

유전 알고리즘을 이용한 고압 수소저장용기 중량 최적화

이영현¹ · 박으뜸¹ · 김정¹ · 강범수¹ · 송우진[#]

Optimization on Weight of High Pressure Hydrogen Storage Vessel Using Genetic Algorithm

Y. H. Lee, E. T. Park, J. Kim, B. S. Kang, W. J. Song

(Received March 12, 2019 / Revised June 27, 2019 / Accepted July 8, 2019)

Abstract

In this study, the weight of type IV pressure vessel is optimized through the burst pressure condition using the finite element analysis (FEA) based on the genetic algorithm (GA). The optimization design variables include the thickness of composite layers and the winding angles. The optimized design variables are validated using the numerical simulations for the pressure vessel. Consequently, the weight is decreased by about 6.5% as compared to the previously reported results for Type III pressure vessel. Additionally, a method which reduces the entire optimization time is proposed. In the original method, the population size is constant across all generations. However, the proposed method could reduce the workload through the reduction of the population size by half for every 25 generations. Thus, the proposed method is observed to increase the weight by about 0.1%, however, the working time for the optimization could be decreased by about 46.5%.

Key Words: Filament Winding, Fuel Cell Electric Vehicle, Hydrogen Gas Tank, Improved Genetic Algorithm, Optimized Design, Type IV Vessel

1. 서 론

지구온난화 및 대기오염 등의 환경문제가 심각해지면서 선진국에만 부과되던 온실가스 감축의 의무가 ‘파리 협정 2015(신 기후 체제, POST-2020)’ 이후 저개발국 및 개발도상국을 포함한 모든 국가에 게도 부과되도록 바뀌는 등 각종 환경 규제가 강화되고 있다. 이에 따라 유해한 배기가스가 배출되지 않는 수소연료전지차량(fuel cell electric vehicle, FCEV)에 대한 관심이 커지고 있다. 수소연료전지차량의 연료인 수소가스는 휘발유나 경유에 비해 부피당 에너지 밀도가 낮으므로 에너지 효율이 상대적으로 떨어진다. 또한, 차체에서 확보할 수 있는 연료 저

장 공간이 제한적이기 때문에 기존 가솔린 또는 디젤 차량에 비해 연료 완충 시 주행 거리가 짧은 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 높은 압력으로의 수소가스 충전이 필요하다. 이에 따라 수소저장용기는 고압을 버틸 수 있는 충분한 강도를 가지며, 차량의 연비에 직접적인 영향을 미치는 중량을 최소화하는 최적화 작업이 필요하다. 고압 수소저장용기의 중량 최적화를 수행하기 위해 진행된 연구로는 다구찌법(Taguchi method), 시물레이티드 어닐링(simulated annealing), 유전 알고리즘(genetic algorithm) 및 PSO(particle swarm optimization) 등의 최적화 기법을 이용한 연구들이 있다[2~6]. 본 연구에서는 70 MPa의 운용압력(work pressure)을 가지는 고압 수소저장용기가 운용압력의 2.35배인 164.5 MPa의 파단압력(burst pressure)을 버티며 최소한의 중량을 가지

1. 부산대학교 항공우주공학과

Corresponding Author : Graduate School of Convergence Science,
Pusan National University, E-mail : woodysong@pusan.ac.kr, ORCID ID :
0000-0003-1136-4750

도록 최적화 작업을 수행하였다. 최적화 작업에 앞서 중량 감소를 극대화하기 위해 가스 기밀을 담당하는 부분인 라이너(liner)의 소재를 알루미늄에서 폴리아미드 6(polyamide 6, PA6)로 변경하였다. 사용한 최적화 기법으로는 확률론적인 유전 연산을 통해 전역적 최적화(global optimization)에 적합한 유전 알고리즘을 사용하였으며, 설계변수는 복합재 층의 두께와 와인딩 각도(winding angle)로 설정하였다. 매 세대(generation)마다 새롭게 생성되는 설계변수집단에 대한 해의 적합성은 생성된 정보를 유한요소모델에 대입하고 이를 해석한 결과를 이용하여 확인하였다. 또한, 유전 알고리즘의 작업 속도 향상을 위해 반감기(half-life) 원리를 바탕으로 설계변수 집단인 개체수(population)를 감소시키는 개선된 방법을 제안하였다.

2. 유한요소법을 이용한 수치해석

2.1 유한요소 모델링

본 연구에서는 유한요소법 기반의 수치해석 모델을 사용하여 고압 수소저장용기에서 복합재 층의 파단 현상을 수치해석적으로 모사하였다. 유한요소법 기반 상용프로그램인 ABAQUS을 이용하였으며, 정적해석에 적절한 implicit을 사용하였다. 또한, 복합재의 파단 여부는 Tsai-Wu 파단 기준(failure criterion)을 이용하여 판단하였다. 수치해석모델은 Fig. 1과 같이 라이너와 복합재의 헬리컬(helical) 1, 2 층 및 후프(hoop)층으로 구성하였으며, 적용 치수는 Fig. 2와 같다.

