
 論 文

大韓造船學會論文集
 第 33 卷 第 1 號 1996年 2月
 Transactions of the Society of
 Naval Architects of Korea
 Vol. 33, No. 1, February 1996

지식기반 최적설계시스템에 의한 선박 초기설계

이동곤*, 김수영**

Preliminary Design of a Ship by the Knowledge-Based Optimum Design System

by

Dongkon Lee* and Soo-Young Kim**

요 약

최적화기법을 포함한 종래의 전산 프로그램들은 수치적 계산과정과 그 결과에만 중점을 두고 개발되어 왔으며, 설계모델의 개발과 최적화기법의 선택 및 결과의 판단 등은 설계 전문가에 의하여 수행되어 왔다. 반면에 전문가의 경험적지식을 처리하는 지식기반시스템은 기호처리에 중점을 두고 있기 때문에 수치적 계산을 효과적으로 할 수 없다.

본 논문에서는 수치적인 계산결과만을 제공하는 최적화기법의 한계와 기호처리에 중점을 두고 있는 지식기반시스템의 한계를 극복하여, 보다 현실적인 최적설계안을 도출할 수 있는 지식기반 다목적합수 최적설계 시스템을, 최적화기법과 LISP 언어로 개발한 지식기반시스템을 통합하여 구현하고, 이를 LNG선의 최적설계 모델에 적용하여 개발된 시스템의 유용성을 보였다.

Abstract

Although conventional computer programs use efficient and precise optimization algorithms, they can not emulate the problem solving capabilities of human experts. A design optimization process involves a number of tasks which require human expertise and experience. Traditional optimization systems have concentrated on numerical aspects of a design process and have not been successful in integrating the numerical parts with human expertise. On the

발 표 : 1995년도 대한조선학회 춘계연구발표회('95. 4. 21.)

접수일자 : 1995년 5월 26일, 재접수일자 : 1995년 12월 8일

*정회원, 선박해양공학연구센터

**정회원, 부산대학교 조선해양공학과

other hand, most knowledge-based systems focus on symbolic reasoning and have been little concerned with the numerical processes.

The objective of this paper is to develop a knowledge-based multiobjective optimum design system which has the capabilities of knowledge processing and numerical computation by integrating the multiobjective optimization method and the knowledge-based system. The knowledge-based system for symbolic processing is developed. Rules for knowledge representation and the inference mechanism of the system are written in LISP. The knowledge-based multiobjective optimum design system is finally developed by integrating the multiobjective optimization method and the knowledge-based system by applying shell programming technique.

The system is applied to an optimum design model of a LNG carrier in the preliminary design stage. It is found that the system well simulate design variables and objective functions of the design model.

1. 서 론

지금까지 컴퓨터를 이용한 최적설계를 얻기 위하여 설계자들은 크게 두가지 방법을 사용하여 왔다. 첫번째는 설계변수들을 체계적으로 변화시켜가면서 해를 구하는 방법을 이용하는 것이고, 두번째 방법은 최적화기법을 이용하는 방법이다. 첫번째 방법은 설계변수가 적고 문제의 규모가 크지 않을때 상대적으로 유효한 방법이며, 두번째 방법은 문제의 특성에 맞는 최적화기법을 사용할 경우에 탐색시간이 줄어드는 장점이 있어 설계자들이 많이 이용하여 왔다.

설계 과정은 제한조건과 설계 목표간의 균형을 잡아가는 창조적인 과정이므로, 설계기법으로서 최적화기법을 이용하던지 종래의 반복적인 방법을 이용하던지 간에, 설계자는 이 과정에서 고도의 판단을 하게 된다. 얻어진 설계안이 최적인지 혹은 최적에 가까운지를 판단해야 하고, 최적화기법을 사용하였을 경우에는 얻어진 해가 국부적인 최적해인지 전체적인 최적해인지를 판단해야 한다. 이러한 판단의 대부분은 설계자의 경험적 지식에 기초를 두고 있는 경우가 많다. 그러나 최적화기법을 포함한 종래의 전산 프로그램들은

수치적 계산과정과 그 결과에만 중점을 두고 개발되어 왔으며, 설계모델의 개발과 최적화기법의 선택 및 결과의 판단 등은 설계 전문가에 의하여 수행되어 왔다. 그러므로 보다 현실적인 설계안을 얻기 위해서는, 수치적 계산에 중점을 두고 있는 최적화기법과 경험적 지식의 기호처리에 중점을 두고 있는 지식기반시스템을 결합하여 보다 효과적인 설계시스템을 구현할 필요가 있다. 이러한 설계시스템은 계산결과를 신속하고 정확하게 설계자에게 제공하는 것 뿐만 아니라 판단기능도 동시에 보유하는 것으로서, 최적화기법을 이용하여 해를 구하고 얻어진 해의 타당성을 지식기반시스템을 이용하여 판단하게 하는 등의 상호 보완적인 기능을 갖게 되어 설계의 질을 향상시킬 수 있다.

본 논문에서는 수치적인 계산결과만을 제공하는 최적화기법의 한계와 기호처리에 중점을 두고 있는 지식기반시스템의 한계를 극복하여, 보다 현실적인 최적설계안을 도출할 수 있는 지식기반 다목적합수 최적설계(Knowledge-Based Multiobjective Optimum Design) 시스템을 구현하고, 이를 LNG선의 최적설계에 적용하여 초기단계에서 LNG선의 주요치수를 최적화하였다.

