

진화적 기법을 이용한 유체저장탱크의 슬로싱 저감 최적화 Sloshing Reduction Optimization of Storage Tank Using Evolutionary Method

김현수*·이영신**·김승중***·김영완****

Hyun-Soo, Kim, Young-Shin Lee, Seung-Joong Kim and Young-Wann Kim

Key Words : Sloshing(슬로싱), Reduction Optimization(저감 최적화), Evolutionary method(진화적기법), Artificial Neural Network(인공신경망), Genetic Algorithm(유전알고리즘)

ABSTRACT

The oscillation of the fluid caused by external forces is called sloshing, which occurs in moving vehicles with contained liquid masses, such as trucks, railroad cars, aircraft, and liquid rocket. This sloshing effect could be a severe problem in vehicle stability and control. In this study, the optimization design technique for reduction of the sloshing using evolutionary method is suggested. Two evolutionary methods are employed, respectively the artificial neural network(ANN) and genetic algorithm. An artificial neural network is used for the analysis of sloshing and genetic algorithm is adopted as optimization algorithm. As a result of optimization design, the optimized size and location of the baffle is presented

1. 서론

유체를 적재하고 있는 구조물은 유체와 구조물 사이의 상호 간섭에 의해 유체가 채워지지 않았을 때와는 다른 동적특성을 나타내고 있어 시스템 안정성의 측면에서 많은 관심의 대상이 되어왔다. 외력을 받는 유체적재구조물내의 유체 자유표면의 주기적인 운동, 즉 출렁임현상을 슬로싱이라 하는데 유체 슬로싱현상이 심할 경우 기동이 극심한 항공기에서는 조종 안정성의 상실은 물론 구조파단등의 극단적인 위험까지도 초래할 수 있다. 또한 동체의 상당부분이 연료탱크를 갖는 미사일에서는 적재연료의 동적거동으로 인하여 발생하는 하중과 모멘트가 크고 이러한 유체-고체의 연성력은 유체를 담고 있는 연료탱크 구조물에 큰 영향을 미치게 된다. 실제로 슬로싱은 미사일이나 우주선의 상승단계에서 연료탱크의 과도한 처짐이나 파괴와 같은 구조적 손상을 발생시키는 것으로 보고되고 있다^[1]. 선진국에서는 이미 40 여년 전부터 이러한 슬로싱 효과를 저감시키기 위한 연구를 수행하고 있다. 현재 이를 위해 배플(baffles), 플로트(float), 칸막이(partitions)등의 다양한 슬로싱 억제장치가 사용되고 있는데 특히 배플은 그 설치의 용이성과 효과 때문에 가장 많이 사용되고 있다. 하지만 이 방법은 전체 시스템의 구조적 특성에 영

향을 미치고 중량을 증가시킬 수 있는 단점이 있으며 그 크기, 배열방식, 배플사이의 간격, 설치 위치 및 설치갯수 등 다양한 요소들이 슬로싱에 영향을 미칠 수 있다.

슬로싱에 관한 주요연구로는 조진래등^[2,3]이 ALE 기법을 이용하여 원통형 액체저장탱크의 과도응답 해석을 수행한 연구가 있으며 실험을 이용한 연구로는 이영신등이 주기적 병진방향하중을 받는 사각형 저장탱크에 발생하는 슬로싱 하중특성분석과 배플의 슬로싱 저감성능에 관하여 연구를 수행하였다^[4,5]. 슬로싱 저감 최적화에 관한 연구는 유준태^[6] 등이 액체연료 탱크내부 연료의 슬로싱저감을 위하여 슬로싱현상을 스프링-질량-댐퍼모델로 모델링하고 이를 이용하여 최적설계를 수행한 바가 있다.

