계대안의 처리를 위해서나 해를 얻어내는 계산 시간의 감소를 위해서 다음과 같은 새로운 연산자들이 필요하게 되었다.

5.1 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

방법으로 Active Unit Based Crossover를 개발하였다. 만약 설계대안 A와 B를 가지는 개체끼리 mating pool에서 교배(crossover)를 위해서 조우하게 되었을 때, 대안 A와 B를 중심으로 한 정보 교환을 강제화하여 의미 있는 교배를 발생하게 하는 것이다. 처음 이 방법을 주창한 Dasgupta는 앞서서도 설명하였듯이 계층적 구조 문제를 염두에 두는 것이 아니라, GA자체의 구조적인 염색체를 기준으로 만들어서 이러한 교배 장치가 필요하지 않았다. 풀어서 말하자면, 대안으로 설명한 최상위 unit gene들이 대안으로 사용되는 것이 아니라 같은 설계안을 반복해서 사용되게 설계를 한 것이다.

5.2 Unit Based Mutation

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

이런 방식으로 generation말기에 가면, 획일적인 설계대안으로 고정되게 되고, 다른 설계대안으로의 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 과정을 본 방법에서 채택하였다. 참고 문헌 [12]에서는 이를 구속조건으로 이용하여 처리하고 있는데, 예를 들면 $a_1 + a_2 + a_3 + a_4 = 1$ 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.

6. 예 제

위에서도 지적하였듯이 본 예제에서는 문제의 계층적 구조가 어떻게 구현되는지, 대안을 고려한 다목적 환경 속에서 해를 어떻게 얻어내는지를 강조하며 설명해 나가겠다. 후에 언급되었지만 어떠한 방법을 통해 우선 구조물의 대안을 설정하고, 주어진 여러 case의 하중과 허용응력을 벗어나지 못하게 하는 구속조건인 환경 속에서 가장 작은 중량과 변위를 가지는 설계대안의 선택과 그 설계대안이 가지는 부재의 단면치수를 동시에 결정하고자 한다.

6.1 3-Bar Truss

우선 임의로 선택된 설계대안을 Fig. 5에 나열하였다. 각 설계대안들의 경계는 편으로 지지되어 있고 하중은 모두 3가지를 동시에 받는 것이 아니라 각각의 하중 case 에도 허용응력을 넘지 않아야 하는 제한조건이 가해지고 있다. Genetic encoding 과정에는 각각의 설계대안의 설계변수(단면적)들의 domain constraint가 존재하는데, 그 하한선은 0.1, 상한선은 10.0으로 정하였다. 또한 Fig. 5에서 ① 과 ③ 부재의 경우에는 허용응력이 5.이며, ② 부재는 그 값이 20.이다.