2. 다목적함수 최적화기법

다목적함수 최적화 문제를 풀기 위한 방법들을 1) 가능한 해의 집단을 생성하는 방법, 2) 선호도의 초기결정에 의한 방법, 3) 선호도의 계속적인 결정에 의한 방법으로 분류된다[1]. 본 논문에서는, 이 방법들 가운데서 각 목적함수간의 상관관계를 보다 잘 표현하고, 상대적으로 많은 정보를 제공할 수 있으며 목적함수가 3개 이하인 경우에 효과적으로 사용할 수 있는 가능한 해의 집단을 생성하는 방법[2,3]의 범주에 속하는 Constraint Method를 사용하였다. Constraint Method는 중요한 목적함수 하나를 택하여 최적화를 수행하고 나머지 목적함수는 제한조건으로 취급하는 방법으로, 목적함수가 하나인 일반적인 최적화기법을 사용하여 해를 얻을 수 있는 장점이 있다.

일반적으로 사용되는 최적화기법들은 각각의 장단점이 있겠지만, 기존의 최적화기법들을 사용하는데 있어서 가장 큰 문제점으로는 얻어진 최적점이 국부적인 최적점(Local Optimum)일 가능성이 많다는 것이다. 따라서 설계자는 설계변수의 출발점, 탐색폭 및 종료조건 등을 바꾸어 가면서 최적화를 수행한 후, 이들 값들을 비교하여 최적점을 검증하는 과정을 거쳐야만 하였다. 본 논문에서는 이러한 불편함을 없애고 탐색의 효율을 높이기 위하여 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)과 기존의 최적화기법인 직접탐색법을 결합한 Hybrid Optimization Method를 사용하였다[4].

3. 지식기반시스템 개발

어떤 특정한 전문영역의 지식을 표현하고 이들 지식을 처리함으로써 전문가와 동등한 혹은 유사한 일을 할 수 있는 시스템을 전문가시스템이라 하고, 상대적으로 보다 일반적인 지식이 표현된 시스템을 지식기반시스템이라 한다.

지식기반시스템의 핵심요소는 지식을 일정한 형식으로 표현하여 저장하는 지식베이스와 지식을 처리하여 결론을 도출하는 추론기관으로 구성된다. 지식을 효율적으로 처리하기 위해서는 일정한 형식으로 표현하는 것이 필요하며 대표적인 방법으로는 Rule, Semantic Net, Frame, Logic 및 객체지향표현 등이 있다. 추론방법의 대표적인 것으로는 전방향 추론과 역방향 추론이 있으며 어떤 추론방법이 효율적인가는 문제의 특성에 따라 달라진다. 본 논문에서는 SUN SPARC Workstation의 Lucid LISP 언어를 사용하여 지식기반시스템을 구현하였다.

3.1 지식베이스

지식표현 방법 가운데서 상대적으로 표현이 용이한 룰을 LISP의 List 형태로 표현하였다. 룰은 Fig.1과 같이 룰의 이름, Left Hand Side, Right Hand Side로 표현된다. Right Hand Side는 추론시 추론속도를 향상시키기 위하여 결론가설(Hypothesis)과 실행부를 분리하여 표현하였다. 실행부는 결론가설이 성립될 경우에만, 즉 Left Hand Side가 만족될 경우에만 수행된다.

지식베이스와 Working Memory는 List 형태로 표현된 룰과 Fact를 효율적으로 처리하

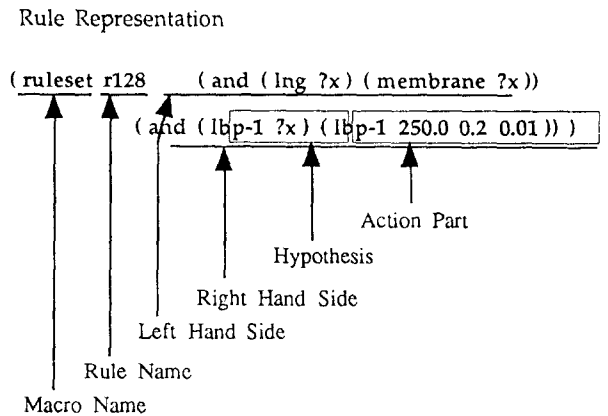


Fig. 1 Syntax for Rule Representation

기 위하여 RULE 과 FACT 라는 구조체의 데이터 구조 (Data Structure)를 정의하였다. 구조체는 형 (Type)이 다른 데이터의 집합으로 데이터 요소를 구성요소의 이름을 이용하여 참조한다. 즉, Data Structure는 Attribute (혹은 Slot)와 Attribute 값 (Instance)의 짝으로 구성되는데 Data Structure의 이름과 Attribute의 이름을 이용하여 Attribute의 값을 저장, 수정 및 호출할 수 있다. 이렇게 구조화된 Data Structure에 룰과 Fact를 정의하기 위하여 추상화 (Abstraction)된 MACRO 함수를 구현하였다. 이렇게 하므로서 시스템은 외부로부터 데이터 구조의 손상을 방지할 수 있으며, 일반함수를 정의하는 경우에 비하여 MACRO를 정의하므로서 Code Size가 줄어들고 실행속도가 증가된다.