일반적으로 설계변수에 대해 종속함수값이 선형적인 특성을 보인다면 복잡한 최적설계과정이 필요없이 parameter study 만으로 충분한 결과를 구할 수 있지만, 슬로싱문제의 경우 배플의 위치나 크기 등의 변수에 대해 발생하는 슬로싱 특성이 강한 비선형성과 상호복합적인 특성을 보이기 때문에 parameter study 만으로는 충분한 최적해를 구할 수 가 없다. 따라서, 슬로싱에 대한 변수의 영향을 종합적으로 고려하고 최소한의 저장탱크 중량증가로 최대의 슬로싱 감쇠 성능을 이끌어낼 수 있는 최적설계에 관한 연구는 반드시 필요하다고 할 수 있다.

본 연구에서는 정현파형 병진방향 하중조건하에서 슬로싱 저감을 목적으로 저장탱크내에 설치되는 배플의 성능을 최대화할 수 있는 최적설계를 인공신경망과 유전알고리즘을 이용하여 수행하고 그 결과로 구한 최적설계안을 제시하였다.

* 충남대학교 기계설계공학과 대학원
E-mail : s_khs75@cnu.ac.kr
Tel : (042)821-6641, Fax : (042)822-7366

** 충남대학교 기계설계공학과
*** 충남대학교 기계설계공학과 대학원
**** 여수대학교 기계공학과

2. 슬로싱 해석의 검증

2.1 해석모델

본 연구에서는 배플이 설치된 사각형 유체저장 탱크를 해석모델로 고려하였다. 사각형 유체저장 탱크는 길이, 높이, 너비가 각각 300×150×100 mm의 크기를 가지며, 적재 유체는 물로서 저장탱크 높이의 1/3인 50 mm 만큼 채워졌다. 적용된 배플은 탱크의 벽면에 옆으로 누워서 수면과 수평으로 설치되는 날개형배플을 고려하였다. 저장탱크의 재질은 아크릴이며 해석에 적용된 유체 및 아크릴의 기계적 물성치를 Table 1에 제시하였다.

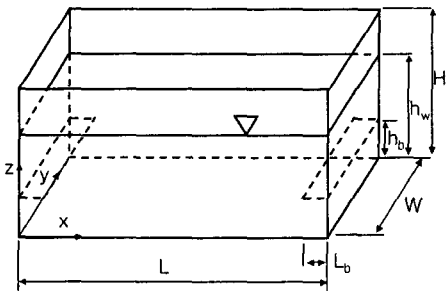


Fig. 1 The shape of rectangular storage tank partially filled water

(L = 300 mm W = 100 mm H = 150 mm
L_b = 10~40 mm h_w = 50mm h_b = 25~50mm)

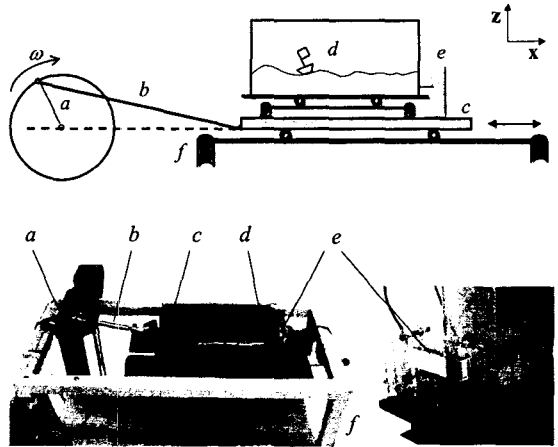
Table 1. Mechanical properties of the Acrylic and Water

| Material | Mechanical Property | Unit | Value |
|----------|---------------------|-------------------|------------------------|
| Acrylic | Young's modulus (E) | GPa | 3.003 |
| | Poisson's ratio (ν) | - | 0.3 |
| | Density (ρ) | kg/m ³ | 1170 |
| Water | Bulk modulus (K) | GPa | 2.07 |
| | Shear viscosity | s ⁻¹ | 1.131×10 ⁻³ |
| | Density (ρ) | kg/m ³ | 1000 |

