

유전자 알고리즘을 이용한 강 뼈대 구조물의 최적설계

Optimum Design of Steel Frames Using Genetic Algorithms

정 영 식*
Chung, Young-Shik

정 석 진**
Chung, Suck-Jin

요 지

유전자 알고리즘(GA)은 어떠한 유형의 문제에도 적용가능하며 달리 방법이 없는 경우 최후의 수단으로 흔히 사용되는 방법이다. 강구조물 설계란 기본적으로 구조물을 이루는 부재로서 어떤 재료를 선택될 것인지를 결정하는 문제이다. 따라서 천문학적인 숫자의 설계가 존재하며 이들 중 최적의 설계를 탐색하는 것은 대체로 불가능한 일이다. 본 논문에서는 GA와 이와 관련된 여러 가지 기법들을 소개하고 강구조물 최적설계에 이들의 활용을 모색하였다. 작은 설계공간을 가지는 문제에서는 GA로 전역최적설계를 찾을 수 있었다. GA는 또한 연속변수 최적설계 문제에서도 최적설계를 찾았으며 구조물 최적설계에 적용될 수 있음을 보였다. 그러나 규모가 큰 현실문제에서는 GA가 최적 또는 최적에 근접한 설계를 항상 찾을 수 있을 것이라고 기대하기는 어려울 것으로 생각된다. GA에 G bit improvement를 추가하여 수행한 경우에 더 좋은 최적설계 결과를 보여주었으며 앞으로 이 부분의 연구가 활발해 질 것이다.

핵심용어 : 유전자 알고리즘, 최적설계, 강 뼈대, 구조물

Abstract

Genetic Algorithms(GA) together with simulated annealing are often called methods of last resorts since they can be applicable to any kind of problems, particularly those to which no sophisticated procedures are applicable or feasible. The design of structures is primarily the process of selecting a section for each member from those available in the market, resulting in the problem of combinatorial nature. Therefore it is usual for the design space to include astronomical number of designs making the search in the space often impossible. In this work, Genetic Algorithms and some related techniques are introduced and applied to the design of steel frameworks. In problems with a small number of design variables, GA found true global optima. GA also found true optima for the continuous variable test problems and proved their applicability to structural optimization. For those problems of real size, however, it appears to be difficult to expect GA to find optimum or even near optimum designs. The use of G bit improvement added to ordinary GA has shown much better results and draws attention for further research.

Keywords : genetic algorithms, optimum design, steel frame, structure

1. 서 론

구조물을 가장 적절하게 구축하고자 하는 의도는 역사가 있기 전부터 시작되었음이 분명하다. 그러나

구조물의 최적화를 수학적 및 역학적으로 시도한 것은 1904년 Michell¹⁾의 연구가 최초의 일이라 알려져 있으며 이후 Hemp의 저서²⁾는 Michell's structural continua에 관해 자세히 기술하고 있다. Computer

* 정회원 · 울산대학교 토목환경공학부, 교수

** 울산대학교 토목환경공학부, 박사과정

· 이 논문에 대한 토론을 2000년 12월 31일까지 본 학회에 보내주시면 2001년 3월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

의 등장 이후 수리계획법을 구조설계에 적절히 이용한 것은 1960년 Schmit³⁾의 연구가 처음이다. 수리계획법에 근거한 직접적인 탐색방법은 어떤 종류의 문제에도 잘 적용시킬 수 있는 장점이 있는 반면 설계변수의 수가 많아지면 수렴이 느려지고 해를 찾지 못하는 단점이 있다. 이에 반해 1970년대에 등장한 최적화 기준 방법은 어떤 특정 유형의 구조물에 알맞는 최적화 기준을 세우고 설계대상이 된 구조물이 이 최적화 기준을 만족하도록 이끌어 가는 간접적 방법으로 다수의 설계변수를 갖는 문제에 잘 적용될 수 있다.^{4)~18)} 그러나 이러한 최적화 탐색방법들은 설계변수를 연속변수로 취급하므로 또 다른 과정을 거쳐야만 현실적으로 사용할 수 있는 이산변수 최적설계를 얻을 수 있다. 연속변수 최적화 과정이 없는 이산변수 구조최적화에 관한 연구도 정수계획법의 한 방법인 분지한계법(branch and bound)을 중심으로 활발한 연구가 진행되어 왔다.¹⁹⁾

유전자 알고리즘(GA)은 어떠한 유형의 문제에도 적용가능하며 달리 방법이 없는 경우 최후의 수단으로 흔히 사용되는 방법이다. 따라서 이 유전자 알고리즘의 응용 분야는 경계가 없으며 쓰여지는 형태도 매우 다양한 면을 보이고 있다. Alex²⁰⁾ 등은 건설분야에서 자주 거론되는 최적화 문제의 해결을 위한 유전자 알고리즘의 활용방안을 연구하였다. 구조최적화 문제도 유전자 알고리즘의 취급 대상으로서는 다른 문제와 하나도 다를 바가 없다. 수학적으로 복잡하여 제약조건을 설계변수의 명시적 함수로 나타내지 못하고 따라서 제약조건을 설계변수에 대한 미분을 구하지 못하는 점등은 유전자 알고리즘에서는 아무 상관이 없다. 최근 유전자 알고리즘에 의한 구조최적화 연구가 매우 활발해진 양상을 보이고 있으며 특히 1990년대 후반에 이르러 이 기간중 ASCE의 *Journal of Structural Engineering* 등에 실린 구조최적화 관련 논문의 절반이 이 유전자 알고리즘을 이용한 것이다.^{21)~27)} 유전자 알고리즘을 이용한 구조물 최적설계에 관해 국내에서 발표되었던 논문들을 살펴보면 주로 트러스 구조물에 관한 연구가 가장 많았다. 트러스를 대상으로 한 유전자 알고리즘을 이용한 최적설계 논문으로는 부재 단면적이 연속변수인 최적설계,²⁸⁾ 형상 및 위상을 설계변수로 하는 최적설계,²⁹⁾ 부재 단면적이 이산변수인 최적설계³⁰⁾ 등이 있었다. 철근콘크리트 구조물을 대상으로 한 유전자 알고리즘을 이용한 최적설계^{31)~32)}도

몇 편 발표되었다. 이 외에도 연속보,³³⁾ 복합적층구조물³⁴⁾ 등 다양한 구조물 형태에 대한 논문도 발표되었다.

본 연구는 강 뼈대 구조물의 최적 설계에 이 유전자 알고리즘을 적용하고자 하는 것이며 또한 유전자 알고리즘과 관련한 개선기법으로 G bit improvement 등의 유용성 등을 밝히고자 하는 것이다. 설계변수를 연속변수로 취급한 경우는 각 부재의 단면적을 설계변수로 하고, 단면 2차모멘트 등 단면 제량을 설계변수의 함수로, 설계변수를 이산변수로 취급한 경우는 AISC의 표준 단면의 번호(index)를 설계변수로 하고 따라서 설계변수의 값인 단면번호가 주어지면 데이터베이스에서 단면의 제량이 결정되는 것이다. 연속변수 최적설계는 최적설계를 이미 알고 있는 강 뼈대 구조물 문제에 적용하여 유전자 알고리즘이 최적설계를 찾아 주는지 여부를 알고자 한 것이다. 이후 이산변수 최적설계에도 유전자 알고리즘을 적용하여 이의 활용 가능성을 제시 하고자 한다.