Fig. 6에서는 StrGA-DeAl 내의 계층적인 구조

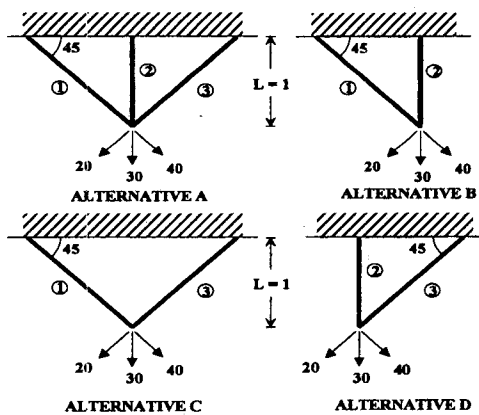


Fig. 5 Alternatives of the 3 Bar Truss

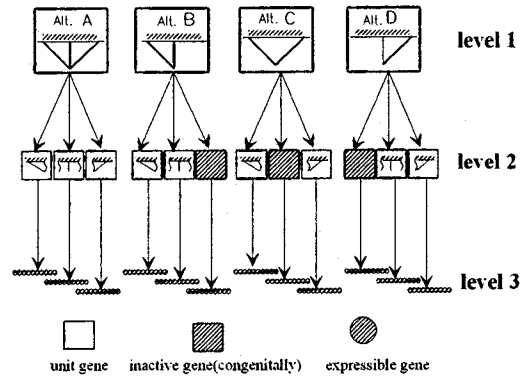


Fig. 6 Hierarchical structural chromosome of StrGA-DeAl

의 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 10개씩 120개 이어서, 모두 136개의 길이를 갖는 문자열이 한 개체를 구성하고 있다. 각 대안의 부재의 精度는 $1/(2^{10}-1)$ 이 된다. 본 예제에서는 중량과 변위라는 다목적 평가기준을 가지고 설정된 대안간의 비교, 평가를 통한 해들을 구해 보았다. 설계대안을 고려하였다는 점만을 제외한다면 전형적인 다목적 최적화 문제로 생각할 수 있다. MOGA를 사용하기 전에 가중치인자법(Weight Factor Method)을 통해서 본 논문에서 사용된 방법의 유용성과 정확성을 검토하였다. 각 목적 평가치의 가중치 변화에 따른 최적해의 집합이 Table 3에 기술되어 있다.

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 modulus가 큰 x_2 부재의 변화로 변위의 증가를 억제하는 방향으로 최적 설계점이 이동해 감을 알 수 있다. 이는 어떤 구속조건이 활성화되었는가를 통해서도 확인 할 수 있는데 30/2, 40/1에서 40/1로 할

Table 3 The result of 3-Bar Truss in weight and displacement criteria

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	7.041	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

성화된 구속조건이 줄어들을 보면 알 수 있다. 대안 B의 특징은 최대 하중인 40 에 견딜 수 있는 부재 ①이 존재하고, 최소 하중인 20 에 관한 부재 ③이 없다. 이 점이 구속조건에 적합한 최소중량에 주요한 요인이 된 topology의 주요한 특징이다.

가중치 인자 집합이 {0.7, 0.3} 과 {0.6, 0.4} 에 이르러서는 선택 대안이 B에서 A로의 변화가 일어난다. 어떤 가중치 인자 집합의 변화에 따른 최적설계 중량과 변위의 변화보다도 이 transition region 에서의 변화가 급격하게 일어남을 확인할 수 있다. 결국 중량보다는 변위의 비중이 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 최소화 기여하는 것이 주요 요인이었을 것이다.

가중치 인자법으로 다목적 최적화를 수행하고자 할 때는 각각의 목적 평가기준에 얼마나 많은 비중을 두어야 하는가에 관한 문제가 생긴다. 이런 기술적인 문제점을 보완하고자 StrGA-DeAl 에 MOGA 를 결합하였다. 이에 따른 장점은 평가의 표준화(normalization) 과정이 필요가 없고, non-convex한 영역까지의 탐색이 가능하다는데 있다. 물론 이산화변수에 적용이 용이하기도 하다.

Fig. 7은 MOGA를 통한 Pareto set를 두 개의 목적함수를 축으로 사용하여 도시한 그림이다.

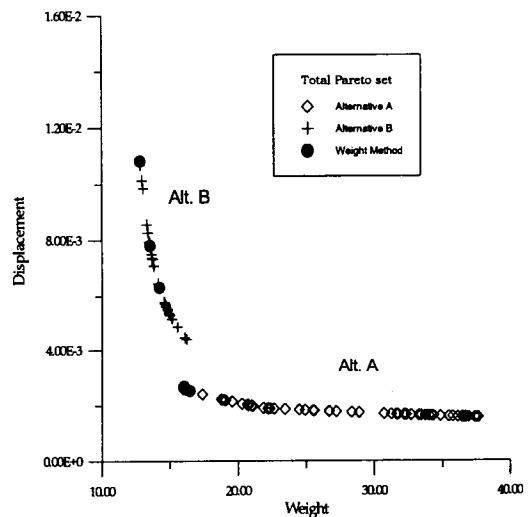


Fig. 7 Total Pareto set by StrGA-DeAl & MOGA

Pareto set의 개수는 1000개이고 위에서 사용된 가중치 인자법의 결과와도 비교를 하였다.