2.2 ALE 해석결과의 검증

슬로싱 저감 최적설계과정에서 기존의 전산해석을 사용하지 않고 인공지능망을 이용하기 위해서는 주어진 설계변수들에 대한 인공지능망의 학습이 필요하다. 본 연구에서는 인공지능망 학습을 위해 몇가지 설계변수들에 대해 ALE 해석기법을 이용한 수치해석을 수행하였으며 배플이 설치되지 않고 병진운동하는 사각형 저장탱크의 실험결과 및 해석결과의 비교를 통하여 ALE 해석기법의 타

당성을 검증하였다. Fig. 2는 사각형 저장탱크의 슬로싱특성을 실험적으로 연구하기 위해 구성한 실험장치의 개략도 및 사진이다. 실험장치는 회전운동을 병진운동으로 변환시킬 수 있는 슬라이더 크랭크(sliding-crank)기구를 사용하여 Fig. 2와 같은 병진운동 실험장치를 제작하였다. 크랭크의 회전반경은 38.2 mm, 슬라이더와 크랭크 사이에 연결된 링크(link)의 길이는 220 mm로 제작하였고, 최대 1800 rpm까지 출력되는 직류모터에 감속기를 달아 최대 45 rpm(0.75 Hz)까지 출력되도록 하였으며 이것을 크랭크의 운동으로 사용하였다. ALE 해석과의 비교를 위한 실험에서는 회전속도를 31 rpm(0.51 Hz)로 고정하였으며 유체로는 물을 사용하고 물의 높이는 사각탱크 높이의 1/3인 50 mm로 채운 뒤 실험을 수행하였다.



a: Crank (38 mm) b: Link between crank&slider(220mm)
c: Slider(translational distance=2a) d: Rectangular tank
e: Load cell f: Frame

Fig. 2 Apparatus of experimental device for sloshing

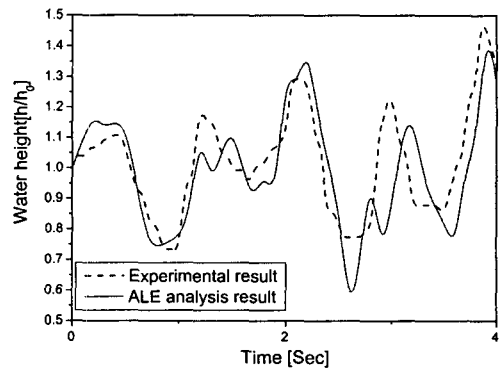


Fig. 3 Comparison of Experimental result and ALE result for water height variation under sloshing

Fig. 3 은 병진운동하는 사각형저장탱크 내부 유체의 슬로싱 거동에 대한 ALE 해석 및 실험결과와의 비교이다. 사각형저장탱크 벽면 중앙부에서 물의 최초 자유표면높이를 기준 1 로 삼고 시간에 따른 물높이 변화를 나타내었다. 실선은 ALE 수치해석결과를 나타내고 점선은 실험에서 측정된 결과이다. 실험결과와 비교하여 최대 진폭에 있어서는 두 방법간에 다소 오차가 발생하는 것을 관찰할 수 있다. 이러한 오차는 실험중 유체 높이변화 측정에서의 오차, 실험과 해석의 데이터 측정점의 불일치 등이 원인인 것으로 생각되나 전반적으로 물높이 출렁임의 주기가 잘 일치하고 있어 본 연구에서 수행한 ALE 해석기법이 그 타당성을 갖는 것으로 판단된다.

3. 인공신경망을 이용한 슬로싱 해석

3.1 ANN 학습데이터 생성을 위한 ALE 해석

본 연구에서는 배플이 장착된 사각형 저장탱크에 대해 배플의 설계변수변화에 따른 유체표면 출렁임 특성을 해석하기 위해 2 개의 은닉층을 갖는 역전파 다층 퍼셉트론 인공신경망을 사용하였다. 다층퍼셉트론 인공신경망은 작은 학습률이 사용되는 경우에 아주 안정적인 최소강하법에 속하지만, 수렴이 느린 단점을 가지고 있다. 따라서, 본 연구에서는 수렴성을 개선하기 위해 가변적인 학습률을 적용하였으며, 본 연구에서 적용된 다층 퍼셉트론 인공신경망의 구조는 Fig. 4 와 같다.