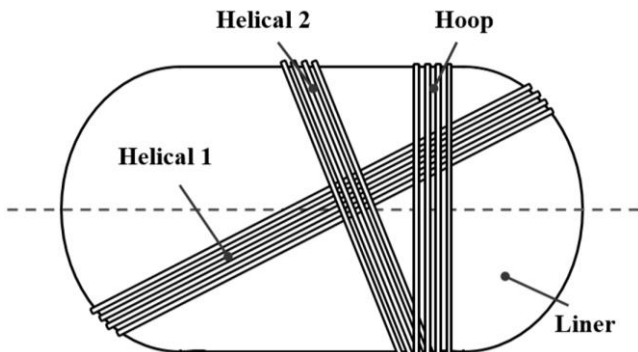


Fig. 1 Composition of type IV pressure vessel

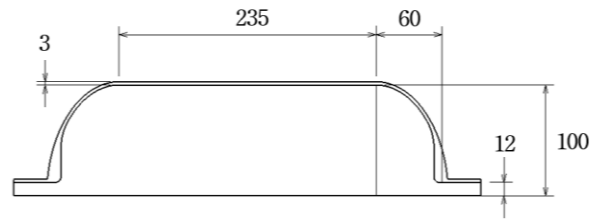


Fig. 2 Section configuration of liner (unit: mm)

본 연구에서는 중량 감소의 극대화를 위해 라이너의 소재를 알루미늄 대신 폴리아미드 6로 적용하였으며, 복합재 층은 T700/Epoxy를 사용하였다. 물성치는 Table 1 및 Table 2와 같다.

Table 1 Material properties of PA6(polyamide 6)

Properties	Values	Unit
Young Modulus (E)	2930	MPa
Poisson ratio (ν)	0.39	-
Yield strength (F_y)	75.50	MPa

Table 2 Material properties of T700/Epoxy

Properties	Direction	Values	Unit
Young's Modulus (E_{11}, E_{22}, E_{33})	-	181.00, 10.30, 10.30	GPa
	-	5.86, 3.46, 5.86	
	-	0.28, 0.49, 0.28	
Tensile strength	Fiber (X_t)	2150	MPa
	Transverse (Y_t)	298	MPa
Compression strength	Fiber (X_c)	2150	MPa
	Transverse (Y_c)	778	MPa

Fig. 3은 요소의 구성 및 경계조건(boundary condition)을 나타낸 그림이다. 해석 모델에 사용된 모든 요소의 개수는 13,843개로 라이너는 8 절점 선형 육면체(8-node linear brick) 요소로 6,336개를 사용하였으며, 복합재인 헬리컬 층과 후프 층은 8 절점 사변형 연속체 셀(8-node quadrilateral continuum shell) 요소로 각각 6,840개 및 667개를 사용하였다.

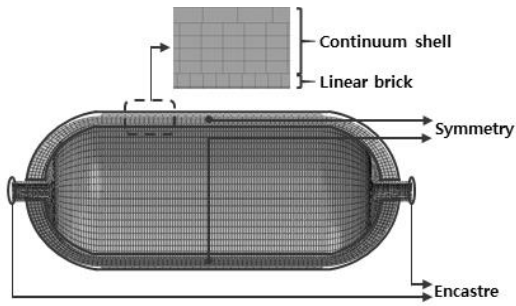


Fig. 3 Finite element mesh and boundary condition

$$F_{22} = -\frac{1}{Y_t Y_c} \quad (6)$$

$$F_{66} = \frac{1}{S^2} \quad (7)$$

$$\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma, \quad \sigma_6 = 0 \quad (8)$$

$$F_{12} = \frac{1}{2\sigma^2} \left[1 - \left[\frac{1}{X_t} + \frac{1}{X_c} + \frac{1}{Y_t} + \frac{1}{Y_c} \right] \sigma + \left[\frac{1}{X_t X_c} + \frac{1}{Y_t Y_c} \right] \sigma^2 \right] \quad (9)$$

2.2 Tsai-Wu 파단 기준

수치해석에 사용된 Tsai-Wu 파단 기준은 파단지수(failure index, Φ_{TW})가 1이상일 경우 복합재 층이 파단됨을 예측하는 이론이다. 파단지수는 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\Phi_{TW} = F_i \sigma_i + F_{ij} \sigma_i \sigma_j = 1 \quad i, j = 1, \dots \quad (1)$$

σ_i 는 파단응력을 나타내며, F_i 와 F_{ij} 는 각각 인장, 압축 및 전단 강도를 나타낸다. 식(1)에서 평면 응력(plane stress)상태를 가정할 경우 식(2)와 같이 표현할 수 있다.

$$\Phi_{TW} = F_1 \sigma_1 + F_2 \sigma_2 + F_{11} \sigma_1^2 + F_{22} \sigma_2^2 + F_{66} \sigma_6^2 + F_{12} \sigma_1 \sigma_2 = 1 \quad (2)$$

F_i 및 F_{ij} 는 식(3~7)과 같이 나타낼 수 있다. X_t 와 X_c 는 재료의 섬유 방향(fiber direction)으로의 최대 인장 및 최대 압축 응력이며, Y_t 와 Y_c 는 재료의 섬유 방향에 수직으로의 최대 인장 및 최대 압축 응력이다. S 는 최대 전단 응력이다. F_{12} 는 식(2)에 이축 인장(biaxial tension) 조건인 식(8)을 대입하여 식(9)로 나타낼 수 있다[16].

