

## 유전적 프로그래밍 방법을 이용한 부유식 해양 구조물의 중량 추정 모델

엄태섭<sup>1</sup> · 노명일<sup>2†</sup> · 신현경<sup>3</sup> · 하솔<sup>4</sup>

<sup>1</sup>울산대학교 조선 및 해양공학과, <sup>2</sup>서울대학교 조선해양공학과 및 해양시스템공학연구소,

<sup>3</sup>울산대학교 조선해양공학부, <sup>4</sup>서울대학교 공학연구소

### Simplified Model for the Weight Estimation of Floating Offshore Structure Using the Genetic Programming Method

Tae-Sub Um<sup>1</sup>, Myung-II Roh<sup>2†</sup>, Hyun-Kyung Shin<sup>3</sup>, and Sol Ha<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, University of Ulsan

<sup>2</sup>Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, and Research Institute of Marine Systems Engineering, Seoul National University

<sup>3</sup>School of Naval Architecture and Ocean Engineering, University of Ulsan

<sup>4</sup>Engineering Research Institute, Seoul National University

Received 6 June, 2013; received in revised form 13 November, 2013; accepted 20 November, 2013

---

#### ABSTRACT

In the initial design stage, the technology for estimating and managing the weight of a floating offshore structure, such as a FPSO (Floating, Production, Storage, and Off-loading unit) and an offshore wind turbine, has a close relationship with the basic performance and the price of the structure. In this study, using the genetic programming (GP), being used a lot in the approximate estimating model and etc., the weight estimation model of the floating offshore structure was studied. For this purpose, various data for estimating the weight of the floating offshore structure were collected through the literature survey, and then the genetic programming method for developing the weight estimation model was studied and implemented. Finally, to examine the applicability of the developed model, it was applied to examples of the weight estimation of a FPSO topsides and an offshore wind turbine. As a result, it was shown that the developed model can be applied the weight estimation process of the floating offshore structure at the early design stage.

**Key Words:** Genetic programming, Offshore structure, Symbolic regression, Weight estimation model

---

## 1. 서 론

### 1.1 연구 배경 및 필요성

세계적인 고유가로 인해 심해 자원에 대한 경제성이 높아지고 산업의 팽창으로 인해 석유 수요가 증가함에 따라 해양 산업이 새로운 유망 산업으로 주목받고 있다. 또한 기존 심해에서의 석유 시추 및 가공과 같은 해양 화석 연료 분야에만 주를 이루는 해양 산업에서 점차 망간, 메탄 하이드레이트 등과 같은 해양 광물 자원 분야, 동물성 단백질을 공급하는 해양 생물 자원 분야, 그리고 조력과 파력 등 다양한 해양 에너지 분야로 확산되고 있다. Fig. 1의 자료에 따르면 전세계 해양 구조물의 시장 규모가 2010년 1,400억 달러에서 2030년 5,000억 달러로 급속히 성장할 것으로 전망되고 있어, 해양 구조물 산업이 국가 성장 동력으로 주목받고 있다<sup>[1]</sup>.

해양 구조물의 설계 방법은 기존의 유사 데이터를 이용하여 수정 설계하는 유사 설계 방법과 기존 유사 데이터가 없는 경우 단계적인 반복 설계 과정을 거쳐 점차 개선된 결과를 얻어내는 신규 설계 방법으로 구분할 수 있다. 이들 어떠한 방법에서도 중량 추정 방법은 매우 중요하다고 할 수 있다. 중량은 건조 비용, 생산 일정 계획, 구조 강도, 복원성 등 다양한 측면에 영향을 미칠 뿐만 아니라 나아가 해당 구조물의 생산 비용 및 완료 기간에 막대한 영향을 미치기 때문이다.

그러나 초기 설계 단계에서는 모든 설계 요소를 고려할 수 없기 때문에 실제 중량을 정확히 추정하기는 어렵다. 따라서 많은 경우, 실제 중량은 상세 설계 및 건조 과정을 거치면서 초기 설계 단계

에서 추정된 중량보다 증가하게 된다. 이에 따라 이러한 중량 증가는 초기 중량 추정 단계에서 중량 마진이라는 항목으로 고려하게 된다.

초기 설계 단계의 적절한 중량 마진은 설계 및 건조 과정을 거치며 나타나는 설계 상의 변경 사항이나 장비 변경 등에 적절히 대응하는 도구가 될 수 있다. 하지만 과도한 중량 마진이나 잘못된 중량 추정은 건조 비용과 운용 비용의 증가뿐만 아니라 자칫 인도 지연을 초래할 수 있다. 따라서 초기 설계 단계에서 신뢰도가 높게 중량을 추정하고 후속 단계에서 이를 관리하고 통제하는 기술이 매우 중요하다<sup>[2]</sup>.

### 1.2 연구 배경 및 필요성

해양 구조물의 중량 추정과 관련된 연구 현황으로서, 중량 추정 방법 자체에 대한 연구와 유전적 프로그래밍에 대한 연구로 구분하여 소개하기로 한다.

먼저 조선 및 해양 분야의 중량 추정 관련 연구에 관해 살펴보면, 선박의 중량 추정의 경우 많은 학자들로 인해 재화 중량 계수, 주요 치수 등으로 추정하는 식이 선종 별로 개발되었다. 국내에서는 Kim<sup>[3]</sup>은 3,000마력 이하의 중소형선에 대하여 중량/마력 비와 마력/축 비를 이용하여 중량을 추정하는 연구를 수행한 바 있다. 또한 Cho<sup>[2]</sup>는 통계적 방법으로 컨테이너선의 중량 추정 식을 개발하고자 하였다. 해양 구조물의 중량 추정 연구로는 Bolding<sup>[4]</sup>의 경우 FPSO의 각 모듈 별 중량에 대하여 Bulk Factor(부피에 대한 중량 비, 즉 밀도에 대응)를 생성하여 FPSO의 중량을 추정하였다.

1950년대부터 Nils<sup>[5]</sup>를 필두로 유전적 알고리즘에 대한 연구가 시작되었으나, 본격적인 유전적 프로그래밍에 대한 연구는 1980년대 후반에 시작되었다. Koza<sup>[6]</sup>는 유전적 알고리즘의 유전자형을 구조적으로 표현할 수 있도록 확장하였고, 이것이 유전적 프로그래밍에 대한 연구의 시작이었다.

