
 論 文

大韓造船學會論文集
 第34卷第1號 1997年2月
 Journal of the Society of
 Naval Architects of Korea
 Vol. 34, No. 1, February 1997

순차적 선형화 기법과 유전자 알고리즘을 접속한 하이브리드형 최적화 알고리즘

이경호*, 이규열**

Hybrid Optimization Algorithm based on the Interface of a Sequential Linear Approximation Method and a Genetic Algorithm

by

Kyung-Ho Lee * and Kyu-Yeul Lee **

요 약

본 연구에서는 전통적인 비선형 최적화 기법의 문제점을 극복하기 위하여 유전자알고리즘과 지식베이스의 통합을 통한 새로운 개념의 최적화 기법을 개발하였다. 여기에서는 제한조건이 있는 비선형 최적화 문제를 해결하기 위해 사용되는 전통적인 순차적 선형화 방법과 새로운 유전자 알고리즘의 장단점을 서로 보완한 하이브리드형 최적화 기법을 개발하였다. 여기에 지식베이스를 통한 최적화 지원 기법 및 최적화 모델의 자동생성 모듈을 개발하여 최적화 모델의 성능을 한층 개선할 수 있었다. 개발된 최적화 기법의 검증을 위하여 수학적 비선형 모델을 이용한 여러가지 기법의 비교 검토를 수행하였다.

Abstract

Generally the traditional optimization methods have possibilities not only to give a different optimum value according to their starting point, but also to get to local optima.

발 표 : 1995년도 대한조선학회 추계연구발표회('95. 11. 9)

접수일자 : 1996년 2월 5일, 재접수일자 : 1996년 11월 9일

*정회원, 한국기계연구원 선박해양공학연구소

**정회원, 서울대학교 조선해양공학과

On the other hand, Genetic Algorithm (GA) has an ability of robust global search. In this paper, a new optimization method - the combination of traditional optimization method and genetic algorithm - is presented so as to overcome the above disadvantage of traditional methods. In order to increase the efficiency of the hybrid optimization method, a knowledge-based reasoning is adopted in the part of mathematical modeling, algorithm selection, and process control.

The validation of the developed knowledge-based hybrid optimization method was examined and verified by applying the method to nonlinear mathematical models.

1. 서 론

모든 설계는 주어진 조건을 만족하면서 최적의 결과를 얻으려는 것이 목적이다. 이러한 견지에서 설계를 다루는 수학적 기법을 최적화 기법이라 할 수 있다. 대부분의 설계문제는 목적함수나 제한조건식이 설계변수에 대해서 비선형이며, 이를 해결하기 위한 기법도 다양하다.

본 연구에서는 비선형 최적화 기법의 하나인 순차적 선형화 기법 (Sequential Linear Approximation Method : SLAM)을 개량하여 새로운 Modified SLAM 기법을 개발하였다. 그리고 사용자가 본 기법을 간편하게 사용할 수 있도록 본 기법 처리전용 사용자 언어를 도입하여 프로그램 사용의 편리성, 유연성을 향상시켰다 [1].

그러나 일반적으로 전통적인 최적화 기법은 비선형 문제의 경우 탐색의 출발점에 따라 최적점이 달라질 수 있으며, 국부 최소점 (Local Optimum)에 도달할 가능성이 크다고 할 수 있다.

이러한 전통적인 최적화 기법의 문제점을 해결하기 위하여 설계변수의 전 영역에서 설계변수의 최적 Pattern 을 찾아가면서 최적해를 탐색해 가는 유전자 알고리즘 (Genetic Algorithm : GA)을 개발하여 전역 최소점 (Global Optimum)을 찾기 위한 시도를 수행하였다.

유전자 알고리즘은 목적함수가 연속이 아니더라도 함수의 도함수를 사용하지 않기 때문에 문제가 없고 출발점을 주지 않고 설계변수의 전 영역에서 탐색을 수행하기 때문에 좀 더 일반적이며, 전역 최소점에 도달할 가능성이 더 크다고 할 수 있다. 그러나 이 방법은 최적점에 수렴은 잘 하지만

Exact Solution을 찾기는 어렵다.