2. GA의 최적설계에서의 활용

GA(Genetic Algorithms)는 자연진화의 법칙인 적자생존의 법칙을 기본원리로 한 확률론적 탐색 알고리즘이다. 주변환경에 잘 적응하는 우수한 형질을 갖는 개체는 살아남을 것이고 그렇지 못한 개체는 도태될 것이다. 이러한 특징을 가지고 있는 GA는 최적설계나 기계학습과 같은 공학분야에서도 그 활용 방안이 많이 연구되어지고 있다.

본 장에서는 GA를 채용하여 강 뼈대 구조물에 대한 최적설계를 수행함에 있어, 현재 GA의 여러 기법들 중 가장 많이 채용되고 있는 GA 기법과 본 연구에서 채용된 micro GA 기법 그리고 GA를 이용한 최적설계를 개선하기 위해 채용된 G bit improvement 기법에 대해 간략하게 언급하고자 한다. 또한 본 연구에서는 최적설계 응용프로그램을 병렬프로그래밍화하였다. 이에 대한 적용방법도 설명하고자 한다.

2.1 표준형 GA 기법

표준형 GA라는 말은 Goldberg가 제안한 기법³⁵⁾으로 현재 GA를 이용하는 최적설계에서 가장 많이 사용되고 있는 GA기법이다. GA의 구성인자는 이진비트(binary bit)로 이루어진 이진코드(binary string)

들이며, 이 이진코드들이 한데 모여 모집단(population)을 이룬다. 그리고 GA는 재생산(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)와 같은 탐색과정을 통해 현 세대의 개체(이진코드)들보다 더 높은 적합도를 가지는 개체들로 갱신되어져 다음 세대(generation)로 넘어간다. GA 탐색과정에서, 본 연구에 채용된 방법은 다음과 같다. 재생산과정의 개체 선택 도구로는 토너먼트 선택(tournament selection)을 채용하였다. 여기서 토너먼트 선택이란 모집단으로부터 결정된 수의 개체를 무작위로 선택하여 그 중 적합도가 높은 개체는 살아남고 그렇지 못한 개체는 도태되는 선택방법이다. 그 다음 과정인 교배과정에서 채용된 교배방법으로는 일정교배 방법이다. 이 때 적용된 교배 확률은 0.5로 고정하였다. 일정교배 방법은 짝을 이루는 개체들의 각 이진비트가 교배확률에 근거하여 한 비트씩 상호 교배되는 방법이다. 마지막 과정인 돌연변이 과정에서는 jump mutation과 creep mutation을 동시에 채용하였다. jump mutation은 개체들을 구성하는 이진비트에서 jump mutation 확률에 의거하여 임의로 한 비트를 선택하고 그 선택되어진 비트의 값이 0이면 1로, 1이면 0으로 바꾸는 과정이다. creep mutation은 이진코드들을 십진코드들로 번역한 후, 이 십진코드를 구성하는 인자(실제 설계변수)들 중 creep mutation 확률에 따라 임의로 십진코드를 선택하고 그 코드의 값을 임의의 십진수 값으로 바꾸는 과정이다.

2.2 micro GA 기법

이 방법³⁶⁾은 Krishnakumar가 제안한 방법으로 너무 일찍 조기에 설계가 수렴되는 것을 피하게 하고 최적설계에 근접한 설계로 빨리 수렴시키게 하는 특징을 가지고 있다. 위의 표준형 GA 기법과 거의 유사하나 구별되는 점이 있다. 첫 번째 구별되는 점으로는 돌연변이 과정이 생략되었다는 데 있다. 두 번째 구별되는 점으로는 교배 후 새로이 생성된 모집단에 대해 수렴되었는지를 검토하는 과정이 추가되었다는 데 있다. 만약 수렴되었다고 판단되면 최적의 적합도를 보이는 이진코드는 복제되고 이 이진코드를 제외한 모집단의 나머지 모든 이진코드들은 제거되고 새롭게 생성된다. 본 연구에서 수렴은 최적의 적합도를 가지는 이진코드의 각 이진비트들과 전체 모집단을 구성

하는 이진코드들의 각 이진비트들을 서로 비교하여 그 상이함이 모집단의 각 이진코드를 구성하는 이진비트 전체 수의 5% 이하인 경우라 정하였다. 추가된 이 과정이 돌연변이 과정을 대신하는 것이다. 이 기법은 돌연변이 과정이 없어 돌연변이 확률을 고려할 필요가 없다는 장점이 있다.

2.3 G bit improvement 기법

이 기법³⁷⁾은 모집단 중 최적의 적합도를 가지는 하나 또는 그 이상(본 연구에서는 전체 모집단의 총 수 중 5%에 해당되는 수효)의 이진코드(설계)들을 선택한 후, 이 이진코드를 개선하여 적합도를 높이는 방법으로 본 연구에 추가 채용하였다. 이 기법은 이진코드를 구성하는 이진비트 값들을 차례대로 0이면 1로, 1이면 0으로 바꾸어, 적합도가 개선되어지면 바뀌어진 설계로 대체하는 기법이다. 높은 적합도를 가지는 설계들을 좀 더 개선시키게 하는 기법들 중 가장 간단하게 적용시킬 수 있는 기법이다. 그러나 설계공간이 커지게 되면 상당히 많은 시간을 요하게 하는 단점을 가지고 있다.

2.4 병렬프로그래밍 기법의 적용

본 연구에서 GA를 이용한 최적설계의 병렬프로그래밍 접근법으로 메시지 패싱 시스템 프로토크올인 PVM(Parallel Virtual Machine)을 채용하였다. PVM은 적은 비용으로 단일기계, 네트워크 또는 병렬기계상에 다수의 임무를 병렬로 실행하기 위한 환경을 제공해 주는 소프트웨어이자 프로토크올이다. 그리고 본 연구의 병렬프로그래밍을 수행하기 위해서는 컴퓨터간의 네트워크화가 이루어져야만 한다. 그러기 위해서는 네트워크에 강점을 갖고 있는 운영체계가 필요하다. 그래서 본 연구의 GA를 이용한 최적설계 응용프로그램은 UNIX의 PC버전이라 할 수 있는 LINUX라는 운영체제에서 컴파일 및 최적설계 수치해석을 수행하였다.

최적설계 과정 중 적합도를 평가할 때 이 병렬프로그래밍을 적용하였다. 모집단을 구성하는 개체들의 적합도 평가 시, master가 되는 프로세서는 모집단을 구성하는 개체들을 균등하게 분산시켜 master 프로세서 자신과 slave 프로세서들로 이 개체들을 넘겨준다.