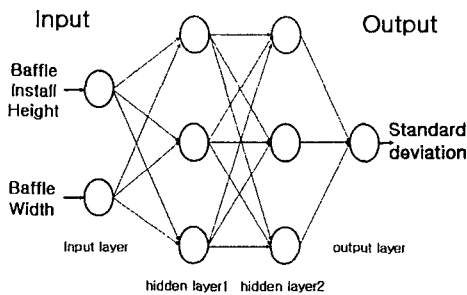


Fig. 4 Multilayer perceptron artificial neural network used in this study

본 연구에서는 슬로싱에 대해 배플의 영향을 해석하는 문제를 고려하였다. 따라서 인공신경망의 입력은 배플의 특성 즉, 배플의 크기 및 배플의 설치위치 2 개이고 출력은 유체높이변화의 표준편차로 정의하였다. 인공신경망을 이용한 슬로싱해

석을 수행하기 위해 우선 ALE 기법을 이용한 고체-유체 연성해석을 수행하였다. 학습데이터 생성을 위한 해석에서는 설계변수인 배플의 크기와 설치위치외에 모든 해석조건을 동일하게 설정하였다. 하중조건은 사각형 저장탱크의 길이방향으로 최대 0.123m/s 의 속도로 한 주기의 정현파가 작용하는 것으로 적용하였다. 가해진 하중이력을 Fig. 5 에 제시하였다. 해석에서 고려된 저장탱크는 2 절에서와 마찬가지로 300*150*100mm 의 크기를 가지며, 적재유체는 물로서 저장탱크 높이의 1/3 인 50mm 만큼 채워졌다. 적용된 배플의 형태 및 저장탱크의 재질은 모두 앞 절에서 고려된 해석모델과 동일하게 적용하였다.

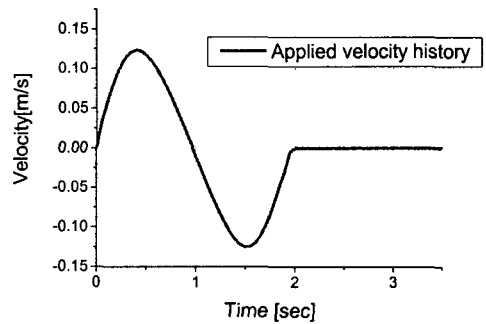


Fig. 5 The velocity history applied in sloshing analysis

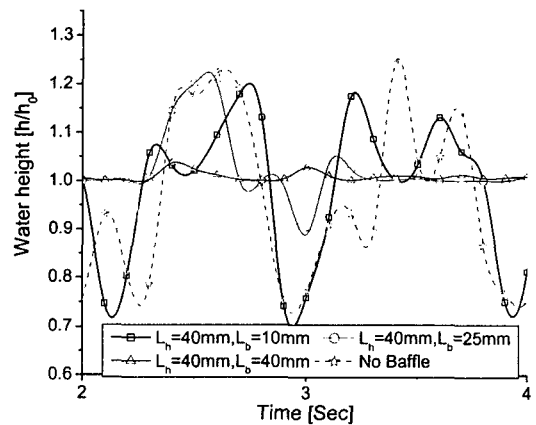


Fig. 6 Water height variation history measured at the wall of tank for $L_h=40\text{mm}$, $L_b=10, 25, 40\text{mm}$

Fig. 6 은 배플 설치위치(L_h)는 40mm 로 고정하고 배플크기(L_b)를 10, 25, 40mm 로 변화시키는 경우 ALE 해석을 통해 구한 유체표면의 출렁임 이력이다. 여기서, 물높이 1 은 유체의 출렁임이 없는 상태를 의미한다. 배플의 크기가 증가함에 따라 유체출렁임 높이가 작아지는 것을 알 수 있으며 특

히, 배플크기가 가장 큰 40mm 의 경우 그 감소폭이 확연히 작아지는 것을 알 수 있다.