본 논문에서는 앞서 언급한 두 가지 방법의 장단점을 서로 보완하여 새로운 Hybrid Optimization Method 를 제안하였다.

또한 최근들어 최적화 문제에 인공지능 기법을 도입하려는 시도가 많이 이루어지고 있다 [2,3].

본 연구에서는 최적화 기법에 지식기반 추론 기법을 도입하여 효율성을 검토하였다.

또한 Modified SLAM, GA, Hybrid Method 세가지 방법의 타당성을 검증하기 위하여 비선형 수학 함수의 최적화 문제를 적용한 예를 제시하여 성능을 비교하였다.

2. Modified Sequential Linear Approximation Method

원래의 SLAM 방법은 비선형 목적함수 $f(x)$ 나 제한조건 $g_i(x)$, $h_i(x)$ 을 어떤 임의의 점(출발점)에서 Taylor series 로 전개하여 1차항만 고려하여 선형화 한 후, 선형계획법을 이용하여 선형해를 구하고 구해진 해에서 다시 선형화하여 순차적으로 해를 구하면서 최적점을 찾는 방법이다.

그러나 설계변수의 선형 제한조건을 매번 선정하여야 하는데 이에 대한 효율적인 선정이 이 방법의 관건이다.

여기서 제안된 Modified SLAM 방법은 순차적으로 목적함수를 변경하여 새로운 최적기준을 설정한 후, 선형화 과정과 직접탐사법을 병행하여 사용하면서 최적점을 구하는 일종의 제약최소강하 방법 (Constrained Steepest Descent Method) 이

다. 이때 사용된 최적의 기준은 제한조건식을 위반할 때에는 원래의 목적함수에 제한조건식을 덧붙인 아래와 같은 새로운 함수이다.

$$F(x) = f(x) + \left[\sum g_i \frac{df_{\max i}}{dg_{\max i}} + \sum h_i \frac{df_{\max i}}{dh_{\max i}} \right] \cdot (4 + 1000L)$$

for all violated for all violated
inequality equality
constraints constraints

여기서,

$$df_{\max} = \max \left| \frac{\partial f}{\partial x_j} \right|$$

$$dg_{\max i} = \max \left| \frac{\partial g_i}{\partial x_j} \right|$$

$$dh_{\max i} = \max \left| \frac{\partial h_i}{\partial x_j} \right|$$

L 은 0 또는 1 의 값을 가지는데 L = 1 인 경우 제한조건식의 영향을 목적함수보다 더 많이 고려하고 L = 0 인 경우 제한조건식과 목적함수를 같은 order로 고려한다.

2.1 Modified SLAM의 구성 및 처리절차

본 연구에서 사용된 SLAM은 순차적 선형화 최적화기법 프로그램과 이 프로그램을 사용자가 간단하고 편리하게 사용할 수 있도록 하는 SLAM 처리 전용 프로그램 ("SLAM Pre Compiler")으로 구성되어 있다.

따라서 사용자가 SLAM 기법 처리 전용 사용자 언어 (SLAM 언어)를 이용하여 최적화 프로그램 (모델)을 작성한 다음 SLAM Pre Compiler를 이용하여 FORTRAN 언어로 자동으로 번역하게 된다.

번역된 FORTRAN 언어에 포함된 최적화에 관련된 서브루틴은 SLAM Optimization Routine에 의해 Object Code 화된 후 실행된다.

3. 유전자 알고리즘에 의한 최적화

설계를 효율적으로 수행하기 위해서는 설계대상

의 정확한 해석방법과 최적설계 기법의 활용이 필요하다. 대부분의 복잡한 설계문제에서는 설계공간이 Non-Convex한 형태로 존재하고 있어서 여러개의 국부 최소점(Local Optimum)이 존재할 수 있다[5]. 기존의 최적설계 방법에서는 이러한 설계공간에서 설계점이 탐색 도중에 국부 최소점이 존재하는 골짜기로 들어간 경우 그 영역을 벗어날 수 있는 방법이 없었다. 즉 초기점을 어떻게 설정하느냐에 따라 국부 최소점에 빠질 가능성이 커질 수 있다. 이는 탐색방법 및 수렴조건이 어떤 확정론적인 법칙에 의해 진행되기 때문이다.