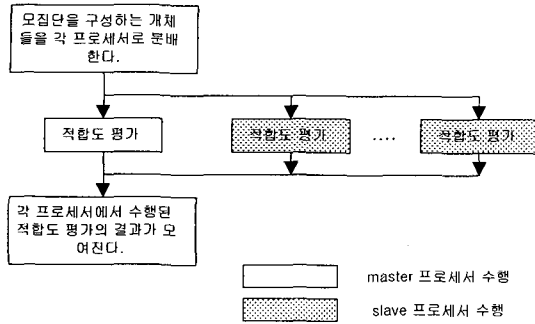


그림 1 적합도 평가에서의 병렬프로그램 모형도

각 프로세서(master, slave 프로세서)들은 넘겨 받은 개체들에 대한 적합도 평가를 수행한다. 적합도 평가가 모두 끝난 후에 slave 프로세서들은 master 프로세서로 적합도 평가 결과를 보낸다. 이렇게 master와 slave 간에 송수신이 끝나면 master에서는 이 적합도 평가의 모든 결과를 모아 다음 GA 과정으로 넘겨준다. 이에 관한 모형도는 그림 1과 같다.

3. GA를 이용한 강 뼈대 구조물의 연속변수 최적설계

현실에서의 강 뼈대 구조물 설계는 구조물의 각 부재로 쓰일 재료를 제품으로 규격화된 강재들 중에서 선택하는 일이며, 제약조건들을 어기지 않으면서 중량이 최소가 되도록 각 부재를 선택하는 것이 최적설계이다. 이 때 강재를 선택한다는 것은 설계변수가 연속변수가 아니라 이산변수라는 것을 말한다. GA를 이용한 최적설계에서는 gradient 등 수학적 정보가 필요치 않으므로 일부터 설계변수를 연속변수로 하여 최적설계를 할 필요는 없다. 그러나 강 뼈대 구조물을 대상으로 한 GA를 이용한 최적설계 방법이 과연 정확한 최적설계로 접근해 가는지에 대해 알 필요는 있다. 그래서 OC(Optimality Criteria)에 의한 연속변수 최적설계¹⁸⁾와 엄밀한 의미로서의 최적설계는 아니지만 현재 많이 사용되고 있는 FSD(Fully Stressed Design)에 의한 설계를 여러 기법의 GA(표준형 GA, micro GA)를 이용한 연속변수 최적설계와 서로 각각 비교하여, GA를 이용한 강 뼈대 구조물 최적설계의 우수성을 입증하고자한다. 또 GA의 여러 기법들 중 강 뼈대 구조물에 가장 적합한 기법을 제안하고자한다.

3.1 설계변수의 정의

GA를 이용한 연속변수 최적설계에서의 연속변수는 최소 크기제약과 최대 크기제약 사이의 2^{20} (=1,048,576) 개수 만큼을 실수형으로 재정의하였다. 여기서 설계변수는 부재의 단면적이고 단면 2차 모멘트, 단면의 높이는 이 단면적에 종속된 관계에 있다고 가정하였다. 수식으로 표현하자면 식(1)과 같다. 식(1)의 매개 변수 ($\alpha, \beta, \alpha_1, \beta_1$) 값들은 291개의 AISC가 규정한 W형강 단면으로부터 최소자승법에 의해 구한 값들이다.

$$I = \alpha \cdot A^\beta, \quad D = \alpha_1 \cdot A^{\beta_1} \quad (1)$$

여기서,

I : 단면 2차 모멘트, D : 단면 높이
 A : 단면적(설계변수)
 α : 6.6962780, β : 1.7688108
 α_1 : 5.8735053, β_1 : 0.39788328

3.2 적합도함수의 정의

본 연구에서는 적합도가 가장 높은 설계가 최적설계가 되도록 규정하였다. 그러나 본 연구에서의 목적함수는 강 뼈대 구조물의 중량이며 응력제약을 위반할 시 벌점함수를 목적함수에 덧붙이도록 되어져 있다. 그러므로 벌점함수가 덧붙여진 목적함수에 '-1'의 값을 곱함으로써 응력제약을 어기지 않으면서 최소 중량을 가지는 설계가 최적설계인 것을 본 연구의 취지에 맞게 가장 높은 적합도를 가지는 설계가 최적설계인 것으로 변환시켰다. 여기서 벌점함수란 구조물의 응력검토 후 응력제약을 위반하였을 경우 벌점을 부과하도록 하는 함수이며, 연속변수 최적설계에서는 기둥의 좌굴은 고려하지 않았는데 그 이유는 비교 대상으로 삼은 연속변수 최적설계의 과정에서 그러했기 때문이다. 적합도함수는 식(2)와 같이 표현할 수 있다.

$$\phi(x_k) = -\{f(x_k) + r \sum_{j=1}^m \langle g_j(x_k) \rangle^q\} \quad (2)$$

$$f(x_k) = \sum_{j=1}^m \rho A_j(x_k) L_j \quad (3)$$

$$g_j(x_k) = \frac{f_{c_j}(x_k) + f_{b_j}(x_k)}{f_{a_j}(x_k)} - 1 \quad (4)$$

여기서,

x_k : k 번째 설계변수

연속 설계변수 : 최대와 최소 크기(단면적)
범위 안의 값 중 하나

이산 설계변수 : 1번째~256번째 부재 중 하나

$\phi(x_k)$: 적합도함수

$f(x_k)$: 구조물의 총 중량

$f_{c_j}(x_k)$: j 번째 부재의 압축응력

$f_{b_j}(x_k)$: j 번째 부재의 최대휨응력

$f_{a_j}(x_k)$: j 번째 부재의 허용응력

$A_j(x_k)$: j 번째 부재의 단면적

L_j : j 번째 부재의 부재길이

$\langle g_j(x_k) \rangle$: j 번째 부재의 응력제약 함수;
< >내의 함수 값이 음수이면 0,
그렇지 않으면 그 값 그대로 적용한다.

r : 벌칙함수의 증가계수 (10^6 라 가정)

q : 벌칙함수의 계수 (2 라 가정)

ρ : 강재의 단위중량

(이산변수 최적설계에서는 0.2836pci라 가정)

3.3 연속변수 최적설계 적용 예

GA를 이용한 강 뼈대 구조물 최적설계를 수행할 경우, 세대를 100번 거듭하도록 하였고 현 세대에서 가장 높은 적합도를 나타내는 개체는 교배 등의 과정을 거치지 않고 다음 세대로 직접 복제되게 하는 elitism을 적용하였다.

3.3.1 1층 2경간 비대칭 강 뼈대 구조물

이 예¹⁸⁾는 그림 2에 나타나는 바와 같이 1층 2경간 비대칭 강 뼈대 구조물로서 구조물을 이루는 각 부재(5개)의 단면적을 설계변수로 보았다. 이 강 뼈대 구조물의 단위중량은 $0.02\text{kg}/\text{cm}^3$, 허용응력은 $1,500\text{kg}/\text{cm}^2$, 탄성계수는 $2,100,000.0\text{kg}/\text{cm}^2$ 라 가정하였다. GA 기법을 이용한 강 뼈대 구조물 최적설계 시, 설계변수 모두 다 최소 크기제약은 0.3cm^2 , 최대 크기제약은 10cm^2 으로 가정하였다. 위의 가정을 모두 채용하여 여러 종류의 GA 기법으로 구조물 최적설계를 수행하였고, 이 설계 결과(최대 적합도)는 아래 표 1과 같다.