각 대안 별로 따로 Pareto set를 구해서 설계 대안을 고려한 전체적인 Pareto set를 유도해 낼 수도 있다. 이런 결과를 도출하기 위해서는 Fig. 8에서와 같이 대안 별로 하나 하나의 Pareto set를 구한다. 모든 대안별의 Pareto set들이 구해지면 이들을 모두 모아서 그 중에 우수한 해를 구해 낼 수 있다. Fig. 8에서는 대안을 고려한 StrGA+MOGA의 결과를 겹쳐서 나타냈는데 잘

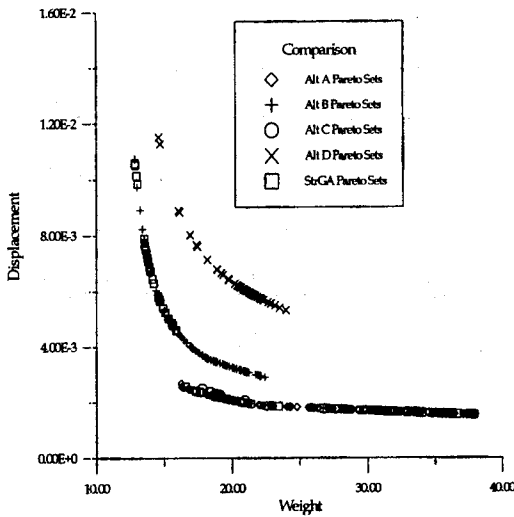


Fig. 8 Pareto sets of each alternative

맞는 것을 볼 수 있다. 그러나 위의 접근 방법으로는, 우선 Fig. 7의 방법보다 대안 수만큼의 풀어야 할 문제가 늘어난다는 것이다. 그러므로 대안 수만큼의 계산시간이 필요하며 후에 이를 정리해야 하는 부담도 따르게 되는 것이다. Fig. 8에서 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-DeAl의 경우, 각 설계대안별로 각 필요한 설계변수들의 메모리를 확보하고 있기 때문에 대안의 변화가 심한 전체 Pareto set를 구해 내는데 아주 적절한 방법이라고 생각된다. 논문¹²⁾과 같이 대안의 변화에 따른 설계변수 자체의 변화가 유도되는 방법으로는 설계대안의 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 가중치 인자법을 통한 접근 방법은 non-convex 한 설계영역에서는 MOGA에 비해서 한계점을 가진다. 이러한

예가 바로 Fig. 7인데, 대안 B의 Pareto set를 변위가 줄어가는 오른쪽 방향으로 내려오다 보면 가중치 인자법으로 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 가중치 인자법으로 접근이 불가능하다. Fig. 7을 보면 쉽게 이해할 수 있는데, 대안 B에서 직선이 닿아 있는 설계점이 바로 가중치 인자법을 통해 구할 수 있는 마지막 대안 B에서의 설계점인 것이다. 이점이 참고문헌[6]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. 가중치 인자법에서 대안의 변화가 생기는 지점에서 중량과 변위가 급격하게 변화된 이유가 여기에 있다고 본다.

본 예제에서 중요한 대안이라고 할 수 있는 대안 A, B의 Pareto set에 대하여 알아보자. 대안 B의 경우, 왼쪽 끝(이 설계점은 중량 단일 최적화 과정의 해가 되는 점이다.)은 구속조건이 가지는 제한으로 설정이 되었고, 오른쪽 끝은 대안 A의 존재로 끊기게 된다. 대안 A의 왼쪽의 경우는 대안 B의 왼쪽의 경우와 같으며, 오른쪽 끝은 대안 특성상 $x_1 \cdot l_1 + x_2 \cdot l_2 + x_3 \cdot l_3$ 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 비중 있게 고려한다면 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, 변위 면에서는 대안 A가 선택됨을 알 수 있다.