Fig. 7 은 배플의 크기(L_b)는 40mm 로 고정하고 배플의 설치위치를 25, 40, 50mm 로 변화시키는 경우의 유체표면의 출렁임 이력이다. 크기가 증가함에 따라 유체출렁임 높이가 감소되는 배플크기의 경우와는 달리 배플의 수면 약간 아래 지점에서 배플이 가장 좋은 성능을 보이거나 수면에 위치하는 경우 오히려 유체출렁임이 커지는 것을 알 수 있다. 이는 배플위치에 대한 유체 슬로싱의 독특한 특성으로 생각된다.

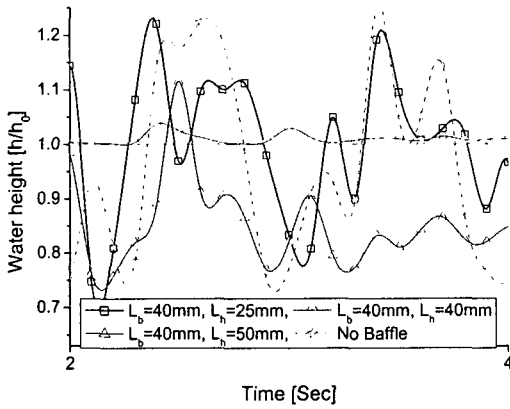


Fig. 7 Water height variation history measured at the wall of tank for L_h=25, 40, 50mm, L_b=40mm

3.2 ANN 학습데이터 생성 및 학습

인공신경망의 학습데이터는 학습의 정확도를 최대화하기 위해 고려하고자 하는 문제의 변수특성들이 잘 반영될 수 있게 설정되어야 한다. 본 연구에서는 슬로싱 해석을 위한 신경망의 학습을 위하여 Table 2 에 제시된 바와 같이 총 9가지의 패턴을 구성하였다.

Table 2에서 각각의 훈련 패턴에 대한 목표출력은 각각의 훈련패턴에서 발생하는 유체 표면출렁임의 표준편차로 정의하였다. 표준편차는 값이 클수록 값들이 평균으로부터 멀리 떨어져 있음을 의미하며 슬로싱으로 문제에 적용시 유체출렁임 정도를 효과적으로 표현할 수 있다. 본 연구에서는 0초부터 3.5초까지의 유체출렁임을 표준편차로서 표현하였다.

9가지 입력패턴에 대한 학습결과를 Table 3 에 제시하였다. 인공신경망의 학습은 학습오차가 0.001에 도달할 때까지 수행되었으며 약 10만회의 반복학습 및 총 10분 정도의 시간이 소요되었다.

신경망 학습의 성공여부는 신경망 출력에서 각 패턴에 대한 출력과 목표값의 차이를 비교하여 판단할 수 있다. 패턴 1~9 는 학습을 위해

목표값이 입력된 패턴으로서 패턴 8에서 약 -4.6%의 최대 오차를 보이지만 전반적으로 잘 일치하여 학습이 잘 수행된 것으로 판단된다.