본 연구에서는 단순히 초기점의 변경을 통한 반복 계산에 의존하기 보다는 국부 최소점 부근을 벗어날 수 있는 가능성을 부여하여 보다 효율적으로 전역 최적점(Global Optimum)에 도달할 수 있는 방법론을 제시하였으며, 이 방법은 전역 최소점을 찾게 될 가능성이 매우 높은 방법이라 할 수 있다[6].

3.1 유전자 알고리즘의 개요

유전자 알고리즘은 적자생존(survival or fittest), 자연도태(natural selection), 자연유전(natural genetics)의 원리에 기초를 둔 탐색 알고리즘이다. 즉, 이 방법은 모든 설계변수를 실제값을 직접 사용하는 대신 0 과 1을 이용한 string으로 표현하고(예 : 1011001), 이렇게 나열된 string 구조 가운데서 가장 적합성(fitness)이 좋은 pattern을 계속 생존시켜 가면서 이 string을 유전 인자를 변화시키듯이 bit-by-bit로 변화 시킨다. 즉 이들간의 교배와 변종의 변환 과정을 거쳐 string의 형태에 의해 좋은 방향으로 탐색을 해 나간다. GA는 계산이 간단하면서도 탐색과정을 향상시키는 것이 효율적인데 그 이유는 탐색 공간에서의 제한된 조건, 즉 연속성(continuity), 미분 가능성, unimodal등의 제한을 받지 않기 때문이다.

3.2 유전자 알고리즘의 탐색과정

GA는 목적함수 $f(X_1, X_2, \dots, X_m)$ 에 대한

```

Procedure GA
begin
  t = 0 ;
  initialize P(t);
  -- P(t) is the population at time t
  evaluate structures in p(t);
  while (termination condition not satisfied)
  do
  begin
    t = t+1;
    select P(t) from P(t-1);
    recombine structures in P(t);
    evaluate structures in P(t);
  end
end.
    
```

Fig.1 Procedure of a genetic algorithm

임의의 후보해의 집단을 가지고 출발하되, 유전법칙을 적용하여 진화, 발전시켜 가는 반복적인 과정을 거치는 알고리즘으로 그 구조는 Fig.1과 같다.

집단의 세대변천은 유전법칙을 적용하여 새로운 세대로 집단을 진화시켜 최적해를 탐색한다. 이러한 유전법칙은 크게 다음 세 가지 유전연산자에 의해 적용된다.

(1) Reproduction (증식)

매 세대마다 집단내의 각 structure에 대해 적합도가 높은 structure의 자기복제를 허용함으로써 차세대에 적합성이 좋은 pattern의 세력을 확립시켜 나간다. 즉 적합성이 큰 설계점은 많이 선택 되도록 하고 나쁜 설계점은 적게 선택되도록 한다. 이런 방법을 Stochastic Remainder Sampling이라고 하고 fitness 값에 따라 string이 생겨나는 일련의 과정을 Reproduction(증식)이라 정의 한다. 이러한 과정을 통해 설계점들의 집단은 적합성의 크기에 따라 새로이 구성되고, 집단 전체의 적합성의 평균은 상승되는 효과가 있다.

(2) Crossover (교배)

앞의 증식에 의해 좋은 설계점은 많이 생겨나고 나쁜 설계점은 도태되어 탐색이 좋은 방향으로 나

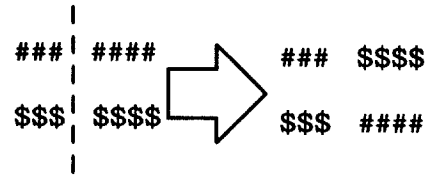


Fig.2 Crossover in GAs

아가고 있지만 진 일보되어 큰 효과를 일으키기는 어렵다. 따라서 string끼리 유전자 교환으로 교배를 수행하게 된다. 실제로는 모든 String 쌍들에 대해 공히 Crossover를 적용시키는 것은 아니다. 실험적으로 약 60%의 쌍들에 대해서만 적용한 경우 GA의 성능이 가장 좋아지는 것으로 알려져 있다[6,7]. Fig.2 는 Crossover 연산의 예를 보인 것이다. 이러한 교배과정을 통해 적합성이 높은 설계점과 비슷한 형질의 설계점이 많이 생성되어 세대 (Generation)수를 거듭할 수록 최종 설계점에 수렴하게 된다.