위의 Fig. 7을 보면 여러 설계대안이 존재하는 설계 문제에 있어서, 설계자가 관심이 있는 목적함수의 값들에 해당하는 설계대안과 그 설계변수

의 치수들을 동시에 표시할 수 있는 장점이 있어, 기존방법에서 해오던 개개의 고정된 위상구조물을 해석하여 얻어낼 수 있는 Pareto set에 비하면, 한 차원 넓어진 설계영역(즉 서로 다른 설계대안)의 탐색을 가능하게 한다. 따라서, 본 방법(StrGA-DeAl 및 MOGA)은 설계공간의 탐색에 효율적이라 할 수 있다.

6.2 10-bar Truss

비교적 복잡한 구조물에 대한 위상 대안을 생성 및 평가하는 경우를 검토하기 위하여 10-bar truss 예제를 적용하였는데, 이는 S1 단계와 S2 단계로 구성되어 있다. S1은 설계대안을 생성하는 단계이고, S2는 S1 단계에서 생성된 설계대안을 평가하는 단계이다.

S1의 경우는 설계대안 생성을 위해 사례기반 추론 기법을 사용하였다. 즉, 주어진 하중 조건에 대해 중량과 변위 면에서 최적의 위상을 가지고 있는 사례들을 이용하여 사례베이스를 구축하고 나중에 새로운 하중 조건이 주어지면 그 조건을 최대한으로 만족시키는 새로운 위상 대안을 생성하는 것이다.

본 예제에서 주어진 문제는 Fig. 9와 같고, 사용된 사례는 3 개인데 Fig. 10과 같이 사례베이스를 구축할 수 있다.

Fig. 10에서 볼 수 있듯이 각 사례의 내용은 '요구조건-해'의 쌍으로 구성되어 있는데, 사례의 요구조건은 하중의 작용 형태이고 이에 대응하는 사례의 해는 중량과 변위 면에서 최적화된 구조물의 위상이다.

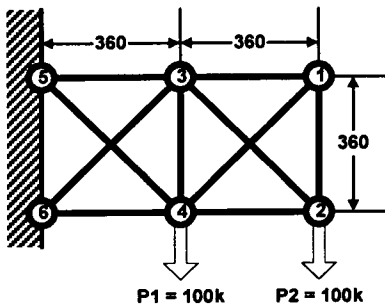


Fig. 9 Given problem

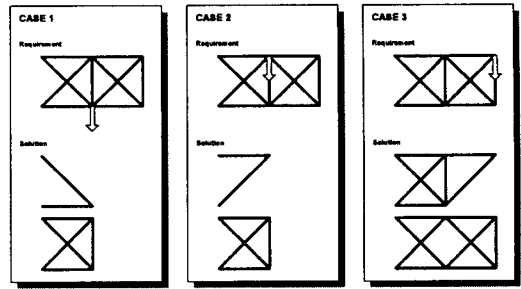


Fig. 10 Casebase

6.2.1 요구조건의 계층적 표현

사례의 요구조건은 하나의 사례를 대표하는 특징 (Feature)으로써의 역할과 사례색인 과정에서 중요하게 사용되는 색인의 역할을 맡고 있으며 사례추출 과정에서는 사례의 유사도 (Similarity)를 구하는데 있어서 결정적인 인자라고 할 수 있다. 그러므로, 사례의 요구조건을 어떻게 표현하느냐에 따라 사례기반 추론의 성능이 좌우된다고 볼 수 있는데, 본 연구에서는 효과적으로 사례의 요구조건을 표현하기 위하여 계층적 트리 구조 (Hierarchical Tree Structure)를 사용하였다. 먼저, 구조물에 작용하는 하중의 형태를 계층적인 개념으로 구분하기 위하여 각각 T-레벨, AB-레벨, 1234-레벨을 도입하여 Fig. 11과 같이 나타내었다.

Fig. 11에서 T-레벨은 구조물 전체에 해당하는 레벨이고, AB-레벨은 구조물의 오른쪽 또는 왼쪽에 해당하는 레벨이다. 또, 1234-레벨은 1, 2, 3, 4 절점에 하중이 작용하는 것을 직접 나타내는 레벨이다. 이러한 개념으로 구조물에 하중이 작용하는 형태를 계층적으로 표시할 수 있는데, 만

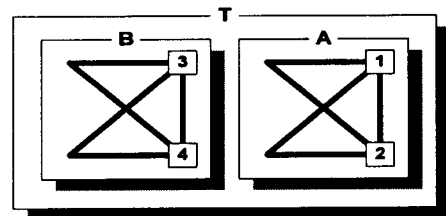


Fig. 11 Conceptual division

일 문제로 주어진 하중의 형태 (Fig. 9)를 표시한다면 다음의 Fig. 12처럼 나타낼 수 있다.