Table 2. Learning data of storage tank with baffle for the sloshing analysis

| Patterns | Baffle install location* | Baffle Width** | Desired Output*** |
|----------|--------------------------|----------------|-------------------|
| 1 | 0.5 | 0.1 | 0.1824 |
| 2 | 0.5 | 0.25 | 0.1774 |
| 3 | 0.5 | 0.4 | 0.1561 |
| 4 | 0.8 | 0.1 | 0.0997 |
| 5 | 0.8 | 0.25 | 0.0833 |
| 6 | 0.8 | 0.4 | 0.0570 |
| 7 | 1.0 | 0.1 | 0.1497 |
| 8 | 1.0 | 0.25 | 0.1536 |
| 9 | 1.0 | 0.4 | 0.1351 |

*: Baffle install location= $\times 5 \times 10^1$ [mm],

** : Baffle width= $\times 10^2$ [mm],

*** : Standard deviation= $\sqrt{\left\{ \sum_{k=1}^n (x_k - average)^2 \right\} / n}$

Table 3. Analysis results by ANN for the sloshing of storage tank

| Patterns | Actual Output | Desired Output | Percent Error* |
|----------|---------------|----------------|----------------|
| 1 | 0.1824 | 0.1824 | 0.0% |
| 2 | 0.1774 | 0.1773 | 0.1% |
| 3 | 0.1561 | 0.1562 | 0.1% |
| 4 | 0.0997 | 0.1015 | 1.8% |
| 5 | 0.0833 | 0.0806 | -3.4% |
| 6 | 0.0570 | 0.0581 | 1.9% |
| 7 | 0.1497 | 0.1534 | 2.4% |
| 8 | 0.1536 | 0.1469 | -4.6% |
| 9 | 0.1351 | 0.1379 | 2.0% |

*: 오차 [%] = $\frac{\text{목표출력} - \text{실제출력}}{\text{목표출력}} \times 100$

4. 슬로싱 저감 최적화

4.1 GA의 개요 및 적용

유전알고리즘(GA)은 생물체의 적자생존의 원리를 응용하는데 한 세대당 다량의 설계집단의 확률적 분포를 기본으로 하여 암호화된 설계변수를 생물학적 유전의 기본 원리인 재생, 교배 및 돌연변이 등의 과정을 반복적으로 거쳐 개선된 설계해를 탐색함으로써 목적함수를 최적화 한다. 유전알고리즘에서는 반복 과정시 한 개의 해가 개선되는 것이 아니라 다수의 설계집단이 진화과정을 통해

여 설계목적에 대해 향상된 또 다른 다수의 설계 집단으로 이동하므로 극대 및 극소해가 다양으로 존재하는 비오목성 탐색문제에 적용이 가능하고 특히 유전알고리즘은 함수의 미분등을 요구하는 민감도 해석의 과정없이 오직 목적함수와 제한조건의 값만을 사용하는 직접탐색법으로서 실제계에 존재하는 복잡하고 다양한 문제에 비교적 쉽게 적용이 가능하다는 장점이 있어 최적화 설계분야에 최근 많은 적용이 이루어지고 있다.

본 연구에서는 최적화설계 알고리즘으로서 유전 알고리즘(GA)을, 그리고 변경된 설계변수에 대한 목적함수의 계산은 인공신경망(ANN)을 이용하여 슬로싱 저감 최적화설계를 수행하였다. 유전알고리즘과 인공신경망 그리고 이 두가지 알고리즘을 통합하는 코드의 구현은 MATLAB 소프트웨어를 이용하여 수행하였다.

Fig. 8 은 인공신경망과 유전알고리즘을 결합하여 최적화를 수행하는 과정의 흐름도이다.