$$F_1 = \frac{1}{X_t} + \frac{1}{X_c} \quad (3)$$

$$F_{11} = -\frac{1}{X_t X_c} \quad (4)$$

$$F_2 = \frac{1}{Y_t} + \frac{1}{Y_c} \quad (5)$$

3. 유전 알고리즘

유전 알고리즘은 자연 진화 법칙인 적자생존과 자연도태의 원리를 기초로 제안된 최적화 기법이다. 일반적인 최적화 방법과 달리 유전 알고리즘은 초기 설계 값이 요구되지 않으며, 함수의 미분가능성도 필요로 하지 않는다. 유전 알고리즘은 설계 변수의 실제 값 그대로를 사용하지 않고 2진수 코드로 변형하여 사용한다. 2진수 코드로 표현된 설계 변수집단은 하나의 유전자(gene)로 표현되며 선택(selection), 교차(crossover), 변이(mutation) 등의 확률적인 유전 연산을 통해 새로운 설계변수집단이 생성된다. 본 연구에서는 고압 수소저장용기가 파단 압력을 버틸 수 있는 복합재의 최소 두께 및 중량을 찾는 것이 목표이기 때문에 복합재 각 층의 와인딩 각도 및 두께를 설계변수로 사용하였다. 와인딩 각도는 후프 층의 경우 압력용기의 축 방향과 수직이 되도록 고정하였으며, 이를 제외한 헬리컬 1, 2 두 층의 와인딩 각도를 설계변수로 두었으며, 두께의 경우 헬리컬 1, 2와 후프 세 층의 두께를 설계변수로 두어 총 5개를 설계변수로 정하였다. 개별 설계변수집단은 Fig. 4와 같이 배열된다. 또한, 2진수로 표현되는 설계변수는 특정 범위 내에서 생성 가능한 데이터 수가 제한적이다. 이에 따라 와인딩 각도에 대한 이진 배열은 6자리씩 할당하여 $63(2^6-1)$ 개의 데이터를 사용할 수 있도록 하였으며, 5° 에서 86.9° 사이의 1.3° 의 간격을 두는 변수로 설정하였다. 두께에 대한 이진 배열은 5자리씩 할당하여 $31(2^5-1)$ 개의 데이터를 사용할 수 있도록 하였으며, 3.3 mm 에서 6.3 mm 사이의 0.1 mm의 간격을 두는 변수로 설정하였다. Fig. 5는 유전 알고리즘의 순서도이며, 본 연구에서 유전 연산을 100회까지

반복 후 최적화 작업을 종료하고 결과값을 출력하도록 하였다.

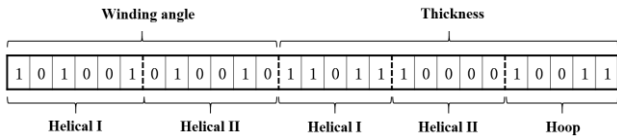


Fig. 4 Example of binary array of chromosomes

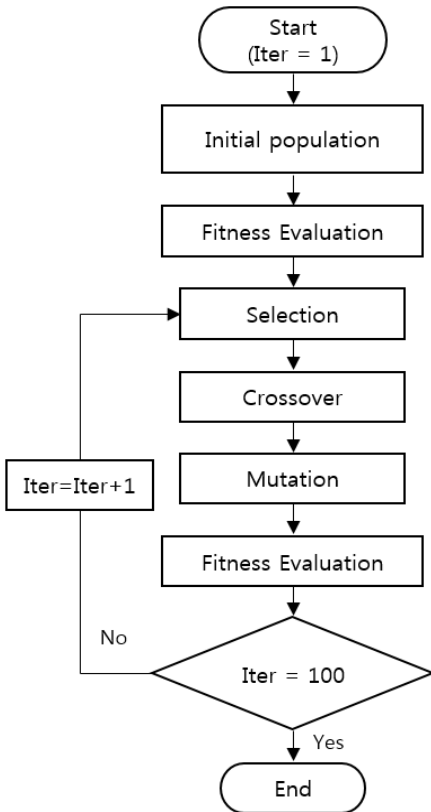


Fig. 5 Flow chart of genetic algorithm

3.1 초기 개체군 생성

초기 개체군의 생성은 탐색적 생성 방법과 임의 생성 방법이 있다. 탐색적 방법은 특성을 반영하여 집단을 순차적으로 생성하는 방법으로 비교적 빠른 수렴성을 가지지만 생성된 해들이 국부적 최솟값 또는 최댓값으로 수렴하는 국부적 최적화 오류(local optimization error)가 발생하기 쉽다. 따라서 본 연구에서는 수렴이 비교적 느리지만 전역적 해 공간 탐색에 유리한 임의 생성 방법을 적용하였다.