표 1의 세 가지 GA 기법 중 micro GA가 대체적으로 좋은 결과를 나타내었다. micro GA 기법으로

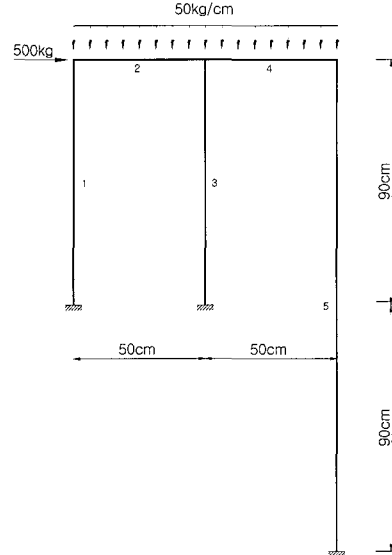


그림 2 1층 2경간 비대칭 구조물

표 1 GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기 \ 최대 적합도	50	100	150	200
micro GA	-25.5718	-25.0319	-24.9196	-24.6788
표준형 GA(a)	-27.5787	-27.9254	-25.6752	-31.2284
표준형 GA(b)	-33.5404	-26.9694	-26.5548	-30.3509

a : jump mutation 확률: 0.02, creep mutation 확률: 0.04
b : jump mutation 확률: 0.01, creep mutation 확률: 0.02

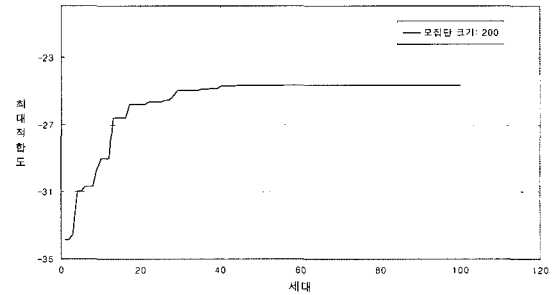


그림 3 세대에 따른 최대 적합도

모집단 크기가 200일 때, 가장 좋은 결과가 나왔으며 세대를 거듭함에 따라 높아지는 최대 적합도의 변화과정은 그림 3과 같다. 이 때 이 최대 적합도의 실제 목적함수(총 중량) 값은 24.6788kg이었다. 이 값과 OC 및 FSD에 의한 최적설계의 총 중량 값을 각각 비교해 보면, OC에 의한 최적설계 결과와는 약

표 2 최적화 방법간의 최소 총 중량 비교

최적화 방법	GA	OC	FSD
총 중량 (kg)	24.6788	24.6052	25.8041

표 3 각 부재의 단면적 및 응력

부재(설계변수) 번호		1	2	3	4	5
GA 방법 24.6376kg	단면적	0.536	6.014	6.188	3.510	0.836
	응력	1425.5	1499.6	1496.7	1499.5	1136.0
OC 방법 24.6052kg	단면적	0.575	5.947	6.168	3.452	0.853
	응력	1391.9	1500.0	1500.0	1500.0	1132.7

0.3% 밖에 차이가 나지 않았고 FSD 결과보다는 약 4% 가벼운 설계가 되었다. 비교 결과는 표 2와 같다.

GA를 이용한 최적설계를 좀 더 개선하기 위해 위의 최적설계로부터 구한 설계변수 값들을 기준으로 하여, 최소 및 최대 크기제약의 범위를 줄인 후 최적화 결과가 가장 좋았던 micro GA를 실행하였다. 그 결과 모집단의 크기가 150일 때 가장 높은 적합도가 나타났으며, 이 최대 적합도의 실제 총 중량 값은 24.6376kg 이고 각 설계변수 값과 응력 값은 표 3에서 자세히 기술하였다.

3.3.2 brace가 있는 1층 1경간 강 뼈대 구조물

이 예는 그림 4에 나타나는 바와 같이 brace가 있는 1층 1경간 강 뼈대 구조물로서 구조물을 이루는 각 부재(4개)의 단면적을 설계변수로 보았다. 이 강 뼈대 구조물의 단위중량은 0.077KN/cm³, 허용응력은 15.0KN/cm², 탄성계수는 21,000.0KN/cm²라 가정하였다. 설계변수 모두 다 최소 크기제약은 0.3cm², 최대 크기제약은 10cm²으로 가정하였다.

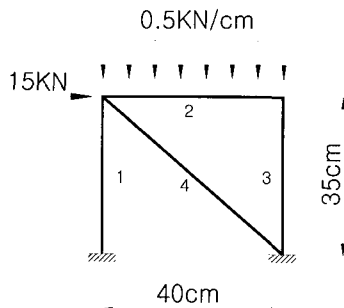


그림 4 brace가 있는 1층 1경간 구조물

표 4 GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기 \ 최대 적합도	100	150	200	250
micro GA	-24.0175	-22.9446	-22.8404	-21.9497
표준형 GA(a)	-27.6667	-24.5658	-23.9434	-29.0288
표준형 GA(b)	-22.9851	-26.7415	-26.5648	-24.2516

a : jump mutation 확률: 0.02, creep mutation 확률: 0.04
b : jump mutation 확률: 0.01, creep mutation 확률: 0.02

표 4의 세 가지 GA 기법 중 micro GA가 앞의 예와 마찬가지로 좋은 결과를 나타내었다. micro GA기법으로 모집단 크기가 250인 경우, 가장 좋은 결과가 나왔으며 세대를 거듭함에 따라 높아지는 최대 적합도의 변화과정은 그림 5와 같다. 이 때 이 최대 적합도의 실제 목적함수 값은 21.9497KN이었다. 이 값과 OC 및 FSD에 의한 최적설계의 총 중량 값을 각각 비교해 보면, OC에 의한 최적설계 결과와는 약 0.6% 밖에 차이가 나지 않았고 FSD 결과보다는 약 19.5% 가벼운 설계가 되었다. 특히 이 비교된 결과를 보면 GA를 이용한 최적설계가 수학적으로 엄밀한 최적설계인 OC에 의한 최적설계와는 거의 같은 설계인데 반해 비최적설계 방법인 FSD에 의한 설계와는 상당히 다른 설계임을 알 수 있었다. 이 예는 표 5에서 보는 바와 같이 FSD가 최적설계와 전혀 다른 경우를 고의로 선택한 것이다. 이 예에서 입증된 것은 GA는 어떠한 형태의 구조물에서도 중량을 최소화하는 설계를 찾아간다는 GA의 속성이다.

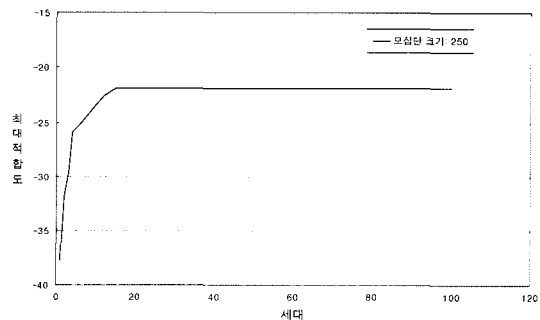


그림 5 세대에 따른 최대 적합도

표 5 최적화 방법간의 최소 총 중량 비교

최적화 방법	GA	OC	FSD
총 중량 (KN)	21.9497	21.823	27.256

3.3.3 4층 3경간 강 뼈대 구조물(6개의 연속 설계변수)

그림 6에 나타나 있는 4층 3경간 강 뼈대 구조물을 구성하는 부재들은 바깥기둥, 안기둥, 1층보, 2층보, 3층보, 4층보로 group화하였고, 동일 group에 속하는 부재들은 모두 똑 같은 단면을 가지며 각 group의 단면적이 설계변수이다. 이 강 뼈대 구조물의 단위중량은 $0.077\text{KN}/\text{cm}^3$, 허용응력은 $15.0\text{KN}/\text{cm}^2$, 탄성계수는 $21,000.0\text{KN}/\text{cm}^2$ 라 가정하였다. 바깥, 안기둥은 최소 및 최대크기제약을 10cm^2 , 20cm^2 으로, 1~3층보는 최소 및 최대크기제약을 5cm^2 , 15cm^2 으로, 4층보는 최소 및 최대크기제약을 5cm^2 , 10cm^2 으로 가정하였다.