Fig.2 에 구조체의 데이터 구조와 추상화된 Macro 함수 정의의 예를 보였고, 실제 지식 베이스에 지식을 정의하고 정의된 지식을 참조하는 개념적인 과정을 나타내었다. Fig.2에서 구조체를 정의하는 구조체 정의함수인 defstruct를 사용하여 rule이라는 이름을 갖는 데이터 구조를 정의하였다. Attribute로는 lhs, rhs, (crf 1.0)의 3가지 종류를 갖는다. 여기서 lhs는 룰의 Left Hand Side를, rhs는 Right Hand Side를 의미하며, 3번째 Attribute는 확신도 계수를 나타내는 것으로서 이에 대한 값을 입력하지 않으면 1.0의 값을 갖는다. 확신도는 표현된 지식이 어느 정도의 정확성을 가지고 있는가를 표현하는 것으로서 1.0일 경우에는 100%의 정확도를 가지고, -1.0일 경우에는 -100%의 정확도를 가지는 것을 의미한다. 확신도는 추론시에 지식이 가지고 있는 확신도 계수를 반영하여 추론된 새로운 사실이 어느 정도 정확한가를 알기 위하여 사용되나, 지식에 대한 확신도를 부여하기 어렵기 때문에 논 본문에서는 모든 지식의 확신도를 1.0으로 하였다.

정의된 구조체의 데이터 구조를 효과적으로 이용하기 위하여 Macro 정의함수인 defmacro

를 사용하여 ruleset이라는 Macro를 정의하였다. ruleset을 이용하여 지식을 정의하면 룰의 이름 (name)과 Left Hand Side (lhs), Right Hand Side (rhs)를 인자로 받아서, Macro Body에 있는 rule이라는 데이터 구조를 호출하는 함수 make-rule이 작동하여 룰을 지식베이스에 저장한다.

Fig.2의 아래 부분은 실제 룰을 정의하는 방법과 정의된 룰을 참조하는 방법을 간략하게 나타낸 것이다. ruleset을 이용하여 룰을 정의하면 Macro인 ruleset이 호출되고, ruleset은 다시 make-rule을 작동시켜 데이터 구조인 rule의 형식에 따라서 룰을 저장한다. 저장된 룰은 데이터 구조의 Attribute의 이름을 이용하여 참조한다.

3.2 추론기관

추론기관의 추론방법으로는 결론가설에서 출발하여 결론가설을 만족시키는 데이터를 추적하는 역방향 추론을, 상태공간에서의 탐색방법은 깊이우선탐색법을 이용하여 구현하였다. 따라서 추론은 주어진 결론가설이 만족될 때까지 깊이우선 탐색법을 사용하여 결론가설을 Fig.3과 같이 세분화 (Problem Reduction)하는 과정을 반복한다[5]. 즉 Goal을 만족하기 위해서는 AND 조건으로 연결된 Subgoal-1, Subgoal-2 및 Subgoal-3을 만족하거나 OR 조건인 Subgoal-4를 만족하여야 한다. 그런데 Subgoal-1을 만족하기 위해서는 Subgoal-11을 만족하여야 한다. 따라서 추론시에는 Subgoal-1을 만족시키는 대신에 Subgoal-11을 만족시키는 조건을 찾게된다. 같은 방법으로 Subgoal-3을 만족시키기 위하여는 Subgoal-311과 Subgoal-32를 만족하는 조건을 지식베이스에서 검색한다. 이러한 과정을 반복하여 문제를 세분화한다.

실제 시스템에서의 이러한 세분화 과정은, 최종적인 Goal이 만족되기 위한 조건들, 즉 룰의 조건부인 Left Hand Side가 참 (True)이 될 수 있는 데이터가 Working Memory에 존재하는지, 만약 존재하지 않으면 지식