3.2 적합도 평가

유전 알고리즘을 통해 출력되는 해가 적합한지를 판단하기 위해 적합도 값(fitness value)을 사용한다. 본 연구에서 파단압력을 버티며 중량이 적을 수록 적합도 값이 증가하도록 하여 적합도의 최대값을 찾는 문제로 설정하였다. 적합도 식은 복합재 층 두께에 관한 식(10)과 파단지수에 관한 식(11)을 조합하여 식(12)와 같이 정의하였다. 또한, 복합재 층에 파단이 발생할 경우를 실행 불가능 해(in-feasible solution)로 나타낼 수 있다. 실행 불가능 해를 갖는 설계변수들은 간단히 제거하도록 설정 할 수 있지만, 최적해가 될 수 있는 설계변수가 포함될 수 있으므로 제거하지 않고, 실행 불가능 해로의 수렴을 방지하는 페널티 함수(penalty function)를 식(11)과 같이 파단지수를 이용하여 정의하였다. 이는 파단지수가 1이상이 될 경우 실행 불가능 해의 적합도 값이 아주 낮은 값을 출력하도록하는 기능을 한다.

$$f_i = 5.5 \cdot t_{total} + t_{helical1} + 1.5 \cdot t_{helical2} \quad (10)$$

$$f_p = \begin{cases} \Phi_{TW} < 1 \rightarrow 1 \\ \Phi_{TW} \geq 1 \rightarrow 2350 \cdot \Phi_{TW} \end{cases} \quad (11)$$

$$fitness\ value = \frac{100}{f_i + f_p} \quad (12)$$

3.3 선택 연산

선택 연산은 적합도가 우수하게 평가된 개체를 선별하는 과정이다. 이 과정에서 적합도가 우수한 개체만을 단순히 선택하게 되면 국부적 최적해로의 수렴 오류가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 오류를 방지하기 위해 개체의 선택 비율이 적합도의 크기와 비례하여 보다 합리적인 선택을 유도하는 룰렛 휠 선택 기법(roulette wheel selection)을 적용하였다[17]. 또한, 선택 과정 이후 교차 및 변이 단계에 의해 우수한 개체가 사라지는 문제를 방지하기 위해 우수한 개체를 추가적인 연산 없이 다음 세대에 그대로 전달하는 엘리티즘(elitism) 기법을 적용하였다[17].

3.3 교차 연산

교차 연산은 선택 연산을 통해 선별된 개체들을 사용하여 다음 세대의 개체를 생성하는 과정이다. 일반적인 교차 기법으로는 한 점(one point), 두 점(two point) 및 균일(uniform) 교차 등의 방법들이 있다[5]. 본 연구에서는 교차 연산이 일어날 확률은 80%로 설정하였으며, Fig. 6과 같이 각 설계변수에 해당하는 배열 내에서 임의로 교차점을 하나씩 생성하며, 이를 기준으로 교차가 일어나도록 설정하였다.

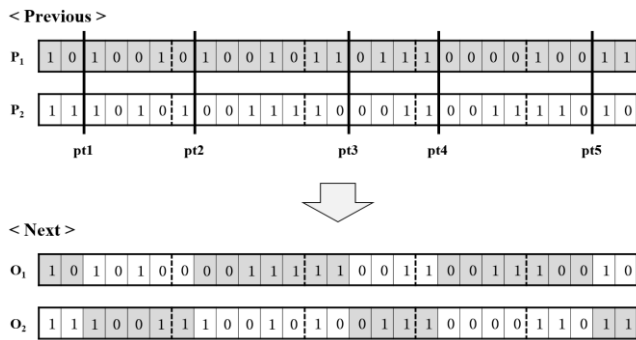


Fig. 6 Crossover operation

3.4 변이 연산

선택과 교차는 이전 세대의 개체들이 가지고 있는 배열의 형태를 활용하여 새로운 개체를 생성하는 반면, 변이는 특정 자리가 0일 경우 1로, 1일 경우 0이 되도록 한다. 이는 이전 세대에 없었던 새로운 개체를 생성하는 연산으로 개체의 다양성 유지를 통해 국부적 최적해로의 수렴 오류를 방지하는 기능을 하는 연산이다. 본 연구에서는 변이 연산이 일어날 확률을 5%로 설정하였으며, Fig. 6과 같이 각 설계변수에 해당하는 배열 내의 첫번째 자리에서 변이 연산이 일어나도록 설정하였다.

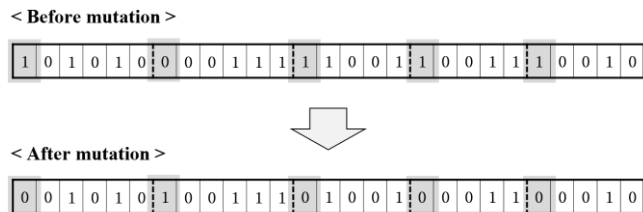


Fig. 7 Mutation operation

3.5 반감기 원리를 이용한 개체군 감소

본 연구에서는 개체수가 많을 경우 전역적 최적화에 유리하지만 비교적 많은 소요시간이 요구되는 단점과 개체군이 적을 경우, 국부적 최적화가 나타나는 오류가 발생할 수 있는 단점을 보완하고자 반감기 원리를 도입하여 일정 세대가 지날 때 마다 개체수를 절반으로 감소시켰다. 적합도를 기준으로 낮은 값을 갖는 절반의 개체들의 제거를 통해 개체수를 감소시켰으며, 감소 후 개체수가 홀수일 경우 다음 세대에서의 교차 연산에 문제가 발생할 수 있으므로 남은 개체 중 가장 낮은 적합도를 갖는 개체를 추가적으로 제거하여 짝수가 되도록 하였다. 본 연구에서는 개체수를 100에서부터 25세대가 반복 될 때 마다 개체수를 절반으로하여 26세대에서 개체수가 50, 51세대에서는 24, 76세대에서는 12 순으로 감소시킨 개체수를 적용하였다.