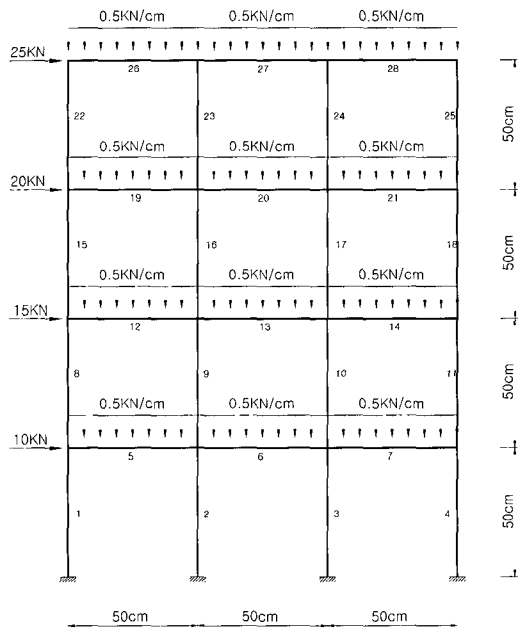


그림 6 4층 3경간 구조물

표 6 GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기 \ 최대 적합도	50	100	150	200
micro GA	-1,225.5	-1,200.1	-1,204.6	-1,184.0
표준형 GA(a)	-1,243.8	-1,258.3	-1,236.1	-1,254.7
표준형 GA(b)	-1,246.7	-1,246.3	-1,249.2	-1,235.0

a : jump mutation 확률: 0.02, creep mutation 확률: 0.04
 b : jump mutation 확률: 0.01, creep mutation 확률: 0.02

표 6으로부터 알 수 있듯이 micro GA에 의한 최적설계가 대체적으로 좋은 결과를 보였다. 그리고 micro GA기법으로 모집단의 크기를 200으로 하여 최적설계를 실행하였을 때 가장 높은 적합도를 가지는 설계가 나왔으며, 이 최대 적합도를 가지는 설계의 실제 총 중량 값은 1,183.8KN이었다. 이 중량 값과 OC에 의한 최적설계의 총 중량 값(1,183.5KN)을 비교해보면 거의 같은 값이었다.

4. GA를 이용한 강 뼈대 구조물의 이산변수 최적설계

이산변수 최적설계에서의 설계변수는 실제 사용되는 강재들을 기준으로 구성되어 있기에, 단면적을 설계변수로 하였을 때 연속변수의 경우와 마찬가지로 나머지 단면의 제 수치들(단면 2차 모멘트, 단면높이)이 단면적에 종속된 관계에 있다고 가정할 수 없었다. 이러한 가정의 유무 이외에도 실제 상용되는 구조설계방법에 입각한 이산변수 설계는 응력제약의 적용에 있어 시방서 규정을 포함하고 있다. 이전의 연속변수 최적설계 경우와 마찬가지로 GA의 여러 기법들 중 강 뼈대 구조물의 이산변수 최적설계에 가장 적합한 GA 기법을 제안하고자 한다. 그리고 적합도함수를 구성하는 한 부분인 벌점함수의 올바른 적용방법을 제안하고자 한다. GA를 이용한 이산변수 최적설계를 좀 더 개선시키기 위해서 GA에 G bit improvement 방법을 추가 채용해 보고, 이 최적설계 결과와 순수하게 GA만을 이용한 최적설계를 서로 비교 고찰하였다.

4.1 설계변수의 정의

AISC에서 규정한 291종류의 W 형강 단면 중 256(=2⁸)개의 단면을 단면적 크기 순으로 재배열하여 단면적이 큰 것부터 차례로 1번, 2번 ... 256번의 번호를 붙인다. 각각의 설계변수에 이 번호(index)를 하나씩 부여함으로써 하나의 설계가 형성되며 따라서 설계변수는 이산변수로서 단면의 번호를 값으로 취한다. 이 번호는 단순한 하나의 수치가 아니라 데이터베이스화된 단면적, 단면 2차 모멘트, 단면계수등의 값을 포함하고 있다.

4.2 적합도함수의 정의

적합도함수의 정의는 3장의 연속변수 최적설계의

경우와 같이 목적함수에 벌점함수를 합한 값을 '-1'로 곱한 것으로 한다. 이산변수 최적설계에서 벌점함수를 적용함에 있어, 기둥의 좌굴에 대한 영향을 고려하였고 AISC/ASD 규정에서 명시되어 있는 사항을 제약 조건함수에 포함시켰다. 이 벌점함수는 식(5)~(8)과 같이 표현할 수 있다.

보기등인 경우: $\frac{f_{c_j}(x_k)}{f_{ca_j}(x_k)} \geq 0.15$ 인 경우 :

$$a) g_j(x_k) = \frac{f_{c_j}(x_k)}{f_{ca_j}(x_k)} + \frac{f_{b_j}(x_k)}{f_{ba_j}} \cdot \frac{Cm_j}{1 - f_{c_j}(x_k)/f_{e_j}(x_k)} - 1$$

(AISC 공식 1.6-1a) (5)

$$b) g_j(x_k) = \frac{f_{c_j}(x_k)}{f_{y_j} \cdot 0.6} + \frac{f_{b_j}(x_k)}{f_{ba_j}} - 1$$

(AISC 공식 1.6-1b) (6)

a), b) 중 큰 값 적용

$$\frac{f_{c_j}(x_k)}{f_{ca_j}(x_k)} < 0.15 \text{ 인 경우 :}$$

$$g_j(x_k) = \frac{f_{c_j}(x_k)}{f_{ca_j}(x_k)} + \frac{f_{b_j}(x_k)}{f_{ba_j}} - 1$$

(AISC 공식 1.6-2) (7)

$$\text{보인 경우 : } g_j(x_k) = \frac{f_{b_j}(x_k)}{f_{ba_j}} - 1$$

(8)

여기서,

- $f_{c_j}(x_k)$: j 번째 부재의 압축응력
- $f_{ca_j}(x_k)$: j 번째 부재의 허용압축응력
- f_{y_j} : j 번째 부재의 항복강도(36000psi로 가정)
- Cm_j : 감소계수(0.85로 가정)
- $f_{b_j}(x_k)$: j 번째 부재의 최대 휨응력
- $f_{e_j}(x_k)$: $= \frac{12 \pi^2 E}{23 \cdot \lambda_j(x_k)^2}$
- $f_{ba_j}(x_k)$: $= 0.66 f_{y_j}$

j 번째 부재의 허용휨응력 (조밀단면이라 가정)

4.3 이산변수 최적설계 적용 예

여러 가지 GA 기법을 이용한 이산변수 최적설계에서, 세대를 100번 거듭하도록 하였고 현 세대에서 가장 높은 적합도를 나타내는 개체는 교배 등의 과정을 거치지 않고 다음 세대로 직접 복제되게 하는 elitism을 적용하였다.