(3) Mutation (돌연변이)

이 과정은 Crossover에 의해 설계점들이 너무 한쪽 방향으로 치우치는 것을 보완하기 위해 아주 작은 확률을 가지고 string을 bit-by-bit로 변화시키는 과정이다.

이들이 궁극적으로 추구하는 것은 적합도가 높은 structure들 간의 유사성을 파악하고 선택적으로 잘 조합함으로써 최적의 structure, 즉 최적해를 찾고자 하는 것이다. 이와같이 GA의 과정은 매우 단순하다. 그러나 다수의 설계집단과 재생산, 교배, 변종의 과정이 합쳐진 결과는 매우 강력하다.

3.3 유전자 알고리즘의 적합성과 계산 모델

일반적으로 최적화 프로그램의 유용성을 판단하는 기준으로 아래와 같은 두 가지 특성을 들 수 있다.

- 일반성 (Generality) : 정식화된 다양한 문제

에 대하여 일관되게 해를 도출 하는가 ?

- 정확성 (Accuracy) : 도출된 해가 얼마나 정해에 가까운가 ?

최적화 프로그램들이 실제 설계문제에 적용되는 경우에는, 각 알고리즘의 유용성을 분명하게 판단하기 어려울 뿐만 아니라 문제의 특수성에 따라 심한 차이를 나타낼 수 있다. 반면에 간단한 수학적 모델들에 대하여 프로그램을 적용해 보면 실제 계산과정과 그 결과를 구체적으로 고찰할 수 있기 때문에 각 알고리즘의 실제 특성과 상대적 유용성을 판단하기 위한 유효한 정보를 제공할 수 있다[8].

다음 Fig. 3,4,5 에서는 아래의 선형 목적함수와 비선형 제한조건 문제에 대해 GA가 최적값에 수렴해 가는 것을 도식화 하였다. Fig. 3은 첫 번째 세대의 생성된 설계점들로서 전 영역에 골고루 퍼져 있는 것을 볼 수 있다.

그러나 증식, 교배, 돌연변이 등을 거쳐 설계점들이 전역 최적점(Global Optimum Point)에 수렴해 가는 것을 Fig. 4, 5에서 볼 수 있다.

GA 알고리즘을 테스트 하는데 사용된 함수는 다음과 같다.

$$\text{Min. } f(x) = x_1 + 2x_2$$

sub. to

$$g(1) = (x_1^2 + (x_2 - 5)^2) / 25 - 1 \geq 0$$

$$g(2) = ((x_1 - 5)^2 - x_2^2) / 25 - 1 \geq 0$$

$$g(3) = x_1 - 1 \geq 0$$

$$g(4) = x_2 - 1 \geq 0$$

$$\text{Global Optima } x^* = (9.9, 1.0), f(x^*) = 11.9$$

일반적으로 전통적인 최적화 프로그램들은 비선형 문제일 경우 초기값을 어떻게 잡느냐에 따라 결과에 많은 영향을 미친다. 즉 초기값에 따라 국소 최소점에 빠져 들어가기 쉽다. 그러나 GA는 초기값을 주지 않고 전 영역에서 탐색을 수행하여 전체 최소점에 도달할 가능성이 더 높기 때문에 보다 우월한 점이 있다고 보겠다. 그러나 한가지