Fig. 12에서 T-레벨과 AB-레벨 절점 옆에 있는 숫자는 그 레벨의 하위 레벨에 존재하는 하중의 총 개수를 의미하고, 1234-레벨 절점 아래에 있는 ON/OFF는 그 절점에 하중이 작용하는지 안 하는지를 나타낸다.

6. 2. 2 사례기반 추론에 의한 문제 해결 과정

6. 2. 2. 1 사례색인 과정

사례기반 추론은 새로운 사례의 요구조건을 검토하여 그 사례의 색인을 파악하는 것으로부터 추론을 시작하는데, Fig. 12와 같이 계층구조로 구성된 요구조건이 바로 사례의 색인이다. 이어서 사례베이스 내부의 모든 사례들에 대해 각각의 요구조건을 파악한다. 이들도 역시 계층구조로 구성되어 있는데, 다음의 Fig. 13과 같다.

6. 2. 2. 2 사례추출 과정

과거의 각 사례들의 유사도를 측정하여 주어진 새로운 사례와 가장 유사한 것을 얻어내야 하는데, 이를 위해 Fig. 12, 13에 있는 계층구조들을 비교하는 트리 매칭 알고리즘을 수행하면 사례 1이 가장 비슷한 사례로써 추출되는데, 이는 다음

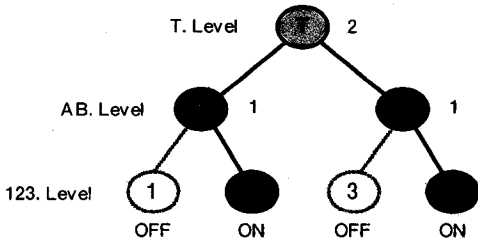


Fig. 12 Hierarchical structure of given load

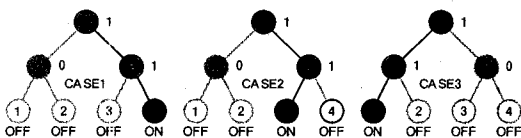


Fig. 13 Index of old cases

의 Fig. 14와 같다.

추출된 사례가 주어진 문제의 해로써 적절한 것인지를 평가하는 사례평가 과정이 필요한데, 이를 위해서 이전 단계에 얻어진 해가 주어진 하중을 견딜 수 있는 안정된 구조물인가를 검토한다.

Fig. 15에서 볼 수 있듯이 얻어진 두 가지의 해 모두 하중 P1은 견딜 수 있지만 하중 P2는 견디지 못한다. 그러므로, 사례추출에서 얻어진 해를 그대로 사용할 수는 없고, 그 해를 적절히 수정하여 하중 P2에 대해 요구조건을 만족시키도록 사례적용 과정을 수행해야 한다.

6. 2. 2. 3 사례적용 과정

본 연구에서 사례적용 기법으로 사용한 것은 사례적용을 위한 사례기반 추론 방법 (CBR for Adaptation, CBRfA) 과 사례혼합 방법이다. CBRfA는 사례적용 과정을 수행하기 위해 사례기반 추론 자체를 활용하는 것으로 사례적용에서 해결해야 하는 문제가 사례베이스에 존재하는가를 확인하여 존재한다면 이를 적용하는 방법이고, 사례혼합 방법은 주어진 조건을 부분적으로 만족하는 몇 개의 해를 적절히 혼용하는 방법이다.