4. 결과

본 연구에서는 유전 알고리즘을 이용하여 중량을 최적화하였다. Fig. 8~12는 각 개체수에 따른 시물레이션 결과이다.

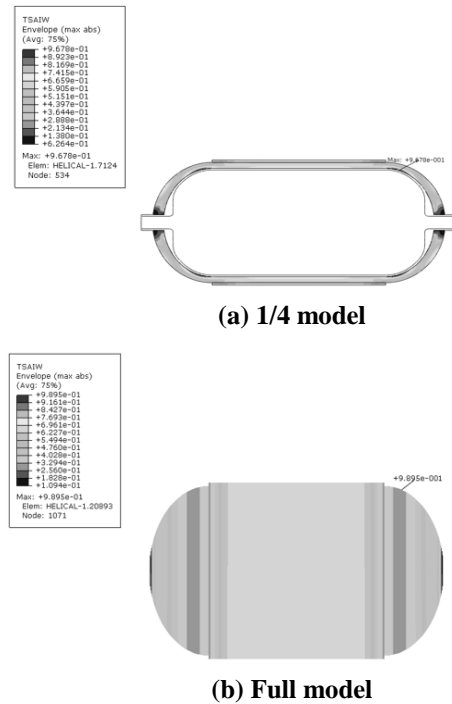


Fig. 8 Result of initial population 20

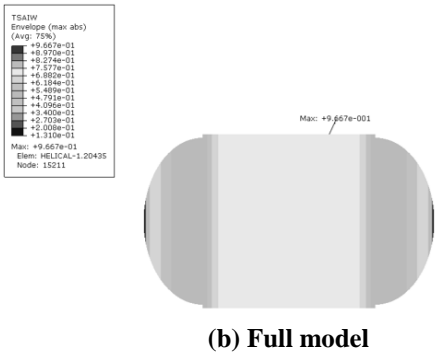
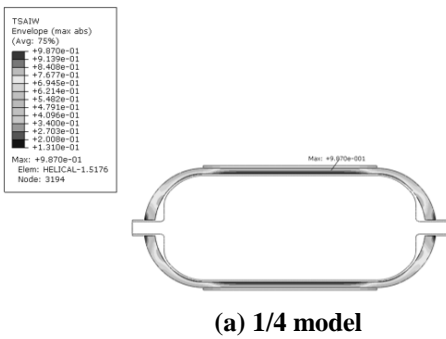


Fig. 9 Result of initial population 50

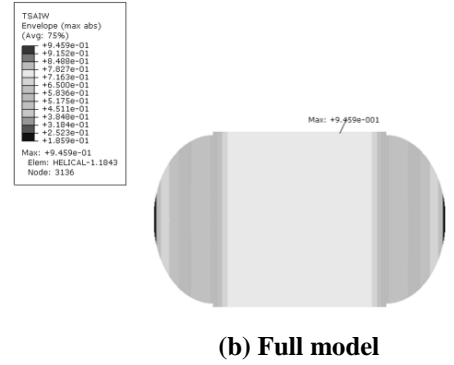
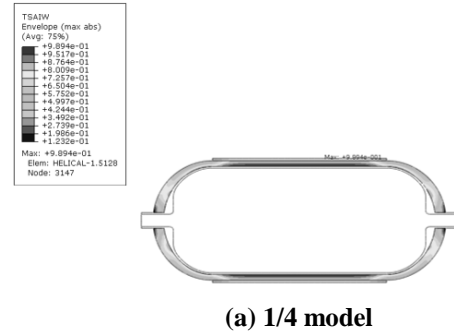


Fig. 11 Result of initial population 100

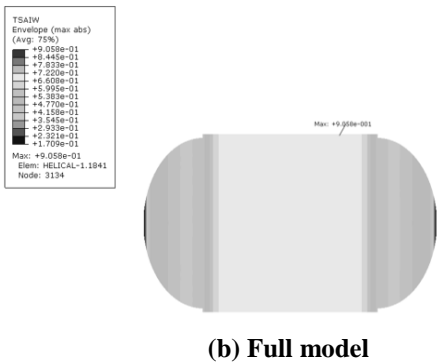
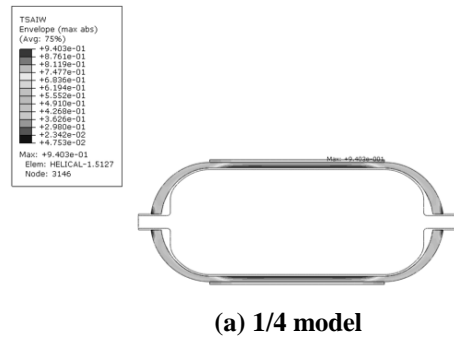