국내에서는 Yeon<sup>[7]</sup>이 가중 선행 연상 기억을 유전적 프로그래밍에 접목하여 공학적으로 응용하는 연구를 수행하였고, 이후 Yeon과 Lee<sup>[8]</sup>는 유전적 프로그래밍 방법을 이용한 응답면의 모델링을 분석하였다. 또한 Lee와 Yeon<sup>[9]</sup>은 유전적 프로그래밍 방법을 이용하여 노이즈 데이터의 정확도를 높이고자 하였으며 이를 검증하기 위해 살물선의 재화 중량 추정 과정에 적용하였다. 이후 Lee 등<sup>[10]</sup>은 유전적 프로그래밍에 SOM(Self Organizing

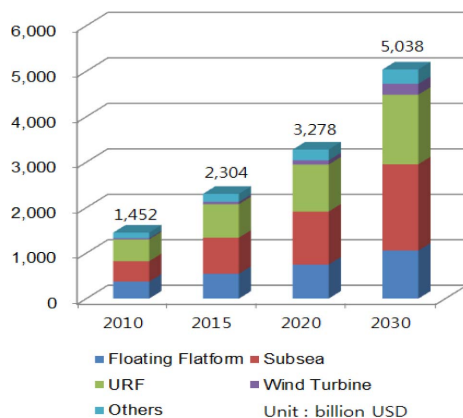


Fig. 1 Forecast of world offshore plant market

Map)을 접목시켜 독립 변수들의 영향력을 분석한 후 영향력이 낮은 독립 변수들을 제거함으로써 추정 방법의 신뢰성을 높였다.

이상과 같은 관련 연구 현황 조사로부터 유추해 보건대, 유전적 프로그래밍 방법을 이용한 해양 구조물의 초기 설계 시 중량 추정 방법에 관련된 연구는 아직 수행된 바 없었다. 따라서 본 연구에서는 유전적 프로그래밍 방법을 FPSO와 해상 풍력 발전기와 같은 부유식 해양 구조물의 초기 중량 추정 과정에 활용해 보고자 하였다. 이를 위해, 실제 자료로부터 중량에 영향을 미치는 독립 변수를 선정하였고, 이 독립 변수들을 터미널 함수로 구성한 뒤, 최종적으로 유전적 프로그래밍 방법을 적용함으로써 중량 추정 모델을 개발하였다.

또한 개발된 추정 모델의 효용성을 검증하기 위해 FPSO와 해상 풍력 발전기의 중량 데이터를 적용, 이를 추정 중량과 비교, 분석하였다.

## 2. 유전적 프로그래밍 방법

### 2.1 유전적 프로그래밍 방법의 개요

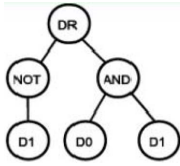
진화 연산 또는 진화 알고리즘은 적자 생존과 같은 자연 생태계의 진화 현상과 유전학에 근거한 계산 모델이다. 해(solution)를 나타내는 개체(individual)들로 개체군(population)을 형성한 후 그 개체군에 대하여 각 개체의 적합도(fitness)에 따라 선택(selection), 교배(crossover), 돌연 변이(mutation), 재생산(reproduction) 등의 유전 연산자(genetic operator)를 적용하여 다음 세대(generation)의 개체군을 형성하는 과정을 반복함으로써 전체

적으로 우수한 해들로 진화시키는 최적화 알고리즘이다. Table 1에서 나타난 것처럼 유전적 프로그래밍(GP: Genetic Programming)과 유전 알고리즘(GA: Genetic Algorithm)은 매우 유사한데, 이들의 가장 큰 차이점은 해의 표현 방식이라 볼 수 있다. 유전 알고리즘은 주로 고정된 길이의 이진 스트링(binary string)으로 해를 표현하는데 비하여 유전적 프로그래밍은 가변 길이의 구조를 갖고 함수 집합(function)과 터미널 집합(terminal)으로 구성된 트리(tree) 구조를 진화시킨다<sup>[11]</sup>.

### 2.2 유전적 프로그래밍 방법의 수행 과정

본 연구에서 수행되는 유전적 프로그래밍은 Koza<sup>[6]</sup>에 의해 제안되었으며 최적해를 찾기 위해 진화론적 방법을 이용하여 컴퓨터 프로그램을 개선하는 방식이다. 유전적 프로그래밍의 수행 순서를 간략히 요약하면 Fig. 2와 같다. 먼저 문제 영역에 적합한 함수 집합과 터미널 집합을 선정 한 후 트리 구조 형식의 임의의 초기 개체군을 생성한다. 이후 종료 조건을 만족시킬 때까지 개체군에 대해 제 계산을 수행하며 주어진 적합도를 각

Table 1. Difference between GP and GA

|               | Genetic algorithms                   | Genetic programming   |
|---------------|--------------------------------------|---|
| Expression    | Binary string of 0 and 1             | Function  |
|               | String                               | Tree  |
|               | Fixed length                         | Length variable   |
| Main operator | Crossover                            | Crossover   |
| Structure     | 1010110010101011<br>1011001010011010 |  |

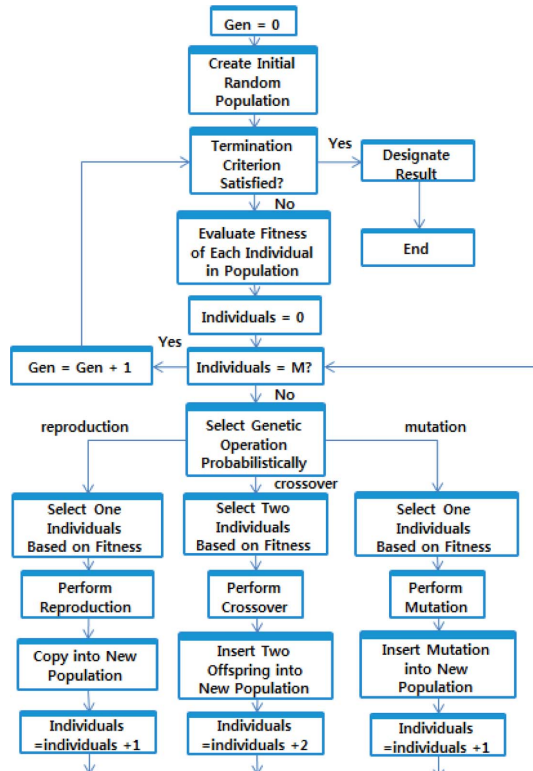


Fig. 2 Flowchart of genetic programming

개체마다 평가한 후, 종료 조건을 만족시키지 못할 시 개체군은 선택, 교배, 돌연 변이, 재생산 등의 유전 연산자에 의해 새로운 개체군을 생성하는 과정을 반복한다. 끝으로 적합도가 가장 높은 개체군을 최적해로서 선택한다.