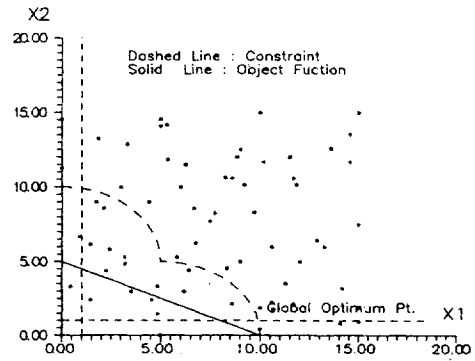


Fig.3 Design points distribution at 1st generation by GA

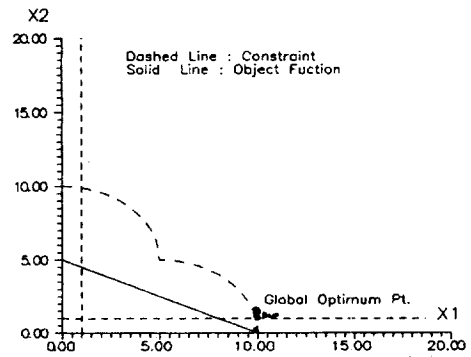


Fig.4 Design points distribution at 10th generation by GA

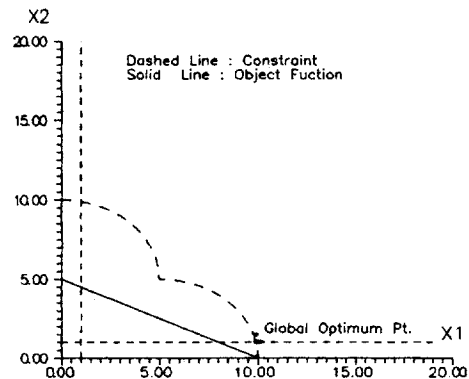


Fig.5 Design points distribution at last generation by GA

GA의 문제점은 optimum값에 수렴은 잘하지만 정확한 optimum 값을 주지 못한다는 것이다.

따라서 본 연구에서는 GA의 이러한 문제점을 보완하고 Global Optimum의 GA가 갖고 있는 장점을 살리기 위해서 GA와 전통적인 최적화 방법인 Sequential Linear Approximation Method를 접합시킨 Hybrid Optimization Method를 개발하였다. 이와 유사한 연구가 발표된 것이 있으나 [16] 거기에서는 GA와 Hooke and Jeeves 방법을 이용하여 등호 제한조건식(Equality Constraints)을 만족시키는데는 한계를 가지고 있다. 실제로 선박설계에서는 주어진 DWT를 만족시킨다든지 화물장 용적을 맞추어야 하는 등의 등호 제한조건을 많이 가지고 있어서 본 연구에서 개발된 하이브리드 최적화 방법은 이를 수행하는데 적합하다고 생각된다.

4. Hybrid Optimization Method에서의 지식기반 추론 기법 도입

일반적으로 최적화 문제는 단순한 수치계산에 의한 접근 보다는 설계자의 경험에 의한 지식들이 최적점을 찾아가는데 많은 영향력을 미치게 된다.

본 연구에서 제안된 지식기반 추론 기법은 다음과 같은 3가지 분야에서 적용이 가능하다.

1) Mathematical Modelling

사용자가 정의한 수학적 최적화 모델(설계변수, 목적함수, 제한조건 등)을 Symbolic으로 분석하여 Numerical한 최적화를 수행할 수 있다[9]. 본 연구에서 제안한 Modified SLAM 을 이용한 최적화를 수행하기 위해서는 SLAM언어를 이용하여 최적화 전처리 프로그램을 작성하여야 하는데 GA에서 정의된 최적화 모델을 symbolic 처리에 의해 SLAM에서 이용할 수 있는 최적화 전처리 모듈로 자동 코드화 하였다.

2) Algorithm Selection

주어진 문제에 따라 제반 조건을 고려하여 최적

의 최적화기법을 선택해 줄 수 있다[10].

3) Process Control

과거의 설계경험이나 일반적인 유전자 알고리즘의 특성을 고려하여 유전자 알고리즘의 계산시간을 줄이고, Population의 크기 및 Generation 횟수 등의 효율적 탐색을 위한 지식베이스의 구축 및 접속이 가능하다. 이렇게 함으로써 설계변수의 범위를 최적점 가능성이 높은 지역에 할당할 수 있게 된다[11]. 이 방법은 휴리스틱 접근법에 기초하는 것으로 실제로 이는 설계의 경험들이 밑바탕이 되는 최적설계에 적용되지만[12], 본 연구에서 사용된 일반적인 수확함수에 적용하기는 어렵다고 판단된다.