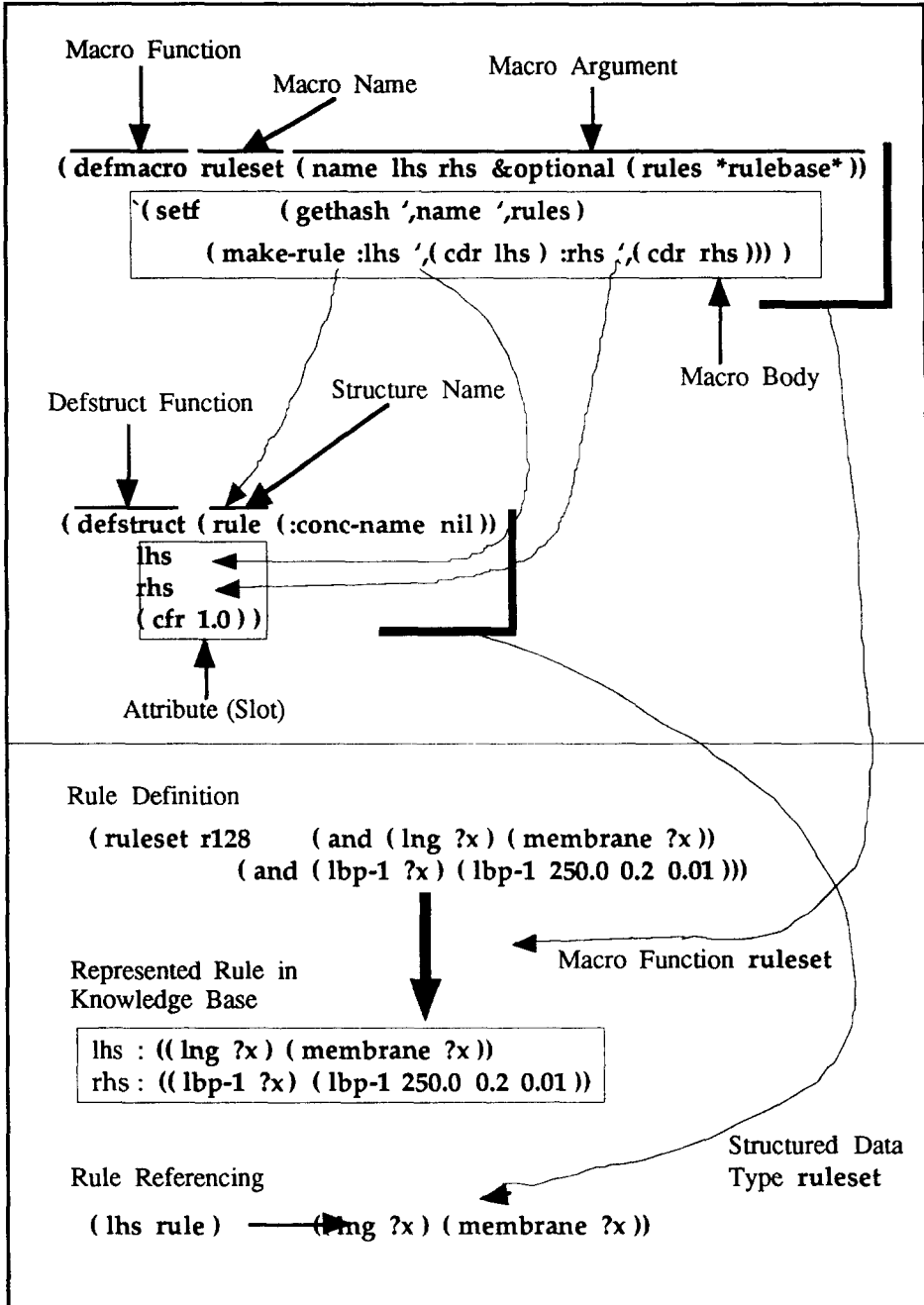


Fig. 2 Definition of the Data Structure and Macro Function

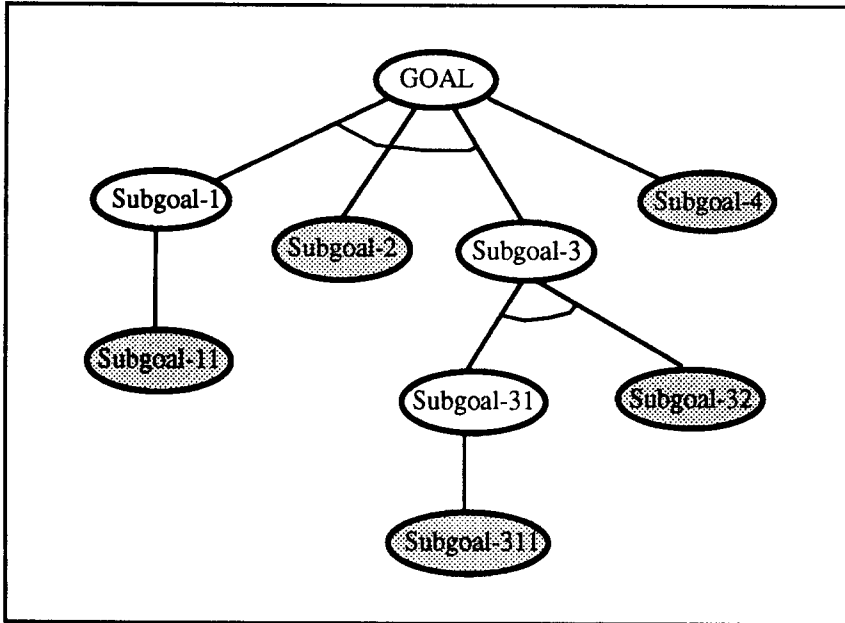


Fig. 3 Problem Reduction for Problem Solving

베이스로 부터 추론하여 얻을 수 있는지를 계속적으로 검색하여 가는 과정이다.

3.3 지식베이스 구축

최적화의 효율향상을 위하여 구현한 Hybrid Optimization Method는 유전자 알고리즘과 직접탐색법을 결합한 것이다. 이 중에서 유전자 알고리즘은 기존의 결정론적인 최적화방법에 비하여 상대적으로 Global Optimum을 찾는 능력이 뛰어나다. 그러나 유전자 알고리즘의 약점인 계산시간을 줄이기 위해서는, Population의 크기와 Generation의 횟수를 줄여야 한다. 따라서 Population의 크기를 적게 하면서 탐색효율을 증가시키기 위해서는, 각 설계변수의 범위를 해가 존재할 가능성이 높은 지역에 할당하는 것이 무엇보다 중요하다.

또한 문제의 특성에 따라 달라지지만 일반적으로 Generation이 어느 일정횟수 이상 반복된 후에는, Generation이 계속 진행되어도 목적함수의 값이 더 이상 향상되지 않게 되므로 적절한 Generation 횟수를 입력하는 것이 필요하다. 또한 Crossover Rate와 Mutation Rate 역시 유전자 알고리즘의 효율과 직접 관계된다. Crossover Rate와 Mutation Rate의 값이 너무 크면 탐색시에 방향성을 잃게 되어 탐색효율이 떨어지게 되며, 너무 값이 작을 경우에는 초기 Population의 영향이 지배적으로 되기 때문에, 진화의 특성이 사라지게 되어 역시 효율이 나빠지거나 최적점을 찾지 못하게 된다. 한편, 직접탐색법에서는 탐색의 출발점, 탐색폭 및 종료조건에 따라 계산시간이 좌우된다. 탐색의 출발점은 유전자 알고리즘에서 얻은 최적값을 사용하므로

결국, 탐색폭과 종료조건을 어떻게 잘 주는 가 하는 것이 효율과 직접 관계가 된다.