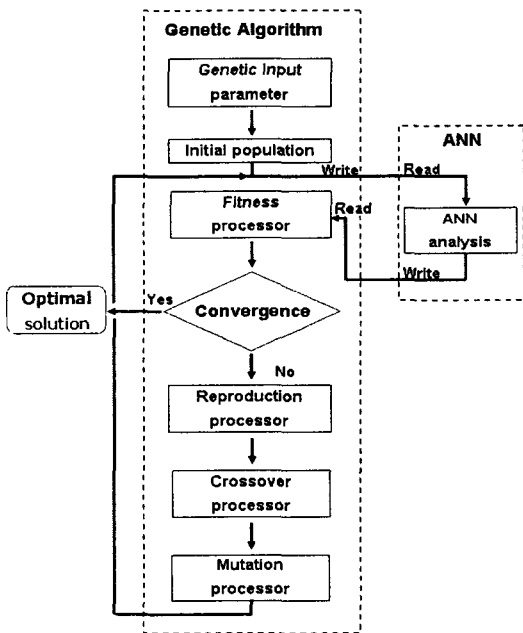


Fig. 8 Flow chart of sloshing reduction optimization using ANN and GA

본 최적화 과정은 몇 개의 세부과정으로 구성되어 있는데 제일 먼저 최적화 설계를 위한 설계변수를 설정하고 유전알고리즘에의 적용을 위해 설계변수를 코딩하는 과정, 그 후 설정된 설계변수에 대해 인공신경망을 이용하여 슬로싱해석을 수행한 후 유전알고리즘을 적용해 설계공간내에서 개선된 설계변수를 구하는 과정이다.

배플설치를 통하여 슬로싱으로 인한 유체 출렁

임을 최소화하기 위한 최적화 문제는 다음과 같이 정식화 할 수 있다.

Minimize $f(x)$,

$f(x)$ = Standard deviation of water height variation

Subject to

$$0.5 \leq x_1(L_h) \leq 1.0$$

$$0.1 \leq x_2(L_b) \leq 0.4$$

여기서, $f(x)$ 는 목적함수로서 슬로싱으로 발생하는 유체출렁임 높이의 표준편차, $x_1(L_h)$ 및 $x_2(L_b)$ 는 각각 설계변수로서 배플설치 높이 및 배플의 크기이다.

4.2 최적화 수행 및 결과

최적화 수행을 위해 사용된 유전알고리즘의 선택기법 및 제어 파라미터는 다음과 같다. 최적화 과정 중 교배와 돌연변이 확률은 각각 0.8 과 0.05 총 세대수는 250 세대로 적용하였다.

Selection method = Roulette wheel selection,
Crossover rate=0.8,
Mutation rate=0.05

최적화 수행결과를 Table 4 에 제시하였다. 최적화결과 슬로싱저감을 위한 최적의 배플크기는 배플의 폭이 가장 큰 경우인 0.4(40mm)에서 그리고 배플의 설치위치는 0.7143(35.7mm)로 제시되었다. 특히, 배플 설치위치에 관한 최적화 결과는 배플의 위치가 자유표면이 아닌 물속에 약간 잠겨져 있는 경우에 더 큰 효과를 발휘하는 것으로 나타났다.

Table 4 Optimization results of the sloshing reduction problem

| | |
|---|--------|
| Optimized baffle install height, $x_1(L_h)$ | 0.7143 |
| Optimized baffle width, $x_2(L_b)$ | 0.4 |
| Optimum value, $f(x)$ | 0.033 |

Fig. 9 은 각 그룹에서의 최적 목적함수를 세대에 따라 나타낸 것이다. 최적 목적함수는 약 20 세대 이후에 수렴하였으며 그 값은 0.033 이다. Fig.

10 은 각 그룹에서 최고 목적함수에 해당하는 설계변수값을 각 세대에 따라 나타낸 것이다. 약 20 세대 이후에 배플설치위치는 0.7143, 배플의 크기는 0.4 에 수렴하는 것을 알 수 있다.