Fig. 2에서 'Gen'은 최적화 진행 중 현재의 세대수를 나타내는 인덱스이며 'M'은 사용자가 설정한 개체군 내 개체의 개수를 나타낸다.

### 3. 유전적 프로그래밍 방법을 기반으로 한 중량 추정 모델 생성 프로그램 개발

#### 3.1 프로그램의 개요

본 연구에서는 Fig. 3과 같이 유전적 프로그래밍 방법을 기반으로 한 중량 추정 모델 생성 프로그램을 개발하였다. 본 프로그램은 최종 중량 추정 모델에 포함될, 사용자가 선정한 독립 변수들을 터미널 집합으로 생성하고, 최종 중량 추정 모델의 형태를 결정할, 사용자가 정의한 함수 집합을 생성한다. 이후 생성된 터미널 집합과 함수 집합을 기본으로 하여, 유전적 프로그래밍 방법에 의해 적합도 함수를 최대화하는 최적의 중량 추정 모델을 생성한다. 이 과정은 유전자 연산을 통해 종료 조건을 만족할 때까지 개선된 개체군을 반복적으로 생성함으로써 수행이 가능하다. 끝으로, 도출된 최적의 중량 추정 모델을 수식화한다. 본 프로그램은 C++ 언어와 상용 프로그램인 Matlab의 일부 내장 함수를 활용하여 자체적으로 개발하였다.

#### 3.2 입력 모듈

부유식 해양 구조물의 중량 추정 모델을 생성하기 위해 먼저 사용자로부터 필요한 정보를 입력받는 일련의 단계가 필요하다. 먼저 추정 모델에서 사용하고자 하는 독립 변수들에 대한 데이터를 학습 자료와 검증 자료로 차례로 입력하고 이를

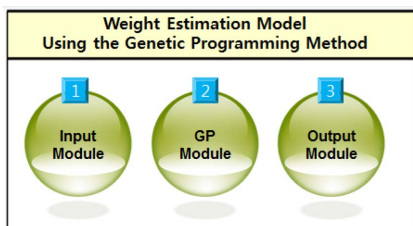


Fig. 3 Configuration of the program for generating the weight estimation model

터미널 집합으로 정의한다. 이 후 각 독립 변수 집합에 대한 함수 값(본 연구에서는 부유식 해양 구조물의 중량에 해당)을 지정한다. 그리고 나서 추정 모델에서 사용할 함수 집합을 선언한다. 본 연구에서는 +, -, ×, ÷와 같은 사칙연산뿐만 아니라, sin, cos, tan, log, √, exp와 같은 함수도 선언하여 중량 추정 모델 생성에 활용하고자 하였다.

#### 3.3 유전적 프로그래밍 모듈

##### 3.3.1 적합도 함수의 정의

사용자로부터 입력 받은 터미널 집합과 함수 집합을 이용하여 최적의 중량 추정 모델을 생성하기 위해서는, 중량 추정 모델이 원하는 값을 얼마나 잘 추정하는가를 판단할 기준이 필요하며, 이를 유전적 프로그래밍 방법에서는 적합도(fitness) 함수라고 한다. 이에 본 연구에서는 보간법(interpolation)의 정확도를 판단하는데 가장 널리 사용되고 있는 RMSE(Root Mean Square Error)를 적합도 함수로서 사용하였고, 이를 수식으로 나타내면 식 (1)과 같다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [y(x_i) - \bar{y}(x_i)]^2} \quad (1)$$

여기서,

- $y(x_i)$  :  $i$ 번째 개체의 실제 함수값
- $\bar{y}(x_i)$  :  $i$ 번째 개체의 추정 함수값
- $n$  : 세대별 전체 개체수

##### 3.3.2 유전 연산자의 정의

유전적 프로그래밍의 가장 큰 특징이자 세대를 거듭하면서 적합도를 만족해나갈 수 있게 하는 것이 바로 유전 연산자이다. 본 연구에서는 기존의 유전적 프로그래밍 방법에서 적용되고 있는 유전 연산자(선택, 교배, 돌연 변이, 재생산)를 이용하였다.

먼저 선택(selection) 연산의 경우, 새로운 개체를 생성할 때 필요한 두 개의 부모 개체를 모집단으로부터 선택하는 과정으로 다음과 같은 방법들이 존재한다.

- 적합도 비례 선택(fitness proportionate selection): 각 개체의 적합도에 비례한 확률로 선택하는 방법
- 기대치 선택법(expected-value selection): 적합도에 대한 개체의 확률적 재생 개체수를 구하여 선택하는 방법
- 순위 선택법(ranking selection): 적합도의 크기

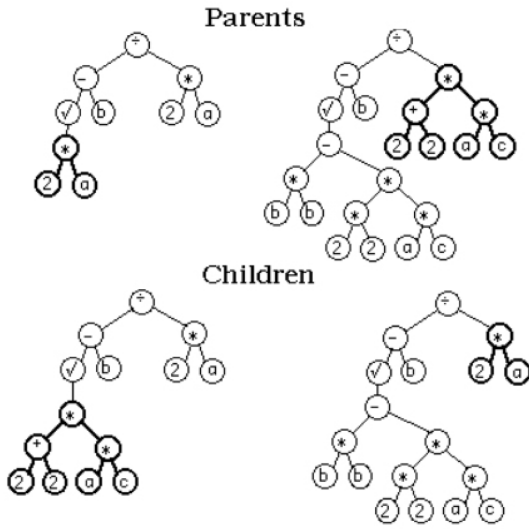


Fig. 4 Example of the crossover operation of genetic programming<sup>[6]</sup>

에 따라 순위를 매겨 선택하는 방법

- 토너먼트 선택법(tournament selection): 일정 개수의 임의의 개체를 선정하여 그 중 적합도가 가장 높은 개체를 선택하는 방법
- 엘리트 보존 방식(elitist preserving selection): 일정 확률에 따라 가장 좋은 해를 보존하여 다음 세대로 남기는 방법

본 연구에서는 토너먼트 선택법을 사용하였으며 토너먼트의 크기는 4로 정의하여 매 선택 시 4개의 임의의 부모 개체를 선택하도록 하였다. 동시에 5%의 확률로 엘리트 보존 방식을 선정하여 우수한 해를 보존하도록 하였다.