본 논문에서 지식기반시스템의 역할은 최적화의 앞단계에서 최적화의 입력 데이터 생성을 통한 최적화의 효율을 향상하는 것과, 최적화의 뒷단계에서 적용하여 다목적함수 최적화방법에 의하여 생성된 Pareto Optimal Set 가운데서 적절한 최적점을 추천하는 것이다. 즉, 지식기반시스템을 최적화의 전처리와 후처리에 적용하였다.

먼저, 최적화의 앞단계에서 적용될 경우에는 유전자 알고리즘을 위한 Population의 크기와 Generation의 횟수 및 설계변수의 범위를 도출하고, 직접탐색법의 탐색폭과 종료조건을 제시한다. 지식기반시스템은 사용자가 입력한 선박의 종류 (Bulk Carrier, Tanker, LNG선)와 개략적인 크기를 입력받아 지식베이스의 관련지식을 추론하여 그 결과로 얻어진 값들을 Hybrid Optimization Method로 넘겨준다.

유전자 알고리즘을 위한 Population의 크기와 Generation의 횟수, Crossover Rate와 Mutation Rate에 관련된 지식들은 유전자 알고리즘의 사용경험[6]으로 부터 도출하였다. 각 설계변수의 범위를 해가 존재할 가능성이 높은 지역에 할당하기 위하여, 설계변수의 범위를 문헌분석을 통한 지식획득 방법[7,8]인 실적선 자료를 분석하여 도출하였고, 직접탐색법의 탐색폭과 종료조건에 관련된 지식들은 최적화기법의 사용경험[9]으로 부터 도출하여 지식베이스에 저장하였다. 도출된 경험적 지식이 모든 종류의 문제에 적합하다고 할 수는 없지만, 여러가지 종류의 문제에의 적용을 통하여 얻어진 것이므로 유용한 입력자료가 된다.

최적화의 뒷단계에 적용할 경우에는 생성된 Pareto Optimal Set의 형상을 분석하여 적절한 최적점을 제시한다. Pareto Optimal Set에서 어떤 것을 최종적으로 선택할 것인가는 설계자의 선호도에 따라 많은 영향을 받는다. 그러나 일반적으로 하나의 목적함수가 크게

나빠지지 않고 다른 목적함수 값이 많이 향상된다면, 즉 하나의 목적함수 값이 나빠지는 비율보다 다른 목적함수 값이 좋아지는 비율이 상대적으로 크다면 그러한 점을 선택하는 것이 합리적이다. 두개의 목적함수를 동시에 최소화하는 경우에 있어서, 이러한 점들은 Pareto Optimal Set에서 각각의 목적함수를 최적화하여 얻은 점들을 직선으로 연결한 선의 아래 부분에 위치한다.

Fig.4에서 A점은 목적함수 f_1 을 최적화한 점이고, B점은 목적함수 f_2 를 최적화한 점이다. 따라서 이 점들을 연결한 직선의 아래에 위치한 점들 가운데서 거리가 가장 먼 점인 C점이 좋은 후보점이 된다. 이러한 개념을 바탕으로 Pareto Optimal Set에서 적절한 점을 선택하여 제시한다. 만약, 그러한 점이 존재하지 않는다면 Fig.4의 A점과 B점을 동시에 추천한다. Fig.4에서 D, E, F점은 C 점과는 상반되는 점으로서 하나의 목적함수 값이 향상되는 것보다 다른 하나의 목적함수 값이 나빠지는 점들이다. 따라서 특별한 이유가 없는 한에는 선택하지 않는 것이 좋다. 이상과 같은 개념을 지식베이스에 구현하였으며, 최적화가 종료된 후에 적용되어 적절한 설계점을 선택, 제시한다.

이상과 같이 최적화의 앞단계와 뒷단계에서 최적화를 지원하기 위하여 도출된 지식들을, 룰의 형태로 표현하여 지식베이스에 저장하였다. 저장된 룰의 갯수는 모두 147개로서, 아래와 같이 분류된다.

최적화의 입력 데이터 생성을 위한 일반 룰 : 7개

유전자 알고리즘과 직접탐색법의 입력 데이터 생성을 위한 룰

Bulk Carrier : 60개

Tanker : 60개

LNG Carrier : 12개

유전자 알고리즘의 제어를 위한 룰 : 3개

Pareto Optimal Set에서 적절한 설계점 선

정을 위한 룰 : 5개

이들 지식들의 구체적인 예를 들면 다음과 같다.

If Depth of ship is required for optimization

Then determine lower and upper bound of depth

If design variable is length of ship

Then length of chromosome is 20.