4.3.1 2층 2경간 강 뼈대 구조물

기둥을 구성하는 부재들(1번~6번 부재), 1층보를 구성하는 부재들(7번, 8번 부재), 2층보를 구성하는 부재들(9번, 10번 부재)을 각각 group 화하여 세 group 각각의 단면 번호를 이산 설계변수로 하는 2층 2경간 구조물은 그림 7과 같다.

표 7로부터 알 수 있듯이 micro GA에 의한 최적설계에서 대체적으로 좋은 결과가 나왔다. 그리고 micro GA 기법으로 100과 250의 모집단 크기에서 최적설계를 실행하였을 때, 가장 높은 적합도가 나왔으며

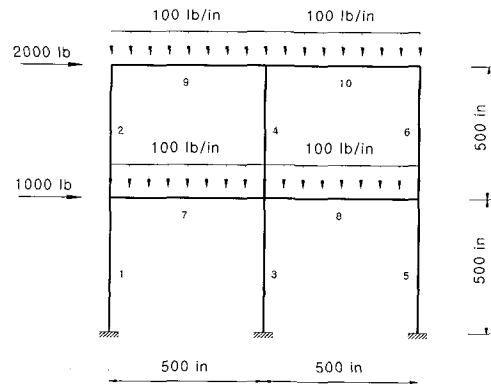


그림 7 2층 2경간 구조물

표 7 GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기	50	100	150	200	250
최대 적합도					
micro GA	-20,344	-18,485	-19,418	-19,625	-18,485
표준형 GA(a)	-22,206	-25,893	-23,113	-24,697	-27,660
표준형 GA(b)	-23,681	-20,917	-23,652	-24,305	-27,074

a : jump mutation 확률: 0.02, creep mutation 확률: 0.04
 b : jump mutation 확률: 0.01, creep mutation 확률: 0.02

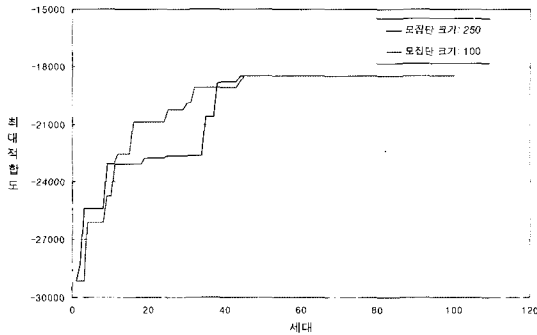


그림 8 세대에 따른 최대 적합도

표 8 벌점함수 적용방법 수정 후 micro GA에 의한 최적 설계의 최대 적합도

모집단 크기	50	100	150	200	250
최대 적합도	-19,985	-20,315	-19,768	-18,485	-19,768

세대를 거듭함에 따라 높아지는 최대 적합도의 변화 과정은 그림 8과 같다. 이 설계의 실제 총 중량 값은 17,952Tb이었다. 이 경우 최적설계에서 선택된 부재는 각각 218번(기둥)인 W18×35, 192번(1층보)인 W24×55, 192번(2층보)인 W24×55이었다. GA를 이용한 이산변수 최적설계가 얼마나 좋은 결과를 나타내는지 알기 위해 위의 가장 높은 적합도를 가지는 설계가 실제 전역 최적설계와 얼마나 차이가 나는지를 비교해 볼 필요가 있다. 그래서 전 설계공간 탐색을 수행하였다. 본 적용 예에서는 총 256³개(16,777,216개)의 설계가 있을 수 있는데, 이 모든 설계들에 대해 적합도 평가를 수행하였다. 그 결과 micro GA를 이용한 이산변수 최적설계가 전역 최적설계와 일치함을 보여 주었다.

응력제약을 위반하였을 경우 벌점함수를 적용하는데 있어 본 연구에서 적용된 모든 GA 기법들은 상당히 낮은 적합도를 가지는 설계라도 전체 모집단에서 완전히 제거하지 않고 계속 GA의 나머지 과정을 거치도록 하였는데, 아래에 그 연유를 설명한다.

전체 모집단이 제한된 적합도(본 연구에서는 -10⁶) 이상이 되는 설계만으로 구성되도록 하기 위해, 만일 제한된 적합도보다 낮은 적합도의 설계가 있다면 이를 모집단에서 제거하고 제한된 적합도 이상이 되는 설계를 찾아 대체시키도록 벌점함수 적용방법을 수정하여 micro GA에 의한 최적설계를 실행시켜 보았다. 벌점함수 적용방법 수정 후 micro GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도는 아래 표 8과 같다.

표 9 micro GA에 G bit improvement를 추가 실행한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기	50	100	150	200	250
최대 적합도	-18,485	-19,301	-19,394	-19,394	-20,249

표 7과 표 8의 micro GA에 의한 최적설계로부터 구한 최대 적합도를 서로 비교해 보면, 벌점함수 적용 방법을 수정한 경우가 더 좋은 설계라 말할 수 없었다. 수정되어진 방법은 제한된 적합도 이상의 설계(이진코드)만으로 모집단을 구성되게 하므로 수정되기 전 방법보다 훨씬 더 많은 해석 시간을 요하였다. 모집단의 크기가 250인 경우 최적설계 시 2,483번의 설계 갱신이 수행되어야만 했다.

다음으로 GA를 이용한 이산변수 최적설계를 좀 더 개선시키기 위해서 micro GA에 G bit improvement 방법을 추가 채용해 보았다. 이 최적설계의 최대 적합도는 아래 표 9와 같다.

G bit improvement를 추가 실행 한 경우, 모집단 크기가 50일 때 가장 높은 적합도를 얻었다. G bit improvement를 추가 실행한 최적설계도 전역 최적설계와 같은 설계였다. 본 적용 예에서 매 세대마다 G bit improvement를 수행할 시, 적합도 개선이 수행될 설계(이진코드)들 각각은 총 3개의 이산 설계변수들로 구성되어있고 이 변수들은 각각 8개의 이진비트로 구성되어있어 개선이 수행될 설계들 각각에 대해 총 24번(=3 변수×8bit)의 적합도 개선이 수행된다. 본 적용 예의 모집단의 크기가 200일 경우, G bit improvement가 수행될 설계 수는 10개(5%, 2.3 참조)이다. 그러므로 매 세대마다 240번의 적합도 개선 수행이 추가되어 진다.

4.3.2 5층 3경간 강 뼈대 구조물

총 9개의 이산 설계변수로 구성되어 있는 5층 3경간 구조물은 그림 9와 같다. 1~2 층보, 3~4 층보, 5 층보, 1~2층 바깥기둥, 3~4층 바깥기둥, 5층 바깥기둥, 1~2층 안기둥, 3~4층 안기둥, 5층 안기둥을 구성하는 부재들을 각각 group 화 하여 9개 group 각각의 단면 번호를 이산 설계변수로 하였다.