Fig. 4는 본 연구에서 적용한 교배(crossover) 연산을 나타내며, 선택 연산을 통해 주어진 두 개의 부모 개체를 통해 새로운 개체를 생성하는 과정이다. 일반적으로 유전적 프로그래밍 방법에서 이용되는 교배 연산의 경우, 두 부모 개체간 임의의 노드 이하의 트리에 대해 서로 위치를 바꾸는 것으로 우수한 트리 부분을 찾게 된다.

돌연 변이(mutation) 연산과 재생산(reproduction) 연산의 경우, 교배 연산과 달리 단일 부모 개체로부터 연산이 진행된다. 돌연 변이 연산의 경우, Fig. 5와 같이 두 가지 경우의 연산이 가능하다. 먼저, 첫 번째 그림과 같이 함수 노드는 함수 노드로, 터미널 노드는 터미널 노드로 변이가 일어나는 방식

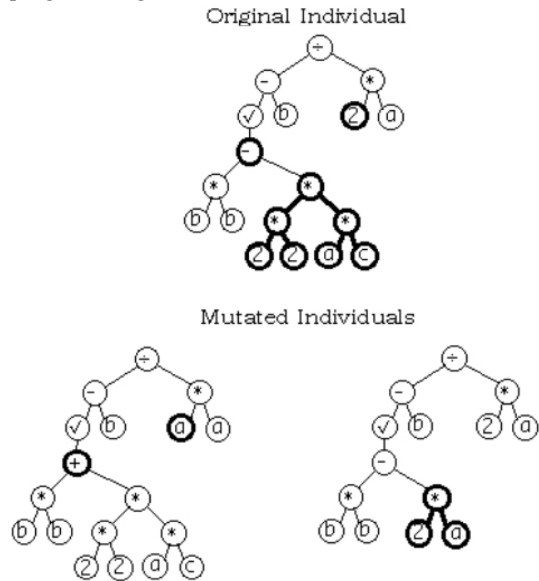


Fig. 5 Example of the mutation operation of genetic programming<sup>[6]</sup>

과 두 번째 그림과 같이 임의의 하부 트리 구조가 모두 다른 트리 구조로 변이가 가능하다. 재생산 연산은 앞서 설명한 선택에서 엘리트 보존 방식과 동일하게 선택된 부모 개체를 동일하게 보존한다.

### 3.3.2 종료 조건의 정의

종료 조건의 경우, 일반적으로 유전 알고리즘과 유사한 것을 활용한다. 사용자가 지정한 세대수가 지나면 종료되는 조건과, 추정 함수와 실제 함수간의 적합도가 일정 이하가 될 때까지 수행하는 방법이 있으며, 본 연구에서는 많이 통용되고 있는 전자의 방법을 이용하였다.

### 3.4 출력 모듈

마지막으로, 출력 모듈에서는 유전적 프로그래밍 모듈로부터 생성된 중량 추정 모델을 수식화한다. 또한 세대수의 변화에 따라 추정 모델의 적합도가 어떻게 변화하는지를 도식화한다. 또한 중량 추정 모델로부터 추정된 값이 실제 값과 얼마나 유사성을 가지는지 역시 가시화한다.

## 4. FPSO 상부의 중량 추정 모델 개발 예

본 연구에서는 유전적 프로그래밍 방법을 이용하여 FPSO 상부의 중량 추정 모델과 해상 풍력

**Table 2** Principal particulars of 11 FPSOs used in this study

| FPSO | L<br>[m] | B<br>[m] | D<br>[m] | T<br>[m] | H_LWT<br>[ton] | DWT<br>[ton] | S_C<br>[MMbbl] | O_P<br>[MMbopd] | G_P<br>[MMscf/d] | W_P<br>[MMbwpd] | Crew | T_LWT<br>[ton] |
|------|----------|----------|----------|----------|----------------|--------------|----------------|-----------------|------------------|-----------------|------|----------------|
| A    | 310      | 61       | 31       | 23       | 70500          | 303669       | 2.0            | 0.19            | 530              | 0.42            | 220  | 37000          |
| B    | 310      | 61       | 32       | 24       | 75750          | 353200       | 2.0            | 0.16            | 500              | 0.42            | 180  | 27700          |
| C    | 285      | 63       | 32       | 24       | 56300          | 340660       | 2.2            | 0.25            | 400              | 0.42            | 100  | 24400          |
| D    | 285      | 63       | 32       | 25       | 56300          | 340660       | 2.2            | 0.25            | 400              | 0.42            | 100  | 24400          |
| E    | 310      | 58       | 32       | 23       | 56000          | 360000       | 1.8            | 0.22            | 380              | 0.40            | 120  | 24000          |
| F    | 325      | 61       | 32       | 25       | 82000          | 346089       | 1.9            | 0.20            | 150              | 0.38            | 240  | 37000          |
| G    | 305      | 61       | 32       | 24       | 63490          | 350000       | 1.8            | 0.16            | 650              | 0.38            | 240  | 36300          |
| H    | 320      | 58       | 32       | 24       | 68410          | 337859       | 2.2            | 0.25            | 450              | 0.45            | 130  | 34000          |
| I    | 300      | 60       | 32       | 23       | 52500          | 416000       | 2.0            | 0.24            | 440              | 0.41            | 160  | 30000          |
| J    | 269      | 51       | 29       | 19       | 40600          | 129193       | 0.9            | 0.09            | 670              | 0.02            | 100  | 16100          |
| K    | 300      | 60       | 31       | 23       | 48000          | 350000       | 1.8            | 0.20            | 440              | 0.39            | 135  | 25000          |

발전기의 중량 추정 모델을 개발하였으며, 아래에서 그 결과를 소개하였다.

FPSO는 크게 선체(hull)와 상부(topsides)의 두 부분으로 나뉜다. 특히 상부의 설계에 있어서 중량은 제작해야 하는 장비와 조달되어야 하는 재료의 양을 측정하는 기초가 되며, 제한된 공간인 상부에 많은 장비들이 배치되어야 하므로 중량 제어(weight control) 역시 중요하다.

#### 4.1 FPSO 상부의 중량 추정을 위한 독립 변수 선정

본 연구에서는 중량 추정 모델을 개발하기에 앞서 실적 자료를 수집하였다. 조선소로부터 정확한 데이터를 얻는 것이 보다 정도 높은 모델 개발에 필요하나 보안 등의 이유로 어려웠기 때문에 본 연구에서는 인터넷 또는 각종 문헌 조사를 통해 Table 2와 같이 총 11척의 FPSO 실적 자료를 확보하였다. 이들 중 10척의 자료는 중량 추정 모델을 만들기 위한 학습 자료로서 활용하였고, 1척의 자료는 개발된 중량 추정 모델의 검증에 위한 검증 자료로서 활용하였다.