Fig. 10 Result of initial population 20

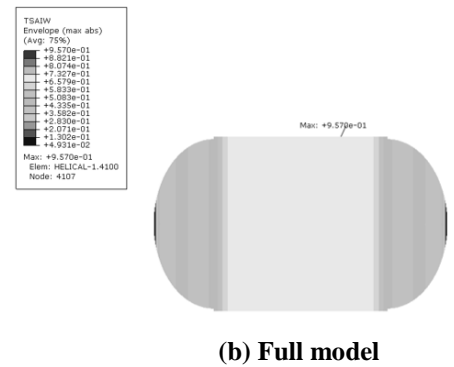
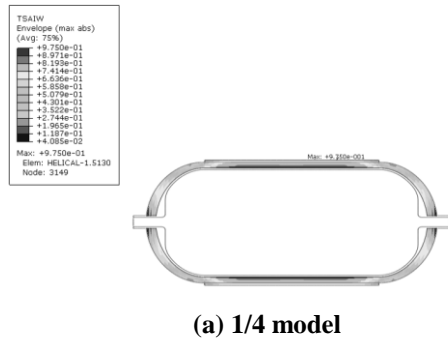


Fig. 12 Result of initial population 100-12

Table 3 Compare 1/4 model and full model

Population	Max. Tsai-Wu failure index		Error (%)
	1/4 model	Full model	
20	9,677	9,895	-2.201
50	9,871	9,667	+2.105
80	9,403	9,058	+3.814
100	9,896	9,459	+4.622
100-12	9,750	9,570	+1.886

Table 3은 개체수 마다의 최적 값을 적용한 4분의 1 모델과 완전한 모델(full model) 해석 수행을 통해 얻은 최대 파단 지수 값을 비교한 표이다. 100-12로 표현된 개체수는 반감기를 적용한 개체수를 의미한다. Table 3에서와 같이 4분의 1 모델과 완전한 모델의 최대 파단 지수의 차이는 5% 미만이며, Fig. 8~12에서는 4분의 1 모델과 완전한 모델의 취약한 부분이 유사함을 확인 할 수 있다. 이를 통해 시간 비용 절감을 위한 4분의 1모델의 사용은 적절하다고 판단하였다.

Table 4 Optimized design variables

Population	Thickness (mm)			Winding angle (°)	
	Helical 1	Helical 2	Hoop	Helical 1	Helical 2
20	5.2	6.2	4.5	44	41.4
50	5.1	5.9	4.8	71.3	11.5
80	5.1	5.9	4.7	75.2	7.6
100	4.9	6.2	4.3	70	11.5
100-12	5.1	6.5	3.7	67.4	7.6

Table 4는 개체수(population)에 따른 최적화 변수 값들이다. 여기서 개체수가 20에서의 최적화 모델은 헬리컬 층의 1층이 5.2 mm, 2층은 6.2 mm로 총 11.4 mm의 두께를 가지며, 100에서의 최적화 모델은 헬리컬 층의 1층이 4.9 mm, 2층은 6.2 mm로 총 11.1 mm의 두께를 갖는 것을 확인 할 수 있다. 이처럼 개체수가 20에서의 해석 모델이 100에서의 해석 모델보다 두꺼운 헬리컬 층의 두께를 갖지만, 헬리컬

층으로만 이루어진 돔 부분은 개체수가 20에서의 해석 모델이 100에서의 모델보다 취약한 것을 Fig. 8과 Fig. 12를 통해 확인 할 수 있다. 이를 통해 복합재의 와인딩 각도가 강도에 미치는 영향을 확인하였다.

Table 5 Optimized results

Population	Best fitness value	Weight (kg)
20	0.971	7.42
50	0.982	7.33
80	0.987	7.28
100	1.001	7.22
100-12	1.000	7.23

Table 5는 최고의 적합도와 중량에 대한 결과이다. 개체수가 100일 때 최소 중량으로 7.22 kg을 얻을 수 있었으며, 개체수가 100-12일 때 7.23 kg의 중량을 얻을 수 있었다. 이는 비교 대상의 중량 7.73 kg보다 각각 6.5% 및 6.6% 가량 감소한 값이다[4]. 또한, Table 5에서 개체수가 20일 때 가장 낮은 적합도 및 무거운 무게를 가지며, Table 4에서 다른 개체수들의 결과와 달리 개체수가 20인 경우 와인딩 각도에서 다른 경향의 값이 나타나는 것을 통해 개체수가 적을 경우 발생할 수 있는 국부적 최적화의 오류를 확인할 수 있었다.