If very good point is not exist

Then recommend optimum point of objective function-1 and function-2

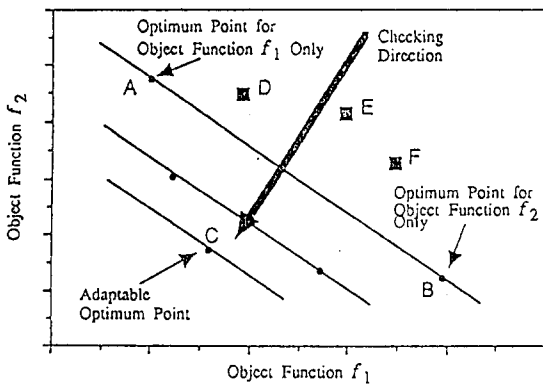


Fig.4 Selection Method of the Optimum Point in Pareto Optimal Set(Minimize f_1 and f_2)

4. 지식기반 다목적함수 최적설계시스템 개발

최적화기법을 이용한 최적설계와 지식기반시스템이 통합되는 형태는 크게 세가지로 구분할 수 있다. 즉, 지식기반시스템이 최적화의 전단계에서 적용되는 경우, 최적화가 진행되는 과정에서 적용되는 경우 및 최적화가 종

료된 후에 적용되는 경우이다. 본 논문에서는 최적화의 앞단계에서 입력자료를 생성하는 부분과 최적화의 뒷단계에서 적절한 최적점을 추천하는 부분에 각각 지식기반시스템을 적용하였다.

유전자 알고리즘과 직접탐색법을 결합한 Hybrid Optimization Method와, LISP 언어로 개발한 지식기반시스템을 통합하여 지식기반 최적설계시스템을 개발하였다. 시스템의 통합과 다목적함수 최적화기법의 Constraint Method를 이용한 Pareto Optimal Set의 생성절차를, SUN SPARC Workstation의 UNIX C Shell 환경하에서 Shell Programming 기법[10,11]을 사용하여 구현하였다.

Fig.5에 구현된 지식기반 최적설계시스템의 구성도를 나타내었다. Fig.5에서와 같이 지식처리 부분(지식기반시스템)과 수치처리 부분(다목적함수 최적화) 및 Pareto Optimal Set을 생성하는 부분사이의 정보교환은 데이터 화일을 통하여 이루어지며, 하나의 시스템으로 통합되어 있다. 통합된 시스템은 다음과 같이 작동된다. 사용자가 입력 데이터를 작성한 후 시스템을 구동하면, 지식기반시스템이 입력 데이터를 바탕으로 지식베이스의 지식을 추론하여 최적화기법을 위한 입력자료를 생성한다. 최적화기법은 생성된 입력자료를 이용하여 다목적함수 최적화문제를 풀어 Pareto optimal set을 생성한다. 지식기반시스템은 Pareto optimal set을 분석하여 최적점 가운데서 우수한 설계점을 사용자에게 제시한다.

유전자 알고리즘과 직접탐색법을 결합하여 개발한 Hybrid Optimization Method는, 기존의 최적화방법에 비하여 상대적으로 짧은 시간에 전체 최적점을 찾는 능력이 뛰어나지만, 설계모델이 복잡하여지면 전체 최적점을 찾는 데 어려움이 있을 수 있다[4]. 따라서 Constraint Method로 구한 Pareto Optimal Set에 부적절한 점이 포함될 가능성도 있다. 그러므로 이러한 현상을 제거하기 위하여, 생성된 Pareto Optimal Set의 구성요소에 부

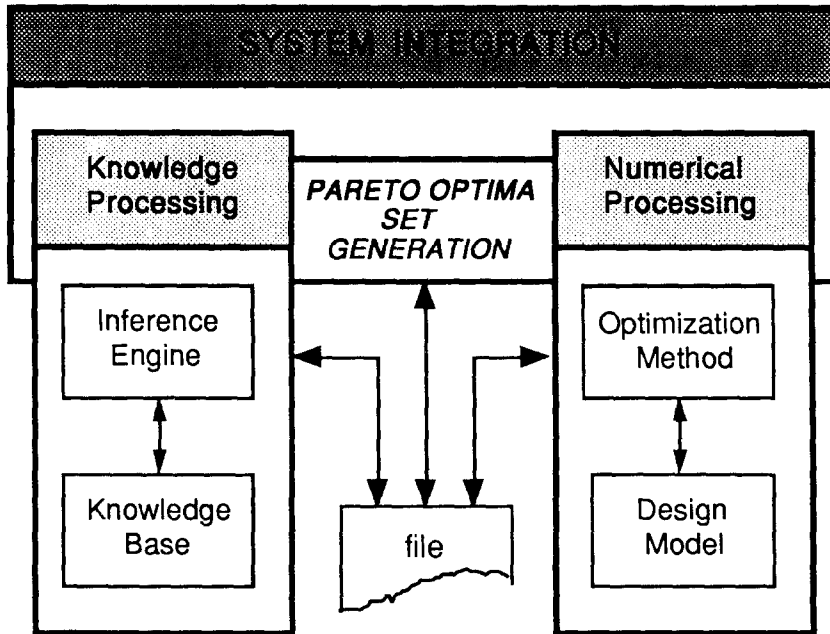


Fig.5 System Configuration of Developed Knowledge-Based Optimum Design System

적합한 요소가 존재하는 지를 검사하여 제거하는 기능을 구현하였다. 두개의 목적함수를 동시에 최소화하는 경우에 대하여 Pareto Optimal Set이 아닌 점을 찾아내는 알고리즘은 다음과 같다.