FPSO 상부 구조물의 중량은 길이, 폭, 깊이 등과 같은 주요치수와 원유생산량, 가스생산량 등과 같은 성능, 그리고 승무원 수와 같은 인자들의 영향을 받기 때문에 Table 3와 같은 독립 변수를 터미널로 사용하였다. 여기서, L, B, D, T는 각각 해양 구조물 선체의 길이, 폭, 깊이, 흘수를 나타내고, H\_LWT는 선체 중량, DWT는 재화 중량을 나타낸다. 그리고 S\_C, O\_P, G\_P, W\_P는 각각 해양

**Table 3** Independent variables for the estimation model for topsides weight of FPSO

|                      | Independent variables  |
|----------------------|------------------------|
| Principal dimensions | L, B, D, T, H_LWT, DWT |
| Capacity             | S_C, O_P, G_P, W_P     |
| Crew number          | Crew                   |

**Table 4** Parameters of genetic programming for developing the estimation model for topsides weight of FPSO

| Function              | +, -, ×, ÷, sin, cos, exp, √                     |
|-----------------------|--|
| Terminal              | L, B, D, T, H_LWT, DWT, S_C, O_P, G_P, W_P, Crew |
| Population size       | 300  |
| Max generation        | 300  |
| Reproduction rate     | 0.05   |
| Crossover probability | 0.85   |
| Mutation probability  | 0.10   |
| Max depth             | 4  |

구조물의 저장 용량, 오일 생산량, 가스 생산량, 물 주입량을 나타낸다. 끝으로 Crew는 해양 구조물의 작업 인원을 나타낸다.

#### 4.2 유전적 프로그래밍 방법을 이용한 중량 추정 모델 개발

유전적 프로그래밍 방법을 이용하여 중량 추정 모델 개발을 위해, Table 4와 같이 함수 집합, 터미널 집합, 기타 파라미터를 선정하였다.



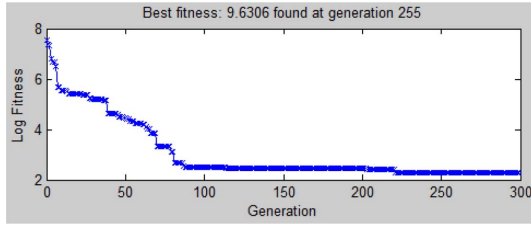


Fig. 6 Fitness of each generation of the estimation model for FPSO topside weight

위와 같이 중량 추정 모델을 수행한 결과 각 세대에 따른 적합도 함수가 Fig. 6과 같이 나타났으며 최적 적합도는 9.6306으로 나타났다.

중량 추정 모델의 최종 결과로 FPSO 상부 구조물에 대한 최적의 중량 추정 모델을 얻었으며 이를 LISP 형식으로 표현하면 식 (2)와 같다.

$$\begin{aligned}
 T\_LWT = & 67.38 \cdot Crew + 67.38 \cdot B + 67.38 \cdot SC - \\
 & 3059 \cdot \cos(L \cdot WP \cdot (H\_LWT - 3.838)) + \\
 & 12533 \cdot \cos(\exp(\sin(SC))) + 0.5007 \cdot B \cdot T + \\
 & 67.38 \cdot OP \cdot GP + 0.5007 \cdot D \cdot \sin(H\_LWT) \cdot L^2 - 30033
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

여기서, 좌변의 T\_LWT는 FPSO 상부의 추정 중량을 나타낸다.

#### 4.3 중량 추정 모델의 검증

앞서 생성한 중량 추정 모델의 효용성을 검증하기 위해, FPSO에 대한 총 10척의 학습 자료(유전

Table 5 Comparison between the actual and estimated weight for FPSO topsides using 10 FPSO data

| FPSO | Actual weight(A) [ton] | Estimated weight(B) [ton] | Ratio(A/B) |
|------|------------------------|---------------------------|------------|
| A    | 37,000                 | 36,951                    | 0.9987     |
| B    | 27,700                 | 27,672                    | 0.9990     |
| C    | 24,400                 | 24,352                    | 0.9980     |
| D    | 24,400                 | 24,383                    | 0.9993     |
| E    | 24,000                 | 24,063                    | 1.0226     |
| F    | 37,000                 | 36,918                    | 0.9978     |
| G    | 36,300                 | 36,318                    | 1.0005     |
| H    | 34,000                 | 33,906                    | 0.9972     |
| I    | 30,000                 | 30,059                    | 1.0020     |
| J    | 16,100                 | 16,093                    | 0.9996     |
| Avg. | 29,090                 | 29,072                    | 0.9995     |

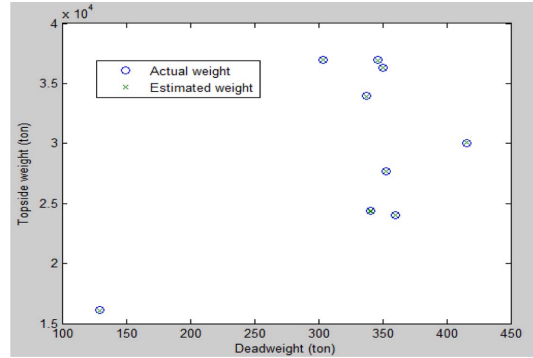


Fig. 7 Differences between the actual and estimated weights of FPSO topside

Table 6 Comparison between the actual and estimated weight for FPSO topsides using additional FPSO data

| FPSO | Actual Weight (A) [ton] | Estimated weight (B) [ton] | Ratio (A/B) |
|------|-------------------------|----------------------------|-------------|
| K    | 25,000                  | 24,928                     | 0.9971      |

적 프로그래밍 방법을 이용하여 중량 추정 모델을 만들기 위해 활용된 자료. 물론, Table 5에서 검증용으로도 활용하였음)와 1척의 검증 자료(생성된 중량 추정 모델의 유효성을 평가하기 위해 활용된 자료. 중량 추정 모델을 생성하는 데에는 활용되지 않은 것임)를 활용하여 중량 추정 모델을 개발하였다. 먼저, 각 FPSO 상부의 실제 중량을 추정 모델로부터 구한 추정 중량과 비교하여 그 차이를 분석하였으며, Table 5에 그 결과를 나타내었다.

Table 5에서 볼 수 있듯이, 오차의 평균은 0.9995, COV(Coefficient Of Variation)는 0.00177으로 실적선에 대한 수식의 신뢰도는 99.823%로 나타났다. Fig. 7은 실적선 중량과 추정 중량의 차이를 그림으로 나타낸 것이다.

