

군용 차륜 차량 내구시험 데이터 기반 NSGA-II를 이용한 다목적 최적화 결과 비교

이경훈¹⁾ · 노유정^{*,1)} · 강영진^{**,2)} · 백인호¹⁾ · 이정환³⁾ · 류치영³⁾

¹⁾ 부산대학교 기계공학부

²⁾ 부산대학교 기계기술연구원

³⁾ 국방과학연구소 제6기술연구원 4부

Comparison of Multi-Objective Optimization Results Using NSGA-II Based on Military Wheeled Vehicle Endurance Test Data

Gyeonghun Lee¹⁾ · Yoojeong Noh^{*,1)} · Youngjin Kang^{**,2)} · Inho Baek¹⁾ ·
Jeonghwan Lee³⁾ · Chiyoung Ryu³⁾

¹⁾ School of Mechanical Engineering, Pusan National University, Korea

²⁾ Reserach Institute of Mechanical Technology, Pusan National University, Korea

³⁾ 6th R&D Institute - 4th Directorate, Agency for Defense Development, Korea

(Received 21 September 2024 / Revised 12 January 2025 / Accepted 13 January 2025)

Abstract

This study aims to optimize the endurance test mode for military vehicles to more closely simulate actual operational conditions. To achieve this, a modified bi-objective optimization approach was developed, combining two system-level objectives for the relative damage of the chassis and powertrain with six corresponding component-level constraints. The modified bi-objective optimization employs the NSGA II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) to generate a diverse set of optimal solutions. The results, evaluated using the CRM(Coefficient of Residual Mass) and GMRAE(Geometric Mean Relative Absolute Error) metrics, compare this approach with bi-objective optimization focused solely on system-level objectives and six-objective optimization focused solely on component-level objectives. The findings show that the modified bi-objective approach provides a more accurate and reliable endurance test mode compared to both the bi-objective and six-objective methods.

Key Words : Endurance Test Mode Optimization(내구시험모드 최적화), Military Vehicle(군용 기동 장비), Multi-Objective Optimization(다목적 최적화), NSGA-II(Non-dominated sorting genetic algorithm II)

* Corresponding author, E-mail: yoonoh@pusan.ac.kr

** Corresponding author, E-mail: zmanx@pusan.ac.kr

Copyright © The Korea Institute of Military Science and Technology

1. 서론

군용 기동 장비의 내구도 주행시험은 장비가 실제 운용 중에 받는 부하 조건(Load Condition)을 내구시험로에서 동등하게 재현하는 것을 목표로 한다. 그러나 내구시험로와 운용기동로 간에 부하 조건의 차이가 발생할 수 있으며, 이는 내구시험이 실제 운용 환경을 정확히 반영하지 못하는 문제를 야기할 수 있다. 그러므로 시험로와 기동로의 차이를 최소화하기 위한 내구시험모드(Endurance Test Mode) 최적화는 필수적이고 기동장비 시험평가의 핵심기술이다^{1,2}.

그러나 아직 한국군의 내구도 주행시험 거리와 노면 종류에 대한 명확한 기준은 없으며, 이는 군용 장비의 성능과 내구성을 정확히 평가하는 데 중요한 과제로 남아 있다. 현재는 미 육군의 시험평가 규격인 TOP 2-2-506을 참고해 전술지휘차량은 창원시험장에서 포장로(Paved Road), 비포장로(Unpaved Gravel Road), 야지(Cross-Country)를 32,000 km를 주행하도록 되어 있으나³, 이 규격은 미국의 군사 환경에 맞춰져 있어 한국군의 특성에 맞는 내구시험모드 최적화가 필요하다⁴.

내구도 주행시험은 새시(Chassis, Cha), 동력장치(Powertrain, Pwt)와 부품들의 내구성을 동시에 평가하므로, 내구시험모드 최적화는 다양한 목적함수 및 제약조건을 동시에 최적화 해야한다^{1,2}. 여러 목적함수에 대한 다목적 최적화는 공학설계, 전기전자공학, 금융 등의 다양한 분야에서 적용되고 있지만, 내구시험모드의 최적화에 대한 연구는 매우 적다^{5,6}. 기존 내구시험모드 최적화는 단목적 최적화 또는 가중합 방법(Weigthed Sum Method)을 이용한 다목적 최적화로 실제 문제에 적용하기에 정확성 및 효율성에서 한계가 존재한다^{1,2,7,8}.