5. Hybrid Optimization Method

전통적인 최적화 기법들은 각각의 장단점이 있겠지만 그들의 가장 큰 문제점은 앞서도 언급하였듯이 비선형 문제의 경우 얻어진 최적점이 국부 최적점(Local Optimum)일 가능성이 많다는 것이다. 따라서 설계자는 설계변수의 출발점, 탐색폭 및 종료조건 등을 바꾸어 가면서 반복수행을 해야 한다.

본 연구에서는 이러한 불편함을 없애고 탐색효율을 높이기 위하여 유전자 알고리즘과 전통적인 최적화 방법을 결합한 Hybrid Optimization Method를 개발하였다.

기존의 최적화 방법이 주로 결정론적 알고리즘에 의존하고 있는데 반해 유전자 알고리즘은 확률론적 알고리즘에 기초하고 있다. 따라서 이 두가지 접근법의 조화로 효율적인 최적화를 수행할 수 있다.

본 연구에서 개발한 Hybrid Optimization Method의 기본개념은, 먼저 유전자 알고리즘을 이용하여 최적점이 존재하는 영역을 찾은 후에, Modified SLAM 방법을 사용하여 정확한 최적점을 찾는 것으로서, 탐색시간을 줄이고 전체적인 최적점을 보다 효율적으로 얻을 수 있게 된다.

여기서 제안된 Hybrid Optimization Method 의 구성은 Fig. 6에 나타난 것과 같다.

5.1 유전자 알고리즘에서의 제한조건 처리

유전자 알고리즘은 일반적으로 Unconstrained Problem에 적용되는 것으로서, 공학문제에 이를 적용하기 위해서는 Constrained Problem을 처리하는 알고리즘을 도입하여야한다. 이[13]와 김[14]은 GA에서 Inequality Constraint만을 고려하여 Penalty Function Method에 의해 제한조건을 처리하였다. 그러나 이들 적용분야는 주로 구조설계 분야로서 구조설계 특성상 제한조건이 "응력이 허용응력보다 작아야 한다"와 같은 Inequality Constraint를 주로 다루기 때문에 별 어려움 없이 문제를 해결할 수 있었다. 그러나 선박설계 분야는 선주의 요구조건에 따른 배수량, 화물창 용적을 맞추는 Equality Constraint들을 많이 다루기 때문에 이에 대한 효율적인 처리가 필요하다.

본 연구에서 개발된 GA는 Inequality Constraint를 처리하기 위하여 Penalty Function Method를 사용하였으며, 또한 Equality Constraints를 처리하기 위해서 $h(x)=0$ 를 $-1.0E-4 < h(x) < 1.0E-4$ 의 형태로 Inequality Constraint로 치환하여 처리하는 방법을 사용하였다. 물론 SLAM 방법에서는 Equality Constraints를 적용할 수 있다.

5.2 Hybrid Optimization Method 의 설계 절차

본 연구에서 개발된 최적화 프로그램은 다음과 같은 절차와 방법으로 수행된다.

- 1) 유전자 알고리즘에 의해 전역 최적점에 수렴된 값을 탐색한다.
- 2) 이 수렴된 Global Optimum Point를 출발점으로 하여 Modified SLAM을 수행한다.
- 3) 2장에서도 언급하였듯이 SLAM 방법을 사용하기 위해서는 먼저 개발된 SLAM 언어로 최적화 문제를 모델링하여야 한다. 따라서 GA에서 사용

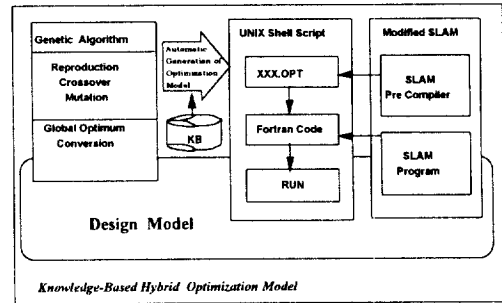


Fig.6 configuration of knowledge-based hybrid optimization method system

된 설계변수, 목적함수, 제한조건들을 인식하여 SLAM을 위한 최적화 모델을 자동으로 생성하기 위해서는 작은 Compiler를 만드는 일로서 매우 어려운 일이며 이를 위해 Symbolic Manipulation에 의한 지식기반 추론 기법이 유용하게 이용될 수 있다. Fig.7은 지식기반 추론 기법에 의해 생성된 SLAM을 위한 최적화 모델이다.