그리고 중량 추정 모델을 개발하기 위하여 활용한 10척의 FPSO 자료 외에 1척의 자료를 앞서 개발된 추정 모델의 유효성 검증에 활용하였다. 그 결과는 Table 6과 같다.

#### 4.4 통계적 방법을 이용한 중량 추정 모델과의 비교

본 절에서는 동일한 11척의 FPSO 중량 데이터에 대하여 유전적 프로그래밍이 아닌 통계적 방법

(statistical method)을 이용하여 개발한 중량 추정 모델과 그 결과를 비교, 분석하고자 한다. 본 연구에서 수행한 것과 같이, 통계적 방법을 이용, 10척의 중량 데이터를 학습 데이터로 이용하여 중량 추정식을 개발하고 1척에 대하여 검증 과정을 수행하였다. 자세한 내용은 Seo<sup>[12]</sup>에 수록되어 있다.

#### 4.4.1 통계적 방법의 개요

통계적 방법은 먼저 주어진 자료의 각 독립 변수들이 종속 변수에 대해 미치는 영향을 파악하는 상관 분석을 수행함으로써 상관도가 높은 변수들을 선정하는 과정을 거친다. 이후, 앞선 상관 분석을 통해 선정된 변수들에 대하여 다중 회귀 분석을 수행함으로써 최종적으로 중량 추정 모델에 포함될 독립 변수들을 결정하는 방법이다.

#### 4.4.2 통계적 방법을 이용한 결과와의 비교

Table 7은 통계적 방법과 유전적 프로그래밍 방법에서 FPSO 상부의 중량 추정 모델을 개발하기 위해 이용한 독립 변수들을 각각 나타낸 것이다. 일반적으로 유전적 프로그래밍 방법에서는 모든 변수를 독립 변수로 이용한 반면, 통계적 방법에서는 상관 분석과 회귀 분석을 통해 변수를 선정하게 된다.

즉, 통계적 방법에서는 중량에 영향을 미치는 독립 변수를 조사하고 상관 분석(correlation analysis)을 수행하여 상관도가 높은 변수를 1차적으로 선정하였고, 선정된 변수에 대한 다중 회귀 분석(multiple regression analysis)을 통하여 최종적으로 중량 추정 모델을 생성한다<sup>[12]</sup>.

따라서 본 연구에서는 보다 합리적인 비교를 위해, 통계적 방법에 의해 선정된 변수들을 유전적 프로그래밍 방법에서의 함수 집합으로 설정한 후 중량 추정 모델을 생성하였고, 이를 통계적 방법

에 의해 생성된 결과와 비교하였다.

식 (3)은 통계적 방법을 통하여 개발한 중량 추정 모델을 나타내고 식 (4)는 함수 집합(변수)을 변경한 후 유전적 프로그래밍 방법으로 생성한 중량 추정 모델을 나타낸다. 이들을 서로 비교하면 다소 형태가 다른 것을 알 수 있다.

$$T\_LWT = \beta_0 + (L)\beta_1 + (H\_LWT)\beta_2 + (DWT)\beta_3 + (S\_C)\beta_4 + (W\_P)\beta_5 + (CREW)\beta_6 + \varepsilon \quad (3)$$

where,  $\beta_0 = -101.879.1$ ,  $\beta_1 = 409.4$ ,  $\beta_2 = -0.5$ ,  $\beta_3 = -51.9$ ,  $\beta_4 = 27575.1$ ,  $\beta_5 = -39666.0$ ,  $\beta_6 = 117.7$ .

$$T\_LWT = 15,800 - 0.133(S\_C - \sqrt{\sqrt{W\_P} \cdot \sin(\sqrt{\sin(L)}))} \cdot \left( \sin\left(\sin\left(\frac{CREW}{S\_C}\right) - 0.1264 \cdot L + \sqrt{\sqrt{W\_P} + \sin(L)} + \frac{L}{CREW} - 0.8671 \right) - W\_P \cdot CREW \right) \cdot \left( \sin(L) - 0.1223 \cdot L + \frac{\sin(L)}{\sin(0.5405 \cdot CREW)} + 2.306 \right) \cdot \left( \sin\left(\frac{CREW}{S\_C}\right) - 0.1194 \cdot L + \sin(\sin(L)) + \frac{L}{CREW} \right) \quad (4)$$

이제 통계적 방법에 따라 개발한 중량 추정 모델로부터 추정된 FPSO 상부 구조물의 중량 추정 결과값과 본 연구에서 개발한 중량 추정 모델로부터 추정된 결과값을 비교하였고, 그 결과는 Table 8과 같다.

Table 8에 나타나 있듯이, 본 중량 추정 모델에서는 유전적 프로그래밍을 통한 추정 중량의 신뢰도가 조금 높음을 알 수 있다. 이와 같은 비교 분석 과정을 통해 다음과 같은 사실을 알 수 있다.

- 통계적 방법의 경우, 학습 데이터가 부족할 때 독립 변수와 종속 변수간의 선형 관계를 분석함으로써 상관도가 낮은 변수를 제거하여 추정 모델의 신뢰도를 높일 수 있다.

**Table 7** Independent variables for the estimation model for topsides weight of FPSO in the genetic programming and the statistical method

|                                      | Independent variables                            |
|--------------------------------------|--|
| Statistical method                   | L, H_LWT, DWT, S_C, W_P, Crew                    |
| Genetic programming                  | L, B, D, T, H_LWT, DWT, S_C, O_P, G_P, W_P, Crew |
| Genetic programming (for comparison) | L, H_LWT, DWT, S_C, W_P, Crew                    |

**Table 8** Comparison between estimated weights for FPSO topsides using the statistical method and the genetic programming

| FPSO Data (K)                        | Weight (ton) | Ratio  |
|--------------------------------------|--------------|--------|
| Actual weight                        | 25,000       | 1.0000 |
| Statistical method                   | 21,678       | 0.8671 |
| Genetic Programming                  | 24,928       | 0.9971 |
| Genetic Programming (for comparison) | 24,993       | 0.9997 |



- 하지만 유전적 프로그래밍과 같이 다양한 함수를 이용하여 추정 모델을 표현하기가 어렵고, 독립 변수들에 관한 1차 다항 함수의 형태로만 표현이 가능하다.

이로써, 유전적 프로그래밍 방법을 이용한 중량 추정 모델 생성 방법에서도 통계적 방법에서와 같이 변수들간의 상관도 및 영향도를 평가하여 이를 추정 모델 생성 과정에 반영할 수 있다면, 유전적 프로그래밍 방법에서 학습 데이터가 부족할 경우 발생할 수 있는 over-fitting 문제를 해결할 수 있으리라 생각한다.