○ 사례적용을 위한 사례기반추론 방법

현재 문제시되고 있는 하중 P2에 대해 주어진 요구조건과 유사한 사례가 사례베이스 내부에 있



Fig. 14 Solution of case 1

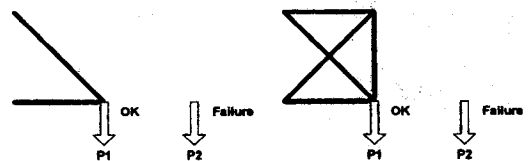


Fig. 15 Load check for case 1

능가를 알아 봐야 한다. 이를 위하여 주어진 새로운 사례와 과거 사례의 하중 P2에 대한 요구조건을 파악하는데, 다음의 Fig. 16과 같은 계층구조를 고려해야 한다.

Fig. 16에서 보는 것과 같이 하중 P2에 대한 계층구조는 사례 3이 가장 유사하므로, 트리 매칭 알고리즘을 수행한 결과 다음의 Fig. 17과 같은 사례 3의 해가 추출된다.

Fig. 18처럼 하중 P2에 대한 검토를 해보면 오른쪽 것만 주어진 조건을 만족하므로 이를 현 단계에서의 해로 선택한다. 이는 다음 단계인 사례 혼합 과정에서 사용될 것이다.

○ 사례혼합 방법

하중 P1에 대한 조건을 만족시키는 위상(Fig. 15)과 하중 P2에 대한 조건을 만족시키는 위상(Fig. 18의 오른쪽)을 서로 혼합하면 다음과 같다.

사례혼합으로 얻어진 위상(Fig. 19)에 대해 주어진 하중 조건을 체크하면 모든 조건을 만족하므로 이 두 가지의 위상은 본 예제의 해가 될 수 있다.

6.2.2.4 잉여 절점 제거를 위한 사례적응 과정

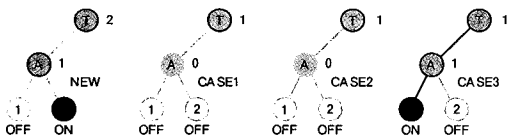


Fig. 16 Index of new and old cases

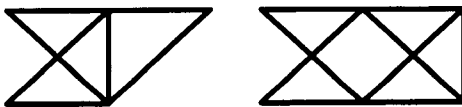


Fig. 17 Retrieved case for load P2

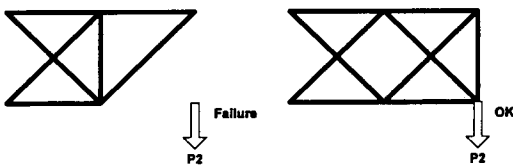


Fig. 18 Load check for case 3

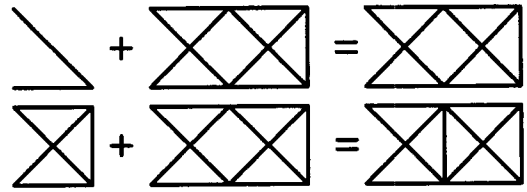


Fig. 19 Case combination

앞에서 사례혼합으로 얻어진 위상은 본 예제의 문제를 만족시키는 해가 될 수 있지만, 아직 다른 해가 존재할 수 있는 가능성이 있다. 이를 파악하기 위해 제거 가능한 잉여 절점이 존재하는가를 확인한다. 잉여 절점이란 그 절점에 하중이 작용하지 않으면서 그 절점을 제거하더라도 구조적인 불안정성을 유발하지 않는 것을 말한다. 잉여 절점을 제거하면 Fig. 20과 같은 결과를 얻을 수 있다. 여기서 잉여 절점은 두 경우 모두 절점 1이 된다.

결과적으로 Fig. 21과 같은 위상 대안의 해를 얻을 수 있다.

CBR을 이용하여 창출된 위상 대안들은 S2에서 해당 하중에 관한 structural response analysis(본 문제에서는 응력 제한조건)를 통하여 어떠한 대안이 우수한지 검증 받게 된다. 본 단계에서는 S1에서 전달된 위상정보(대안)를 대상으로 중량과 변위면에서 부재치수의 최적화과정이 수행된다고 할 수 있다. 물론 예제 1과 마찬가지로 다목적 최적화에 MOGA가 사용되었다.