4) 이렇게 GA로 부터 자동적으로 최적화 모델이 생성되면 이를 SLAM에서 이용할 FORTRAN Code 로 전환하게 되며 이를 이용하여 2차 최적화를 수행한다. 본 연구에서는 이러한 일련의 절차를 UNIX Shell Programming 에 의해 통합하여 사용자가 쉽게 프로그램을 사용할 수 있도록 하였다.

5.3 Hybrid Optimization Method 의 적용 예

본 연구에서 개발된 Hybrid Optimization Method를 검증하기 위해서 4개의 비선형 최적화 모델을 선정하였다. 여기에는 Inequality 및 Equality Constraints 를 포함하고 있다.

PROBLEM1 : Design Model 1

$$\text{Min. } f(x) = x_1 + 2x_2$$

sub. to

$$g(1) = (x_1^2 + (x_2 - 5)^2) / 25 - 1 \geq 0$$

$$g(2) = ((x_1 - 5)^2 - x_2^2) / 25 - 1 \geq 0$$

$$g(3) = x_1 - 1 \geq 0$$

```

PROGRAM PROBLEM
BEGIN
REDUCTION 0.01
UNKNOWNNS
X1, 4.252199, 0.400000, 0.000000, 10.000000
X2, 3.870968, 0.400000, 0.000000, 10.000000
F, -2.813116, 0.400000, -6.257050, -2.887869
SYSTEM
32.-4.*X1-X2**2 ..GE. 0.
F=-1.*SQRT(25.-(X1-5)**2.-(X2-5)**2.)
MINIMIZE F
SOLVE
WRITE (*,*) 'X1 = ', X1
WRITE (*,*) 'X2 = ', X2
WRITE (*,*) 'F = ', F
STOP
END
TEXTEND
    
```

Fig. 7. Automatic generated optimization model for SLAM

$$g(4) = x_2 - 1 \geq 0$$

Global Optima $x^* = (9.9, 1.0)$, $f(x^*) = 11.9$

PROBLEM2 : Design Model 2 [15]

Min. $f(x) = (x_1 - 2)^2 + (x_2 - 1)^2$

sub. to

$$g(1) = -0.25 x_1^2 - x_2^2 + 1 \geq 0$$

$$h(1) = x_1 - 2 x_2 + 1 = 0$$

Global Optima $x^* = (0.8229, 0.9114)$,

$$f(x^*) = 1.3935$$

PROBLEM3 : Design Model 3 [15]

Min.

$$f(x) = (x_1 - 1)^2 + (x_1 - x_2)^2 + (x_2 - x_3)^4$$

sub. to $-10 \leq x_i \leq 10, i=1,2,3$

$$h(1) = x_1(1 + x_2^2) + x_3^4 - 4 - 3\sqrt{2} = 0$$

Global Optima $x^* = (1.10486, 1.19667, 1.53526)$,

$$f(x^*) = 0.0325682$$

Table 1 Success rates of 3 methods (Number of success/number of trials)

Method 모델	SLAM	GA	KB-Hybrid
Model 1	1/5	3/3	3/3
Model 2	5/5	3/3	3/3
Model 3	1/5	3/3	3/3
Model 4	4/5	1/3	3/3

PROBLEM 4 : Design Model 4 [15]

Min.