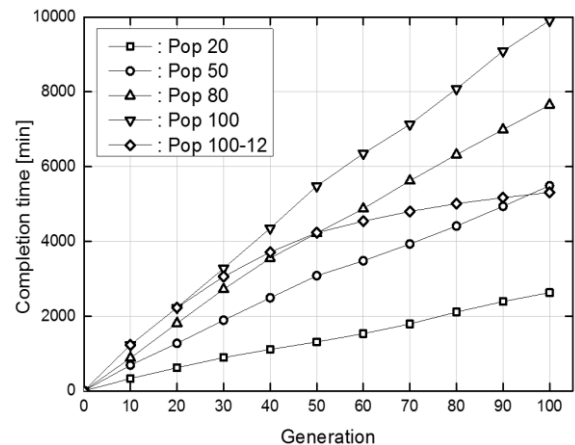
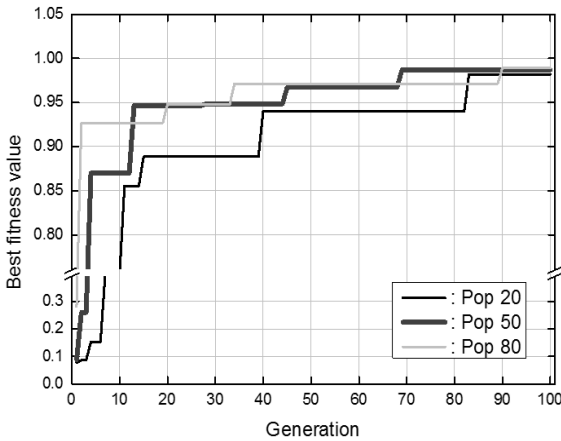


Fig. 13 Completion time vs. generation no.

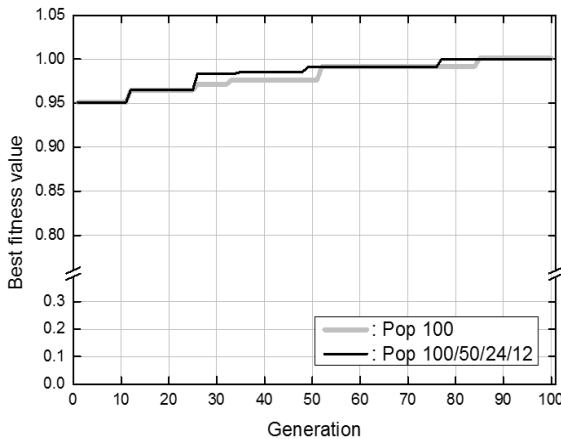
Table 6 Workload and time for each population

Population	Workload	Time (min)
20	2,000	3,940
50	5,000	8,230
80	8,000	11,470
100	10,000	14,870
100-12	4,650	7,960

Fig. 13과 Table 6 은 개체수와 작업량(workload)을 나타낸 그래프와 표이다. 작업량은 개체수와 세대를 곱한 것으로 유한요소해석 작업 횟수를 의미한다.



(a) population size: 20, 50, 80



(b) population size: 100, 100-12

Fig. 14 Best fitness value vs. generation no.

Fig. 14는 세대에 따른 최고 적합도를 나타내는 그래프이다. 개체수가 100 미만인 경우 Fig. 14(a)에서와 같이 초기 세대에서 최고 적합도가 비교적 0에 근사한 값을 가지며, 100세대 반복으로 개체수가 100 및 100-12인 경우와 같은 반복 횟수이지만 Fig. 14(b)와 같이 100번째 세대에서 상대적으로 낮은 적합도 값을 갖는다. 이는 최초 생성된 개체들 중에 실행 가능 해가 없어서 나타난 결과이며, 이러한 문제점을 보완하기 위해 초기 세대에서 비교적 많은 수의 개체를 생성하며, 일정 세대가 반복될 때 마다 반감되는 반감기 원리를 개체군에 적용을 제안하였다. 본 연구에서는 개체수가 100에서부터 순차적으로 12까지 감소되도록 설정하였으며, 이때 개체수가 100일 때 보다 최고 적합도는 0.001 감소하며, 중량은 0.01 kg 증가하여 최적해로의 수렴성이 떨어짐을 확인할 수 있었다. 하지만 작업량은 4,650으로 53.5% 가량 감소하였으며, 시간은 약 7,960분으로 개체수가 100인 경우와 대비하여 46.5% 가량 감소하여 시간 비용 면에서 보다 효율적인 것을 확인할 수 있었다.

5. 결론

본 연구에서는 파단압력을 견디는 고압 수소저장용기 중량 최적화를 위해 유전 알고리즘 및 유한요소해석 기법을 적용하였으며, 다음과 같은 결과를 확인하였다.

- (1) PA6 라이너가 사용된 고압 수소저장용기가 알루미늄 라이너를 사용한 용기[4]보다 중량이 약 6.6% 감소됨을 확인할 수 있었다.
- (2) PA6 라이너가 사용된 고압 수소저장용기가 알루미늄 라이너를 사용한 용기[4]보다 복합재의 두께가 약 11.6% 증가됨을 확인할 수 있었다.
- (3) 유전 알고리즘의 개체수가 작을 경우 국부적 최적화 오류가 발생함을 확인할 수 있었다.
- (4) 유전 알고리즘에서 일정 세대가 지날 때 마다 개체수를 100부터 12까지 점차 감소시킬 경우 개체수가 100인 경우와 비교하여 적합도 및 중량은 0.1% 내외의 오차를 가지며, 소요시간은 약 46.5% 감소함을 확인할 수 있었다.