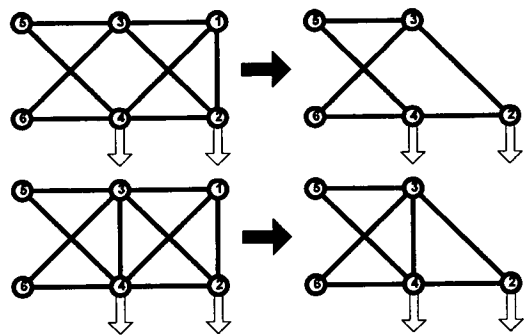


Fig. 20 Removal of redundant node

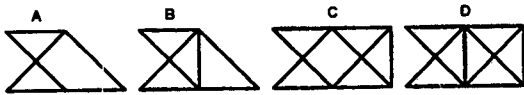


Fig. 21 Solution (topology alternatives)

부재가 가질 수 있는 치수는 1과 16사이의 정수 값을 가지도록 이산화되었으며, 부재 재료의 허용응력은 $25.e3$ 으로 Young's Modulus는 $1.e7$ 로 설정하였다.

Fig. 22는 S1에서 구한 대안들을 대상으로 다목적 최적화를 수행한 결과이다. 우선 알 수 있는 점은 중량측면에서는 대안 A가, 변위측면에서는 대안 C가 선택됨을 볼 수 있다. 예제 1의 Total Pareto Set이 보여주는 결과와의 차이점은 변위면에서 유리한 대안에 의해서 중량 면에서 유리한 대안의 흐름이 끊기는 현상이 아니라 중량면에서 유리한 대안 A에 의하여 대안 C가 잘리는 현상을 볼 수 있다. 대안 A의 오른쪽 끝은 설계 변수가 가지는 상한선에 의해 발생된 것이고, 이를 통해서 알 수 있는 것은 본 문제의 경우에는 대안 A의 역할이 중량, 변위면에서 지대함을 알 수 있다. Fig. 23은 과연 모든 대안에 대한 Pareto set를 통하여 위에서 얻은 결과가 옳은 지에 관한 검증을 위한 것이다. 예상대로 대안 B와 D는 해의 위상정보를 가지는 대안보다 우측 상방향 부분에 분포해 있음을 확인할 수 있었다. Fig. 23을 보면 대안별로의 Pareto set의 폭이 작아서 그들간의 우열이 명확하게는 구분되지 않는 면이 있다. 이는 CBR에서 제공하는 대안들이 각각의 하중 Case에서 우수하다고 평가되는 위상구조를 사례로 삼았기 때문이라고 할 수 있다. 다시 말하면, 위상 면에서 우수했던 구조물들 간의 비교에는 가시적인 큰 우열의 차이가 없었다. 또 하나의 특징적인 점은 대안 D와 대안 C에 관한 비교이다. 대안 D의 경우, 대안 C보다 부재가 하나 더 있는 데도 불구하고 변위면에서 오히려 불리한 결과가 도출되었는데 이는 본 예제에 사용된 하중 조건하에서 해당 부재의 존재가 역효과를 가져옴을 알 수 있다.