### 5. 해상 풍력 발전기의 중량 추정 모델 개발 예

해상 풍력 발전기는 크게 날개인 로터(rotor)와 가운데 회전축의 역할을 하며 중요 장치가 위치한 너셀(nacelle), 그리고 이를 지지하는 타워로 구성되어 있다. 해상 풍력 발전기의 경우 로터의 크기에 따라 발전량이 달라지며 적절한 풍압을 버티기 위한 타워의 구조 강도 또한 필요하다.

#### 5.1 해상 풍력 발전기의 중량 추정을 위한 독립 변수 선정

해상 풍력 발전기 중량 추정 모델 역시 유전적 프로그래밍 방법을 적용하기 위해 터미널 집합과 함수 집합을 정의하였다. 유전적 프로그래밍 방법의 특성상 다수의 실적 자료를 입력하였을 때 그 정확도가 높아진다. 하지만 보안상의 문제로 해상 풍력 발전기의 실적 자료를 수집하기에 한계가 있어 NREL(National Renewable Energy Laboratory)에서 공개된 5MW급 참조 모델(reference model)<sup>[13]</sup>을 기본으로 하여 43건의 유사 데이터들을 생성하였다. 생성한 43개의 유사 데이터 중 20건을 학습 자료로 사용, 나머지 23건을 검증 자료로 사용하였다.

해상 풍력 발전기의 중량은 로터 길이, 높이, 너셀 등과 같은 인자들의 영향을 받기 때문에 Table 9와 같이 이 독립 변수들을 유전적 프로그래밍 방법의 터미널 집합으로 사용하였다.

**Table 9** Independent variables for estimating total weight of offshore wind turbine

| Independent variables |
|-----------------------|
| T_H, H_D, R_D, N_W    |

여기서, T\_H(tower height), H\_D(hub diameter), R\_D(rotor diameter), N\_M(nacelle weight)는 각각 해상 풍력 발전기의 타워 높이, 허브 지름, 로터 지름, 너셀의 중량을 나타낸다.

#### 5.2 유전적 프로그래밍 방법을 이용한 중량 추정 모델 개발

4.2절과 마찬가지로 중량 추정 모델 개발을 위해, Table 10과 같이 함수 집합, 터미널 집합, 기타 파라미터를 선정하였다.

위와 같이 중량 추정 모델을 수행한 결과 각 세대에 따른 적합도 함수가 Fig. 8과 같이 나타났으며 최적 적합도는 296.4954로 나타났다.

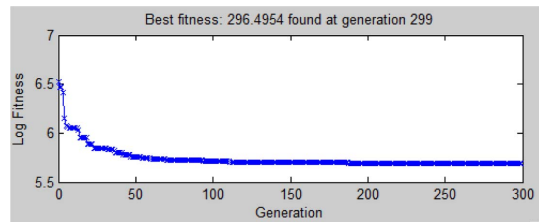
유전적 프로그래밍 방법의 실행 결과, 해상 풍력 발전기에 대한 최적의 중량 추정 모델을 얻었으며 이를 LISP 형식으로 표현하면 식 (5)와 같다.

$$\begin{aligned}
 Weight = & 1.021 \cdot N_W + 9519 \cdot \sqrt{R_D(H_D + 3.869)} \\
 & - 1.021 \cdot \cos(T_H) \cdot \sqrt{N_W} + 92.31 \cdot T_H(T_H - 9.507) \\
 & + 0.04063 \cdot \exp(2 \cdot H_D) \cdot \cos(T_H) \cdot (T_H - H_D) \\
 & - 3.152 \cdot 10^5
 \end{aligned} \tag{5}$$

여기서, 좌변의 Weight는 해상 풍력 발전기의 추정 중량을 나타낸다.

**Table 10** Parameters of genetic programming for developing the estimation model for total weight of offshore wind turbine

| Function              | +, -, ×, ÷, sin, cos, exp, √ |
|-----------------------|------------------------------|
| Terminal              | T_H, H_D, R_D, N_W           |
| Population size       | 300                          |
| Max generation        | 300                          |
| Reproduction rate     | 0.05                         |
| Crossover probability | 0.85                         |
| Mutation probability  | 0.10                         |
| Max depth             | 4                            |



**Fig. 8** Fitness of each generation of the estimation model for total weight of offshore wind turbine

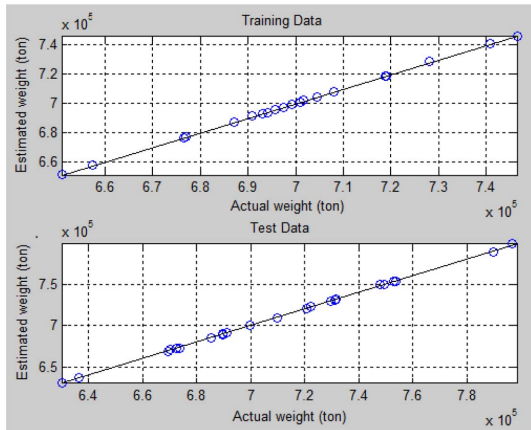


Fig. 9 Differences between the actual and estimated weights of offshore wind turbine

### 5.3 중량 추정 모델의 검증

총 43건의 자료 중 20건의 학습 자료로부터 생성된 중량 추정 모델에 대해, 이의 효용성을 검증하기 위해 20건의 학습 자료와 23건의 검증 자료에 대해 오차 분석을 수행하였으며 그 결과는 Fig. 9와 같다. 오차 분석 결과, 학습 자료에 대해서는 평균 0.99984(=actual weight/estimated weight), 검증 자료에 대해서는 평균 0.99968의 오차가 있었음을 확인하였다.

## 6. 결론 및 향후 연구 계획

본 연구에서는 유전적 프로그래밍 방법을 이용하여 설계의 초기 단계에서 부유식 해양 구조물의 중량 추정 방법을 연구하였다. 유전적 프로그래밍 방법의 적용을 위해, 먼저 적합한 함수 집합과 터미널 집합을 선정한 후 초기 개체군(하나의 개체는 하나의 추정 모델을 의미)을 생성하였다. 이후 종료 조건을 만족시킬 때까지 세대별 개체군마다 계산을 수행하고 정도에 따라 적합도를 할당하며 유전 연산자에 의해 새로운 개체군을 생성하였다. 끝으로 적합도가 가장 높은 개체군을 최종 추정 모델로서 선택하였다.