PA 6 소재의 라이너를 사용할 경우 알루미늄 라이너보다 약해진 강도만큼 복합재의 사용량을 늘려 강도를 보강이 필요함을 확인하였다. 복합재의 가격이 비교적 고가이므로 제작 비용의 증가 발생은

불가피하며 가격면에서의 경쟁력이 떨어 질 수 있다. 하지만, 차량의 연비향상을 통한 성능면에서의 경쟁력과 향후 복합재의 대중화에 따른 대량생산으로 인한 가격 하락을 통해 극복 가능할 것이라 판단된다. 또한, 본 연구에서 제안한 유전 알고리즘의 100에서부터 12까지 일정 세대마다 반감되는 개체군과 크기가 100으로 고정된 개체군과의 비교에서 최고 적합도 및 중량 값의 차이는 시간적 비용과 유전 알고리즘이 전역적 최적화 기법인 점을 고려한다면, 감안할 수 있는 오차로 진단된다.

후 기

이 논문은 2015 년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 선도연구센터지원사업(No.2012R1A5A1048294)과 2017 년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원-산업용 무인비행장치 전문인력양성사업(No. G02N05660000601)의 지원을 받아 수행된 연구임. 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

REFERENCES

- [1] Y. H. Kim, S. H. Kim, 2015, A Study on the Optimal Allocation for Intelligence Assets Using MGIS and Genetic Algorithm, *J. KIIE*, Vol. 41, No. 4, pp. 396~407.
- [2] C. K. Kim, D. H. Kim, 2011, On the Optimized Design of a Composite Hydrogen Fuel Tank Using Taguchi Method, *KIGAS*, Vol. 15, No. 6, pp. 57~62.
- [3] V. Alcantar, S. Ledesma, S. M. Aceves, E. Ledesma, A. Saldana, 2017, Optimization of Type III Pressure Vessels Using Genetic Algorithm and Simulated Annealing, *Int. J. Hydrogen Energy*, Vol. 42, No. 31, pp. 20125~20132.
- [4] P. Xu, J. Y. Zheng, H. G. Chen, P. F. Liu, 2010, Optimal Design of High Pressure Hydrogen Storage Vessel Using an Adaptive Genetic Algorithm, *Int. J. Hydrogen Energy*, Vol. 35, No. 7, pp. 2840~2846.
- [5] C. U. Kim, C. S. Hong, C. G. Kim, J. Y. Kim, 2005, Optimal Design of Filament Wound Type 3 Tanks under Internal Pressure Using a Modified Genetic Algorithm, *Compos. Struct.*, Vol. 71, No. 1, pp. 16~25.
- [6] A. Paknahad, A. Fathi, A. M. Goudarzi, R. Nourani, 2016, Optimum Head Design of Filament Wound Composite Pressure Vessels Using a Hybrid Model of FE Analysis and Inertia Weight PSO Algorithm, *Int. J. Mater. Form.*, Vol. 9, No.1, pp. 49~57.
- [7] C.C. Liang, H. W. Chen, C. H. Wang, 2002, Optimum Design of Dome Contour for Filament-Wound Composite Pressure Vessels Based on a Shape Factor, *Compos. Struct.*, Vol. 58, No. 4, pp. 469~482.
- [8] C. K. Kim, D. H. Kim, 2012, Strength Safety Study on the Stress Characteristics of a Composite Pressure Cylinder for 35MPa Hydrogen Gas Vehicle, *KIGAS*, Vol. 16, No. 3, pp. 16~21.
- [9] Y. Zhang, H. Ogura, X. Ma, J. Kuroiwa, T. Odaka, 2014, A Genetic Algorithm Using Infeasible Solutions for Constrained Optimization Problems, *The Open Cybern. Systemics J.*, Vol. 8, pp. 904~912.
- [10] C. K. Kim, D. H. Kim, 2012, A Study on the Strength Safety of an Aluminium Liner for a Hydrogen Fuel Storage Tank, *KIGAS*, Vol. 16, No. 3, pp. 16~21.
- [11] C. K. Kim, D. H. Kim, 2012, A Safety Study on the Stress Characteristics of a Composite Pressure Cylinder for a Use of 70MPa Hydrogen Gas Vehicle, *Kor. Soc. Manuf. Technol. Eng.*, Vol.21, No.1, pp. 1~6.
- [12] D. Chapelle, D. Perreux, 2006, Optimal design of a Type 3 hydrogen vessel: Part I—Analytic modelling of the cylindrical section, *Int. J. Hydrogen Energy* 31, pp. 627~638.
- [13] P. Xu, J. Y. Zheng, P. F. Liu, 2009, Finite Element Analysis of Burst Pressure of Composite Hydrogen Storage Vessels, *Mater. Des.*, Vol. 30, No. 7, pp. 2295~2301.
- [14] H. Yumiya, M. Kizaki, H. Asai, 2015, Toyota Fuel Cell System (TFCS), *World Electr. Veh. J.*, Vol. 7, No.1, pp. 85~92.
- [15] P. F. Liua, J. K. Chua, S. J. Houa, P. Xub, J. Y. Zhenga, 2012, Numerical Simulation and Optimal Design for Composite High-Pressure Hydrogen Storage Vessel, *Renewable Sustainable Energy Rev.* Vol. 16, No. 4, pp. 1817~1827.
- [16] R. M. Jones, 1999, *Mechanics of composite materials*, Taylor & Francis, pp. 114~118.
- [17] M. Mitchell, 1998, *An Introduction to Genetic Algorithms*, The MIT Press, pp 124~126.