$$f(x) = 4 x_1^2 + 2 x_2^2 + 2 x_3^2 - 33 x_1 + 16 x_2 - 24 x_3$$

Sub. to

$$h(1) = 3 x_1 - 2 x_2^2 - 7 = 0$$

$$h(2) = 4 x_1 - x_3^2 - 11 = 0$$

Global Optima $x^* = (5.3267, -2.1190, 3.2105)$

$$f(x^*) = -143.6461422$$

위의 각 Design Model에 대해 GA, SLAM 각각을 이용하여 최적화를 수행한 것과 본 연구에서 제안한 Knowledge-Based Hybrid Method를 이용한 것에 대한 서로 다른 조건하에서의 Global Optimum을 찾는 성공률을 Table 1에 나타내었다. SLAM은 초기치에 따라 성공률에 많은 차이를 보였다. 또한 GA는 Model 4 외에는 대부분 잘 수렴함을 볼 수 있었다. Model 4는 Equality Constraint만을 다루는 문제로서 GA에서는 이를 각각 두개의 Inequality Constraint로 근사하여 다루는데서 오는 결과로 생각된다. 본연구에서 제안된 Knowledge-Based Hybrid Method는 GA가 어느정도 최적점에 수렴시킨 다음 SLAM을 수행함으로 가장 안정된 해를 제공해 준다.

6. 결론

GA는 그 기법이 단순하면서도 탐색 공간에서의 제한조건, 즉 함수의 연속성, 미분 가능성,

Unimodal 등의 제한을 받지 않고, 자연의 원리를 이용하여 자연스럽게 목적함수의 전체 최소점을 찾아냄으로써 강력한 최적설계를 수행한다.

그러나 Fig. 3,4,5 에서 볼 수 있듯이 GA 는 전체 최소점으로 수렴은 잘 하지만 정확한 최적해를 제공하지는 못하는경우가 있다. 따라서 GA를 이용하여 전체 최소점에 설계점을 수렴한 다음, 그 설계점을 초기점으로 하여 기존의 최적화 기법을 이용하여 최적화를 수행하도록 하는 Hybrid Optimization Method 를 개발하였다. 개발된 최적화 기법을 비선형 최적화 문제에 적용한 결과 최적점을 안정적으로 찾아줌을 알 수 있었다.

앞으로 유전자 알고리즘에서의 Equality Constraint 적용 방법을 보완한다면 최적의 최적화 기법으로 손색이 없을 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] Soeding, H., "Design Software, Optimization in Ship Design", WEGENT, 1978.
- [2] Arora J.S., Baenziger G., "Uses of Artificial Intelligence in Design Optimization", Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 1986.
- [3] Balachandran M., Gero J.S., "Use of Knowledge in Selection and Control of Optimization Algorithm", Engineering Optimization, 1987.
- [4] 이규열 외, "CSDP(I) - 초기설계 및 종합시스템 개발", 한국기계연구소, 1989.
- [5] Hajela, P., "Genetic search - an approach to the nonconvex optimization problem", AIAA Journal, Vol.26, No.7, 1990.
- [6] Goldberg, D.E., Genetic Algorithms in search, optimization & machine learning, Addison-Wesley, 1989.
- [7] 한용호 외, "기계-부품군 형성문제의 사례를 통한 유전자 알고리즘의 최적화 문제에의 응용", 경영과학 제12권 제2호, 1995.8
- [8] Reklaitis, G.V., Ravindran, A. and Ragsdell, K.M., Engineering Optimization, John Wiley & Sons, 1983.
- [9] Cha J., Dai Z., Lu P., "The Application of Intelligence Engineering to an Optimization Software : IIO", Advances in Design Automation, Vol. 1, ASME, 1992.
- [10] Chen T., Wang W., Wang X., "Application of AI in Optimization of Machining Conditions", Computers in Engineering, ASME, 1991.
- [11] Balachandran M., Knowledge-Based Optimum Design, Computational Mechanics Publications, 1993.
- [12] Charies Dai, et.al, "A Prototype Marine Propulsor Design Tool Using Artificial Intelligence and Numerical Optimization Techniques", SNAME Transaction, Vol102, 1994.
- [13] 이경호, "중앙단면 최적설계를 위한 전문가시스템 개발에 관한 연구", 서울대학교 석사학위논문, 1990.
- [14] 김기화, "Genetic Algorithm에 의한 다목적 함수 최적구조설계", 서울대학교 박사학위논문, 1994.
- [15] Willi Hock, et.al, Lecture Notes in Economics and Mathematical System-Test Examples for Nonlinear Programming Codes, Springer-Verlag, 1981.
- [16] 이동근 외, "유전적 알고리즘과 직접탐색법의 결합에 의한 효율적인 최적화방법에 관한 연구", 대한조선학회논문집, 제31권 제3호, 1994.