Constraint Method를 이용하여 구한 설계점들을 대상으로, 각 점들의 이웃한 설계점들에 대하여 Pareto Optimal Set의 개념을 적용하여 부적합한 점들을 계속적으로 제거하면 Pareto Optimal Set을 얻을 수 있으며, 알고리즘을 Pseudo Code로 표현하면 다음과 같다.

```

While ( all points )
  check Pareto Optimal Condition to three
  points
  if ( violate Pareto Optimal Condition )
  then
    remove violated point
  
```

```

replace violated point by next point
endif
  
```

```

replace one point by next point
End While
  
```

5. 선박 초기설계에의 응용

개발된 지식기반 다목적함수 최적설계시스템을 선박 초기설계단계에서 건조비와 운항비를 동시에 고려한 다목적함수 최적설계를 수행하였다. 지식기반시스템은 최적화의 전단계에서 유전자 알고리즘의 설계변수 범위, Population의 크기, Generation 횟수, Crossover Rate, Mutation Rate와 직접탐색법의 탐색폭 및 종료조건 등, 최적화기법의 입력 데이터를 생성하고, 최적화의 후단계에서 다목적함수 최적화의 결과인 Pareto Optimal Set에서 적절한 설계점을 선택하여 사용자에게 제시한다.

5.1 최적화모델

선박의 초기설계를 위한 설계모델에는 선주 요구조건, 목적함수, 설계변수, 제한조건 및 선박의 성능평가를 위한 요소들이 효과적으로 표현되어야 한다. 본 논문에서는 선박의 주요치수를 연속적으로 변화시킬수 있는 Membrane Type의 LNG선에 대한 설계모델[6]을 사용하였고, 설계변수는 선박의 길이(LBP), 폭(B), 깊이(D), 흘수(T), 방형비최계수(Cb) 및 선속(SPEED)등 6개로 하였다. 최소건조비와 최소운항비를 목적함수로 사용하였고, RFR은 최소건조비와 최소운항비 계산시에 종속함수로 취급하여 그 값을 계산하였다.

5.2 계산결과 및 분석

목적함수를 건조비와 운항비로 하여, 목적함수가 2개인 경우에 대한 다목적함수 최적설계를 수행하였다. 먼저, 건조비와 운항비 각각 대하여 최적화를 수행한 후에, Pareto Optimal Set을 구하기 위하여 Constraint Method를 사용하여 60개의 구간에 대한 계산을 수행하였다.

계산결과(Pareto Optimal Set)는 참고문헌[6]의 결과와 동일하였다. 그러나 지식기반시스템을 통하여 최적화의 입력자료를 생성하였기 때문에 보다 적은 계산시간으로 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

Fig. 6에 유전자 알고리즘을 이용한 방법 [12]과 본 논문에서 개발한 지식기반 다목적함수 최적화기법으로 얻어진 Pareto Optimal Set을 비교한 결과를 나타내었다. 유전자 알고리즘만을 이용하는 방법에서의 설계변수의 범위는, 본 논문의 지식기반시스템에서 도출된 결과를 입력하였다. Fig.6에서와 같이 본 논문에서 개발한 시스템을 이용한 경우가 유전자 알고리즘만을 이용하는 방법보다 좋은 결과를 보여주고 있음을 알수 있다. 이러한 결과는 유전자 알고리즘은 설계변수가 실수형일 경우, 최적점 근처까지는 잘 수렴하나 정확한 최적점을 찾는데는 한계가 있기 때문

이며, 반면에 본 논문에서는 이러한 한계를 유전자 알고리즘과 직접탐색법을 결합시켜 극복하였기 때문이다.

Table 1은 Fig. 6의 Pareto Optimal Set에서, 지식기반시스템이 적절한 설계점으로 선택한 설계점의 결과이다. 이 설계점은 두개의 목적함수에서 하나의 목적함수 값이 나빠지는 것보다 좋아지는 (함수값이 작아지는) 비율이 가장 높은 점이다. 이점은 RFR이 가장 낮은 점으로서 다른 설계점에 비하여 상대적으로 경제성이 우수하다. 이것은 지식기반시스템이 설계대안들 가운데서 적절한 설계점을 선택 제시하였다는 것을 의미한다. 지식기반시스템의 이러한 기능은 다목적함수 최적화에 있어서 최적화가 끝난후에, 설계자가 설계대안들 가운데서 적절한 설계안을 선정해야하는 부담을 줄여주는 유용한 도구가 될뿐 아니라, 최적화의 전단계에서 최적화를 위한 입력 데이터를 생성하므로써 최적화의 효율도 높혀 준다.

6. 결 론

본 논문에서는 수치적인 계산결과만을 제공하는 최적화 기법의 한계와 기호처리에 중점을 두고 있는 지식기반시스템의 한계를 극복하여 보다 현실적인 최적설계안을 도출할 수 있는 지식기반 최적설계시스템을 개발하였고, 개발된 지식기반 최적설계시스템을 LNG선의 다목적함수 최적설계에 적용하여 설계 초기단계에서 LNG선의 주요치수를 최적화하는 과정을 통하여 다음과 같은 연구결과를 얻었다.

1) 최적화기법의 설계모델에 표현할 수 없는 설계과정의 경험적 지식을 최적화시에 이용하고, 설계자의 의사결정 지원 및 최적화의 과정을 효과적으로 제어하기 위하여 규칙베이스를 이용한 지식기반시스템을 LISP언어를 사용하여 개발하였다.