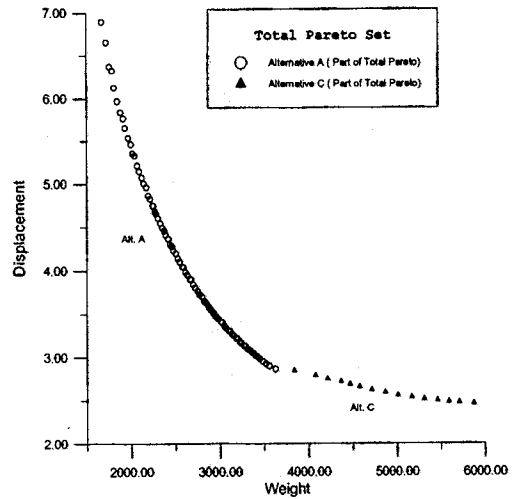


Fig. 22 Total Pareto set by StrGA-DeAI & MOGA

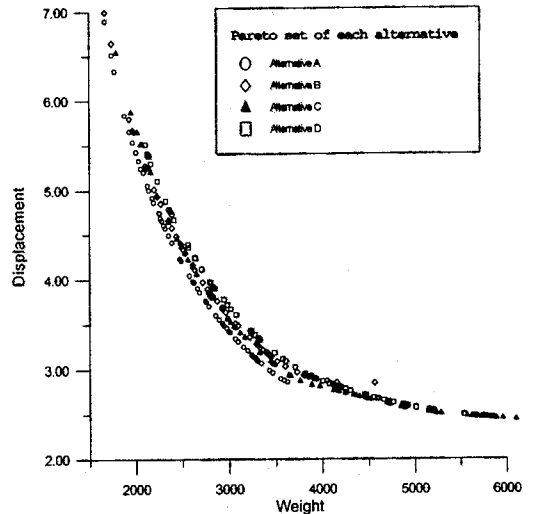


Fig. 23 Pareto Set of each alternative

7. 결 론

본 논문에서는 다목적 환경 속에서 다양한 설계대안 구조물들을 생성하고 그들 간의 비교, 평가, 선택 등을 지원할 수 있는 인공지능 기법을 이용한 구조설계 지원 시스템을 개발하였다. 기

존의 성공사례를 바탕으로 새로운 환경에 적합한 설계대안을 생성시키기 위해서 CBR을 사용하였다. StrGA에서 파생시킨 StrGA-DeAl이 여러 설계대안들의 처리를 담당하게 되며, MOGA가 다양한 평가기준을 처리할 수 있는 모듈을 책임지게 된다. 본 방법의 유용성과 효율성은 Truss에 제를 통하여 증명하였다. 설계대안 구조물을 생성하는 모듈 및 다양한 설계목적에 부합할 수 있는 기법과 구조물을 계층적으로 효과적인 처리가 가능한 기법 등을 통합했다는 측면에서 보았을 때, 본 논문의 구조설계지원 시스템은 기존의 최적화 기법과 달리 실제로 행해지는 구조설계 영역에서 자동화의 범주를 보다 체계적으로 넓힐 수 있는 역할을 할 수 있다.

감사의 글

이 논문은 1996년도 학술진흥재단의 대학교수 해외파견 연구지원에 의하여 연구되었음을 밝히며, 많은 지원을 가치지 않는 한국학술진흥재단의 관계자 여러분께 사의를 표합니다.

참 고 문 헌

1. D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning*, Addison-Wesley, 1995
2. J. H. Holland, Genetic Algorithms. *Scientific American*, pp.66~72, 1992.
3. 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, pp.1~13, 1994.
4. 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, pp.238~245, 1997.
5. D. Dasgupta & D. R. McGregor, *A Structured Genetic Algorithm: The model and the first result*, (Report No. IKBS-2-91), 1991
6. G. H. Kim, *Multicriteria Structural Optimization by Genetic Algorithm*, Ph. D. Thesis, Seoul National University, Dept. of Naval Architecture & Ocean Engineering, 1994
7. W. P. Lewis, A. E. Samuel, *Fundamentals of Engineering Design*, Prentice Hall Press, 1989
8. G. Pahl & W. Beitz, *Engineering Design-A Systematic Approach*, Springer Press, 1996
9. C. K. Riesbeck & R. C. Shank, *Inside Case-Based Reasoning*, Lawrence Erlbaum Associates Publishers, 1989.
10. M. L. Maher, M. B. Balachandran, D. M. Zhang. *Case-Based Reasoning in Design*. Lawrence Erlbaum Associates Publishers. 1995.
11. I. C. Yeh, Case-Based Approaches for Preliminary Design of Steel Building Frames. *Microcomputers in Civil Engineering*, 12, pp.327~337, 1997
12. 양영순, 장범선, AHP 기법을 이용한 최적 구조설계, 한국전산구조 공학회 학술발표회 논문집, 제9권 제1집, pp.190~201, 1996
(접수일자 : 1998. 4. 29)