표 10의 세 가지 GA 기법 중 micro GA가 좋은 결과를 나타내었다. 그리고 micro GA 기법으로 모집단의 크기를 200으로 하여 최적설계를 실행하였을 때, 가장 높은 적합도가 나타났으며 실제 총 중량 값은

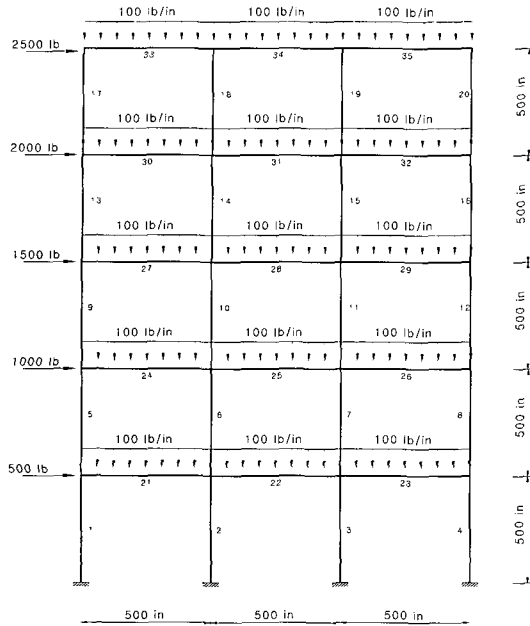


그림 9 5층 3경간 구조물

표 10 GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기	50	100	150	200	250
최대 적합도					
micro GA	-125,354	-106,737	-103,339	-97,417	-97,729
표준형 GA(a)	-152,761	-157,381	-158,944	-156,919	-161,786
표준형 GA(b)	-129,129	-160,858	-162,304	-161,786	-140,127

a : jump mutation 확률: 0.02, creep mutation 확률: 0.04
 b : jump mutation 확률: 0.01, creep mutation 확률: 0.02

97,371lb이었다. 이 경우 최적설계에서 선택된 부재는 각각 192번(1~2층보)인 W24×55, 158번(3~4층보)인 W16×89, 192번(5층보)인 W24×55, 128번(1~2층 바깥기둥)인 W30×124, 216번(3~4층 바깥기둥)인 W16×36, 241번(5층 바깥기둥)인 W5×19, 172번(1~2층 안기둥)인 W21×73, 192번(3~4층 안기둥)인 W24×55, 191번(5층 안기둥)인 W21×57이었다.

응력제약을 위반하여 벌점함수를 적용하는데 있어 앞의 적용 예와 마찬가지로 수정된 벌점함수 적용방법을 채용하여 보았다. 벌점함수 적용방법 수정 후 micro GA 기법에 의한 최적설계의 최대 적합도는 아래 표 11과 같다.

표 10과 표 11의 micro GA에 의한 최적설계로부터 구한 최대 적합도를 서로 비교해 보면, 벌점함수 적용

표 11 벌점함수 적용방법 수정 후 micro GA에 의한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기	50	100	150	200	250
최대 적합도	-115,028	-121,596	-118,899	-108,888	-117,595

표 12 micro GA에 G bit improvement를 추가 실행한 최적설계의 최대 적합도

모집단 크기	50	100	150	200	250
최대 적합도	-93,849	-84,260	-77,139	-76,575	-76,646

방법을 수정한 경우가 더 좋지 못한 결과가 나왔다. 그 뿐 만 아니라 수정되기 전 방법보다 훨씬 더 많은 해석 시간을 요하였다. 모집단의 크기가 250인 경우 39,674번의 설계를 갱신하였다.

이 적용 예에도 마찬가지로 micro GA에 G bit improvement 방법을 추가 채용해 보았다. 이 최적설계의 최대 적합도는 아래 표 12와 같다.

G bit improvement를 추가 실행을 한 경우, 모집단의 크기가 200일 때 가장 높은 적합도를 보였다. 이 적합도의 총 중량 값은 75,772lb이었다. 이 경우 최적설계에서 선택된 부재는 각각 192번(1~2층보)인 W24×55, 192번(3~4층보)인 W24×55, 192번(5층보)인 W24×55, 184번(1~2층 바깥기둥)인 W24×62, 218번(3~4층 바깥기둥)인 W18×35, 248번(5층 바깥기둥)인 W6×15, 172번(1~2층 안기둥)인 W21×73, 192번(3~4층 안기둥)인 W24×55, 224번(5층 안기둥)인 W14×30였다. 이 적합도와 표 11의 가장 높은 적합도를 비교해 볼 때, G bit improvement를 추가 실행한 최적설계의 최대 적합도 값이 20% 이상 향상 되었다. 이러한 비교 결과로부터 이산 설계변수의 수가 많은(본 적용 예는 9개) 강 뼈대 구조물인 경우 GA를 이용한 최적설계 시 G bit improvement를 추가 실행하는 것이 확실히 더 좋은 최적설계를 가져다 준다는 것을 알 수 있었다. 그러나 이산 설계변수가 9개인 본 적용 예에서 G bit improvement 수행 시 모집단의 크기가 200인 경우 매 세대마다 720번의 적합도 개선 수행이 추가되므로 상당히 많은 해석 시간을 요하게 된다.

5. 결 론

본 연구에서는 GA를 이용하여 강 뼈대 구조물의

연속 및 이산변수 최적설계를 수행하였다. 본 연구에서 얻어진 결과를 요약하자면 다음과 같다.

- 1) 연속 및 이산변수 최적설계 적용 예에서, 표준형 GA 보다는 micro GA가 더 높은 적합도를 가지는 설계를 찾았다. 모집단을 구성하는 설계들이 어느 정도 수렴될 때까지는 돌연변이 과정을 생략하고 어느 정도 수렴되었다면 수렴된 설계를 제외한 모집단의 모든 설계들을 임의로 다시 생성하는, micro GA 기법이 강 뼈대 구조물 최적설계에 적합한 GA 기법임을 알 수 있었다.
- 2) 연속변수 최적설계의 적용 예에서, micro GA를 이용하여 찾은 최적설계가 OC에 의한 최적설계 방법로부터 얻어진 수학적으로 엄밀한 최적설계와 거의 같은 설계였다.
- 3) 이산변수 최적설계 적용 예에서, 제한된 적합도 이상의 설계들로만 모집단을 구성하여 최적설계를 수행하는 방법은 최적설계 결과와 해석시간 모든 면에 있어 좋지 못한 방법이었다. 그러므로 상당히 낮은 적합도를 가지는 설계이더라도 제거시키지 않고 GA를 수행하는 것이 바람직한 방법이라 생각된다.
- 4) 이산변수 최적설계를 위해 GA를 채용한 경우, 2층 2경간 구조물 적용 예와 같이 이산변수의 수가 적은 경우에는 micro GA 기법만으로도 좋은 최적설계를 가져다 주었다. 그러나 5층 3경간 구조물 적용 예와 같이 이산변수의 수가 많은 경우에서, G bit improvement의 추가 채용 여부에 따라 그 결과가 20%를 상회하는 큰 차이를 보였으며 이렇게되면 G bit improvement를 항상 채용해야 신뢰할 수 있는 결과를 얻을 수 있다는 결론에 도달하게 될 것이다. 그러나 G bit improvement를 채용하지 않아도 세대의 수를 수천으로 하면 어떤 결과에 이를지 알 수가 없으며, 이 G bit improvement의 채용여부와 총 세대수를 얼마로 할 것이냐 하는 것 등이 앞으로 좋은 연구 대상이 될 것으로 믿어진다.