끝으로 FPSO와 해상 풍력 발전기의 중량 관련 실적 자료를 이용하여 중량 추정 모델을 개발하고, 이의 효용성 검증을 위해 비교 및 오차 분석 과정을 수행하였다. 그 결과, 본 방법이 비교적 정확도가 높은 중량 추정 모델을 도출할 수 있음을 확인하였다.

부유식 해양 구조물의 중량 추정 모델을 개발하는 과정에 다음과 같은 사항을 확인할 수 있었다.

- 최종 종속 변수(중량)에 영향을 미치는 독립 변수에 대한 연구가 더 필요하다.
- 더욱 신뢰성이 높은 중량 모델을 개발하기 위해서는 정확한 실적선 자료의 확보가 필요하다.

본 연구를 통해 생성된 중량 추정 모델은 어떠한 실적 자료를 사용하는가에 따라 달라질 수 있다. 본 연구에서는 인터넷 또는 각종 문헌 조사를 통해 실적 자료를 수집하였기에 그 정확성에 한계가 존재한다. 따라서 생성된 추정 모델로부터 특정 경향(예, FPSO의 크기와 상부 중량과의 관계)을 도출하기에는 한계가 존재할 수 있다. 따라서 향후에는 보다 신뢰도 높은 실적 자료를 확보하여 정도 높은 중량 추정 모델을 생성하고, 이로부터 특정 경향을 도출하는 연구를 수행할 예정이다.

또한, 중량 추정 모델에 영향을 미치는 독립 변수의 선정 과정을 개선할 예정이다. 실제로 변수에 따라 최종 중량 추정 모델에 기여하는 정도가 다르다. 따라서 각 변수의 최종 모델에의 기여도를 분석하여, 기여도가 높은 변수들만을 선정하여 최종 추정 모델을 생성하는 방법을 연구할 예정이다.

## 감사의 글

본 연구는 (a) 서울대학교 신입교수 연구정착금 (b) 산업통상자원부/지식경제R&D전략기획단의 미래산업선도기술개발사업(10042556-2012-11) (c) 산업통상자원부의 산업 원천기술개발사업(10035331, 시뮬레이션 기반의 선박 및 해양플랜트 생산기술 개발) (d) 산업통상자원부의 해양플랜트특성화대학지원사업(ITA680113011004) (e) 교육부 BK 21 플러스 해양플랜트창의인재양성사업단 (f) 서울대학교 공학연구소의 지원을 받아 수행한 연구입니다.

## References

1. WWEA (World Wind Energy Association), 2010, World Wind Energy Report.
2. Cho, Y.J., 2011, A Development of the Ship Weight Estimating Method by a Statistical Approach, *Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, 48(5), pp.426-434.
3. Kim, K.C., 1966, Estimation of Machinery Weights of the Medium and Small-sized Ships,

- Journal of the Society of Naval Architects of Korea*, 3(1), pp.28-32.
4. Bolding, A., 2001, Bulk Factor Method Estimates FPSO: Topsides Weight, *The Oil and Gas Journal*.
  5. Nils, A.B., 1954, Esempi Numerici Di Processi Di Evoluzione, *Giangiaco Feltrinelli Editore*, pp.45-68.
  6. Koza, J.R., 1990, Genetic Programming: A Paradigm for Genetically Breeding Populations of Computer Programs to Solve Problems, *Technical Report STAN-CS-90-1314*, Stanford University.
  7. Yeon, Y.S., 1998, Genetic Programming with Weighted Linear Associative Memories and Its Application to Engineering Problems, *Transactions of the Society of CAD/CAM Engineers*, 3(1), pp.57-67.
  8. Yeon, Y.S. and Lee, W., 2001, Response Surface Modeling by Genetic Programming I: A Directional Derivative-Based Smoothing Method. *Journal of the Korea Society of Information Technology Applications*, 3(3), pp.1-24.
  9. Lee, K.H. and Yeon, Y.S., 2004, Genetic Programming Approach to Curve Fitting of Noisy Data and Its Application in Ship Design, *Transactions of the Society of CAD/CAM Engineers*, 9(3), pp.183-191.
  10. Lee, K.H., Oh, J., Park, J.H. and Kim, D.G., 2009, Development of Data Mining System using combined Genetic Programming with Self Organizing Map, *Transactions of the Society of CAD/CAM Engineers*, 14(6), pp.382-389.
  11. Koza, J.R., 1992, Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection, *Cambridge, Mass: MIT Press*.
  12. Seo, S.H, Shin, H.K., Ku, N.K. and Roh, M.I., 2013, Simplified Model for the Weight Estimation of Floating Offshore Structure Using the Statistical Method, *Proceedings of the Annual Spring Meeting, The Society of Naval Architects of Korea*, 2013, pp.1070-1078, Jeju, 2013.5.23-24.
  13. Jonkman, J., Butterfield, S., Musial, W. and Scott, G., 2009, Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development, *Technical Report, NREL/TP-500-38060*.



**노 명 일**

1998년 서울대학교 조선해양공학과 학사  
 2000년 서울대학교 조선해양공학과 석사  
 2005년 서울대학교 조선해양공학과 박사  
 2005년~2007년 서울대학교 공학연구원/해양시스템공학연구소 선임연구원  
 2007년~2013년 울산대학교 조선해양공학부 전임강사, 조교수  
 2013년~현재 서울대학교 조선해양공학과 부교수  
 관심분야: 전산선박설계 및 생산, 시뮬레이션 기반 설계 및 생산, 최적 설계, 해양 플랜트 설계, CAD/CAM/CAE, CAGD



**하 술**

2003년 서울대학교 조선해양공학과 학사  
 2013년 서울대학교 조선해양공학과 박사  
 2013년~현재 서울대학교 공학연구소 선임연구원  
 관심분야: 해양 플랜트 설계 최적화, 모델링 및 시뮬레이션, 수중 운동체(잠수함, 어뢰) 교전 시뮬레이션, 격자 기반 시뮬레이션 (Cellular Automata, Lattice Gas Automata, Lattice Boltzmann Method)



**엄 태 섭**

2010년 울산대학교 조선해양공학부 학사  
 2010년~현재 울산대학교 조선해양공학부 석사과정  
 관심분야: 해양 플랜트 설계, 최적 설계



**신 현 경**

1979년 서울대학교 조선공학과 학사  
 1981년 서울대학교 조선공학과 석사  
 1983년 미국 MIT 해양공학과 Ocean Engineer  
 1987년 미국 MIT 해양공학과 박사  
 1981년~현재 울산대학교 조선해양공학부 교수  
 관심분야: 해양 구조물 동역학