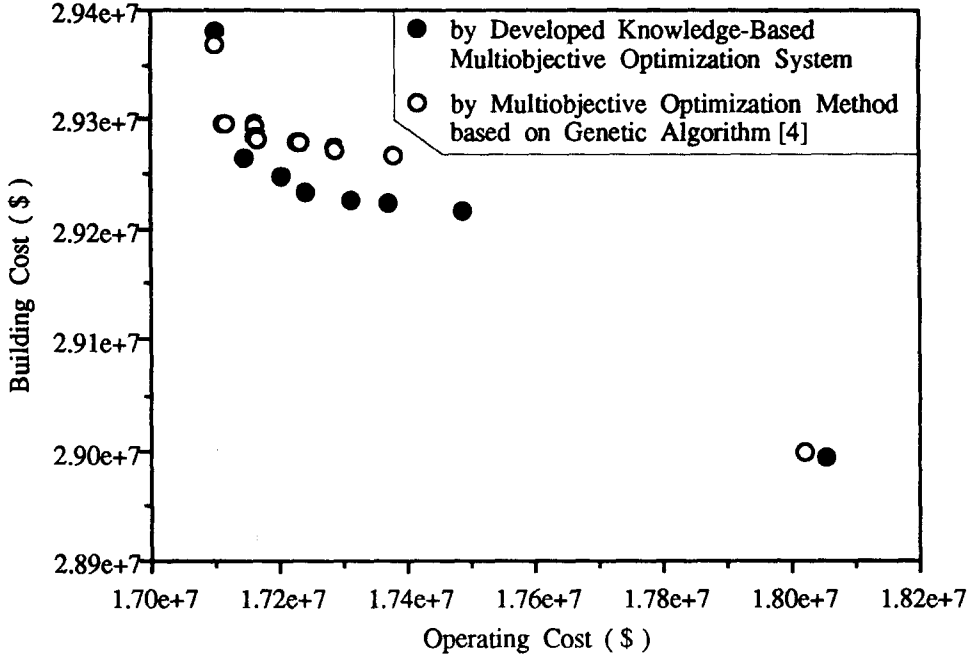


Fig.6 Performance Evaluation of the Deveolped System and Other Method

Table 1 Recommended Design Point by Knowledge Based System in Pareto Optimal Set

LBP(m)	266.56	Cargo Capacity (m ³)	143,280
Breadth(m)	44.97	MCR (PS)	22,080
Depth(m)	26.47	Building Cost (\$)	29,267,600
Draft(m)	11.43	Operating Cost (\$)	17,146,800
C _b	0.7156	R.F.R (\$/Ton)	77.36
Speed(Kts)	18.78		

2) 선박의 주요치수 최적화시에 최적화의 효율향상을 위하여, 최적화의 전단계에서 혼성형의 최적화기법의 입력자료를 생성하는 지식베이스를 구현하였다. 즉 유전자 알고리즘의 설계변수 범위, Population의 크기, Generation 횟수, Crossover Rate, Mutation Rate와 직접탐색법의 탐색폭 및 종료조건 등, 최적화기법의 입력자료를 생성하는 지식베이스를 구현하였다. 또한, 다목적함수 최적화기법을 이용하여 생성된 Pareto Optimal Set에서 적절한 설계안을 선택 제시하는 즉, 최적화의 후단계에서 적용할 수 있는 지식베이스를 구현하였다.

3) 혼성형의 최적화기법과 지식기반시스템을 통합하여 다목적함수 최적화문제를 풀수 있는 지식기반 최적설계시스템을 개발하였고, LNG 선의 주요치수 최적화에 적용하여, 건조비와 운항비를 동시에 고려한 다목적함수 최적화를 수행하였다. 개발된 시스템은 기존의 방법에 비하여 계산시간이 줄어들고, 최적점의 탐색 효율이 우수함을 확인하였다. 지식기반시스템은 최적화의 전단계에서 혼성형의 최적화기법의 입력자료를 생성하여 최적화의 효율을 높이는 역할을 수행하였고, 최적화의 후단계에서 다목적함수 최적화기법에 의하여 생성된 설계대안들 가운데서 적절한 설계점을 제시함을 보였다. 따라서 개발된 지식기반 다목적함수 최적설계시스템은 설계자에게 효과적인 설계도구가 될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] 임상진, 양영순, "다목적함수 최적화 기법에 의한 격자형 구조물의 최적설계", 대한조선학회지, Vol. 25, No. 1, Mar. 1988
- [2] 임항섭, "구조설계의 다목적함수기법의 응용에 대하여", 대한조선학회 춘계학술발표회, 1993년 4월
- [3] 김기성, 임항섭, "다목적함수 최적설계기법", 대한조선학회지, Vol. 30, No. 2, June 1993
- [4] 이동근, 정성재, 김수영, "유전자 알고리즘과 직접탐색법의 결합에 의한 효율적인 최적화방법에 관한 연구", 대한조선학회논문집, Vol. 31, No. 3, Aug. 1994
- [5] De S., "Search Techniques", Intelligent Design and Manufacturing, John Wiley & Sons, Inc., 1992
- [6] 이동근, 김수영, 신수철, "선박의 주요치수 선정에 있어서 다목적함수 최적화의 응용", 대한조선학회논문집, Vol. 32, No. 2, May 1995
- [7] Scott A.C., Clayton J.E., Gibson E.L., "A Practical Guide to Knowledge Acquisition", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1991
- [8] Mans R., Keyes J., "Handbook of Expert Systems in Manufacturing", McGraw-Hill Book Company, Inc., 1991
- [9] 이동근, 마순일, 초기설계 단계에서의 컨테이너선의 경제성에 관한 연구", 대한조선학회지, Vol. 21, No. 2, June 1984
- [10] 조형진, "UNIX C Shell", 크라운출판사, 1991
- [11] "UNIX Shell Programming", 도서출판 영중, 1991
- [12] 김기화, "Genetic Algorithm에 의한 다목적함수 최적구조설계", 서울대학교 박사학위논문, 1994년 2월