본 연구에서 GA를 이용한 최적설계 응용프로그램을 병렬프로그래밍화 했지만 효율 향상을 계량적으로 측정하지는 못하였다. 이러한 효율 향상의 측정은 추후 여건이 갖추어지면 실행해보고자 한다. 뿐 만 아니

라 GA와 다른 탐색 알고리즘 그리고 연속변수 최적설계 기법을 모두 포함한 기법의 개발도 좋은 연구 과제가 될 것으로 본다.

참 고 문 헌

1. Michell, A.G.M., "The limit of economy of material in frame structures. *Phil. Mag.*, Vol. 8, No. 4, 1904
2. Hemp, W.S., *Optimum Structures*, Clarendon Press, Oxford, 1973
3. Schmit, L.A., "Structural design by systematic synthesis," *Proceedings of Second Conference on Electronic Computation*, Pittsburg, Pa, ASCE, 1960, pp.105~132
4. Prager, W., "Optimization of structural design," *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 6, No. 1, 1970, pp.1~21
5. Prager, W., *Optimality Criteria in Structural Design*, AGARD-R-589-71, 1971
6. Prager, W., "Conditions for structural optimality," *Computers & Structures*, Vol. 2, 1972, pp.833~840
7. Prager, W., "Necessary and sufficient conditions for global structural optimality," *AGARD-CP-123*, 1973, pp.1.1~1.11
8. Venkayya, V.B., Khot, N.S. and Reddy, V.S., "Optimization of structures based on the study of energy distribution," *Second Conference on Matrix Methods in Structural Mechanics*, AFFDL-TR-68-150, 1968
9. Venkayya, V.B., Khot, N.S. and Reddy, V.S., "Energy distribution in an optimum structural design," *AFFDL-TR-68-156*, 1969
10. Venkayya, V.B., "Design of optimum structures," *Computers & Structures*, Vol. 1, 1971, pp.265~309
11. Venkayya, V.B., Khot, N.S. and Berk, L., "Application of optimality criteria approaches to automated design of large practical structures," *AGARD-CP-123*, 1973, pp.3.1~3.19
12. Chung, Y.S., "Optimal design of civil engineering structures using optimality criteria methods,"

- Ph.D. Thesis, Loughborough University of Technology, U.K., 1982
13. Allwood, R.J. and Chung, Y.S., "Minimum-weight design of trusses by an optimality criteria method," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, Vol. 20, 1984, pp.697~713
 14. Allwood, R.J. and Chung, Y.S., "An optimality criteria method applied to the design of continuous beams of varying depth with stress, deflection and size constraints," *Computers & Structures*, Vol. 20, No. 6, 1985, pp.947~954
 15. Chung, Y.S. and Yun, S.I., "Application of an optimality criteria approach to the design of latticed transmission towers", *Proceedings of The Fifth East Asia-Pacific Conference on Structural Engineering and Construction*, Gold Coast, July 1995, pp.2323~2328
 16. Chung, Y.S. and Yun, S.I., "Optimum design of trusses with buckling constraints on individual members", *Proceedings of APCOM96*, Seoul, September 1996, pp.613~618
 17. Chung, Y.S., Kim, B.I. and Kim, C.K., "An optimality criteria applied to the design of plane frames", *Journal of COSEIK*, Vol. 9, No. 2, 1996, pp. 121~131
 18. Chung, Y.S. and Chung, S.J., "Optimum design of steel frameworks by an optimality criteria method", *Proceedings of ICCCB*, Seoul, August 1997, pp.525~530
 19. Thanedar, P.B. and Vanderplaats, G.N., "Survey of discrete variable optimization for structural design," *Journal of Structural Engineering*, Vol. 121, No. 2, February 1995, pp.301~306
 20. Al-Tabtabai, H. and Alex, A.P., "Using genetic algorithms to solve optimization problems in construction," *Engineering, construction and Architectural Management*, Vol. 6, No. 2, 1999, pp. 121~132
 21. Camp, C., Pezeshk, S. and Cao, G., "Optimized design of two-dimensional structures using a genetic algorithm", *Journal of structural Engineering, ASCE*, Vol. 124 No. 5, 1998, pp.551~559
 22. Cheng, F.Y. and Li, D., "Multiobjective optimization design with pareto genetic algorithm", *Journal of structural Engineering, ASCE*, Vol. 123, No. 9, 1997, pp.1252~1261
 23. Dhingra, A.K. and Lee, B.H., "A genetic algorithm approach to single and multiobjective structural optimization with discrete-continuous variables", *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, Vol. 37, 1994, pp.4059~4080
 24. Rajan, S.D., "Sizing, shape, and topology design optimization of trusses using genetic algorithm", *Journal of Structural Engineering, ASCE*, Vol. 121, No. 10, 1995, pp.1480~1487
 25. Rajeev, S. and Krishnamoorthy, C.S., "Genetic algorithm-based methodologies for design optimization of trusses", *Journal of Structural Engineering, ASCE*, Vol. 123, No. 3, 1997, pp.350~358
 26. Wu, S.J. and Chow, P.T., "Integrated discrete and configuration optimization of trusses using genetic algorithms", *Computers & Structures*, Vol. 55, No. 4, 1995, pp.695~702
 27. Wu, S.J. and Chow, P.T., "Steady-state genetic algorithms for discrete optimization of trusses", *Computers & Structures* Vol. 56, No. 6, 1995, pp.979~991
 28. 허현행 외, "유전자 알고리즘을 이용한 트러스의 최적단면설계", 전산구조공학회 학술발표회, 제10권, 제2집, 1997, pp.155~162
 29. 허현행, "유전자 알고리즘을 이용한 트러스 토폴로지 설계", 석사학위, 홍익대학교 토목공학과, 1998
 30. 황선일 외, "GA를 이용한 트러스 구조물의 이산 최적설계", 전산구조공학회 학술발표회, 제12권, 제2집, 1999, pp.301~308
 31. 김봉익, "구조물의 이산변수 최적설계에 관한 연구", 박사학위, 울산대학교 토목공학과, 1997
 32. 안지현, 이차돈, "유전알고리즘에 의한 철근콘크리트 골조의 이산형 구조설계", 전산구조공학회 학술발표회, 제12권, 제2집, 1999, pp.127~134
 33. 김기홍 외, "유전자 알고리즘을 이용한 3경간 연속보의 이산화 최적설계", 대한토목학회 학술발표회, 1999, pp.603~606
 34. 이상근 외, "복합적층 구조의 최적설계를 위한 유

- 전알고리즘의 적용”, 전산구조공학회 학술발표회, 제10권, 제2집, 1997, pp.163~170
35. Goldberg, D.E., *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, 1989
36. Carroll, D.L., "Genetic Algorithms and Optimizing Chemical Oxygen-Iodine Lasers", *Developments in Theoretical and Applied Mechanics*, Vol 18, 1996, pp.411~424
37. Goldberg, D.E., "Computer-aided gas pipeline operation using genetic algorithm and rule learning", Doctoral dissertation, University of Michigan, 1983

(접수일자 : 2000. 3. 30)