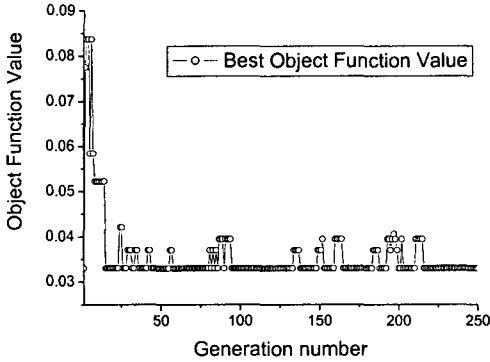


Fig. 9 History of best object function value against GA generation

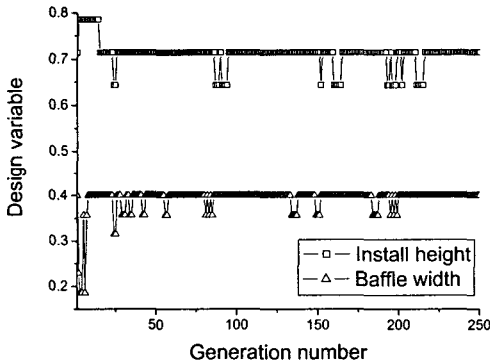


Fig. 10 History of design variable values against GA generation

5. 결론

본 연구에서는 병진방향 정현파 형태의 하중을 받는 사각형 저장탱크내부 유체의 슬로싱을 저감시키기 위해 장착되는 배플의 설치위치와 그 크기에 대한 최적설계를 인공신경망과 유전알고리즘을 적용하여 수행하였으며 다음의 결론을 얻었다.

- 1) 인공신경망의 학습데이터 생성을 위해 본 연구에서 수행한 ALE 슬로싱해석기법은 실험결과와의 비교에서 타당성을 갖는 것으로 사료된다.
- 2) 슬로싱 저감정도를 표현하기 위해 유체 자유 표면변화에 대한 표준편차를 목적함수로 도입하였으며 배플의 크기와 설치위치를 설계변수로 하여 수행한 인공신경망학습이 성공적으로 수행되었다.
- 3) 유전알고리즘을 이용한 슬로싱 저감 최적화 수행 결과 최적의 배플크기와 설치위치는 각각 40mm 및 35.7mm 로 제시되었으며 이때의 유체출렁임 표준편차는 0.033 이다.
- 4) 향후 연구에서는 보다 다양한 설계변수의 적용 및 실수코딩유전알고리즘을 적용한 최적화를 수행하고자 한다.

참고문헌

- (1) Bauer, H. F. and Eidel, E., 1999, "Frictionless Liquid Sloshing in Circular Cylindrical Container Configurations", *Aero Science and Technology*, No. 5, pp. 301~311.
- (2) 조진래 등, 2002, "배플개수 및 내경변화에 따른 액체 저장탱크의 동역학 효과", *한국전산구조공학회 논문집*, Vol. 15, No. 1, pp.147~154.
- (3) 조진래 등, 2002, "수평으로 놓인 배플형 연료탱크의 슬로싱 고유거동에 관한 유한요소해석", *한국전산구조공학회 논문집*, Vol. 15, No. 4, pp.619~628.
- (4) 이영신 등, 2003, "병진운동하는 사각형 유체저장탱크 내부의 슬로싱 특성 연구", *한국소음진동공학회 논문집*, Vol. 13, No. 8, pp. 591~597.
- (5) 이영신 등, 2003, "날개형 및 격막형 배플을 이용한 유체저장탱크 내부의 슬로싱 저감 연구", *대한기계학회논문집 A*, Vol. 27, No. 12, pp.2039~2046.
- (6) 유준태 등, 1999, "액체연료 탱크내부의 연료 슬로싱 해석 및 최적 배플설계에 관한 연구", *한국항공우주학회지*, Vol. 27, No. 5, pp. 60-70.
- (7) 진강규, 2000, "유전알고리즘과 그 응용", *교우사*
- (8) 양영순 등, 1995, "실수형 Genetic Algorithm 에 의한 최적설계", *전산구조공학회 논문집*, Vol. 8, No. 2, pp.123~132.
- (9) 박춘욱 등, "퍼지-유전자 알고리즘에 의한 공간 트러스의 형상최적화", *한국공간구조공학회*, Vol. 2, No. 3, pp. 61~70
- (10) Vanluchene, R. D., and Sun, R., 1990, "Neural Networks in Structural Engineering", *Microcomputers in Civil Engineering*, Vol. 5, pp. 207~215.
- (11) D. E. Goldberg, 1989, "Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning," Addison-Wesley.