본 연구에서는 새시/동력장치의 시스템 별 최적화 뿐만 아니라 개별 부품을 고려하기 위해 2-목적, 6-목적 최적화를 수행하고, 다목적 최적화의 정확성, 효율성 향상을 위해 최적화 정식화(Formulation of Optimization)를 개선한 2-목적 최적화를 제안하였다. 또한, 기존 가중합 방법의 단점을 보완하기 위해 한번의 최적화 알고리즘으로 파레토 최적해 집합(Pareto Optimal Set)을 생성할 수 있는 NSGA-II(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II)를 적용하여서, 개선된 2-목적 최적화 방법의 우수성을 검증하였다.

2. 다목적 최적 설계 개요

2.1 다목적 최적 설계

여러 개의 목적함수를 동시에 최적화하는 과정을 다목적 최적화(Multi-Objective Optimization, MOO)라고 하며 정식화는 다음과 같다.

$$\text{Find } \mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n] \quad (1.a)$$

$$\text{Minimize } \mathbf{f}_k(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})] \quad (1.b)$$

$$\text{Subject to } \mathbf{g}_i(\mathbf{x}) \leq 0; i = 1, 2, \dots, m \quad (1.c)$$

$$\mathbf{h}_j(\mathbf{x}) = 0; j = 1, 2, \dots, l \quad (1.d)$$

여기서 n 은 설계 변수의 개수, k 는 목적함수의 개수, m 은 부등식 제약 조건의 수, l 는 등식 제약 조건의 수를 나타낸다. $\mathbf{x} \in R^n$ 은 설계변수 벡터이며, $\mathbf{f}(\mathbf{x}) \in R^k$ 는 목적함수들의 벡터를 나타낸다.

2.2 NSGA-II

NSGA-II는 대표적인 다목적 진화적 최적화 알고리즘(Multi-Objective Evolutionary Algorithms, MOEAs)으로 다목적 최적 설계 분야에서 가장 많이 널리 사용되고 있다^{5,6,9}. NSGA-II는 지배(Dominance)기반의 비지배적 정렬(Non-Dominated Sorting)과 군집 비교 연산자(Crowded Comparison Operator), 엘리트 주의(Elitism)를 도입하여, MOEAs의 단점인 연산시간과 정확성을 크게 향상시킨 방법이다⁹. 그러므로, NSGA-II는 다양한 설계 변수 간의 트레이드 오프를 잘 반영하며, 설계변수와 목적함수들 사이에 상관성이 큰 경우에도 파레토 최적해 집합을 효과적으로 탐색할 수 있어 내구시험모드 최적화에 적합한 방법이다.

3. 손상도 데이터 생성 및 코스 구성

3.1 데이터 측정

손상도 데이터 생성을 위한 시험로와 기동로의 원 데이터(Raw Data) 측정은 국방과학연구소 국방시험연구원 4부에서 TOP 2-2-506A에 기반한 포장로, 비포장, 야지 노면으로 구분하여서 시험로와 기동로에서 측정하였다^{1,2}. 측정은 WFT(Wheel Force Transducer)로 차륜별 $F_x, F_y, F_z, M_x, M_y, M_z$, GNSS(Global Navigation

Satellite System), 조향각, 가속도, 각속도 등을 측정하여서 손상도 데이터를 생성하였다^[10].

3.2 상대손상도 데이터 추출

새시장치와 동력장치의 손상도 데이터를 직접 측정하기 어려워, 측정된 데이터를 기반으로 피로 역학적으로 의미 있는 데이터로 정량화하는 과정이 필요하다. 이를 위해 반복하중을 받는 부품의 응력-변형을 반응에서 나타나는 히스테리시스 루프를 식별하고, 레인 플로우 카운팅(Rainflow Counting) 방법을 사용해 피로 손상도를 평가하였다. 이 방법을 통해 구조 새시 장치의 부하를 정량화하고 상대 손상도 값을 산출하였다^[11]. 동력장치의 경우에는 시간 요소를 포함한 토크-회전수 집계 방법을 사용해 부하를 평가하였으며, 변속기 입력 토크와 엔진 회전수를 활용하여 선형 누적 손상도를 계산하고, 마이너 룰(Miner's rule)을 적용해 최종적으로 상대 손상도 값을 정량화하였다^[11].

3.3 내구시험로 코스 선정

내구시험로와 운용기동로의 코스는 포장로, 비포장, 야지 3가지로 크게 분류하고, 상세 코스의 종류는 속도, 방향과 노면 상태에 따라 26개로 코스로 구성하였다^[11-13]. 시험로는 창원시험장(Changwon Proving Ground, CPG)에서 측정하였고, 기동로는 실제 전방 부대의 기동조건 및 운용환경 분석을 통한 대표주행기동로(Maneuvering Road, MR)에서 측정하였다^[14-16]. 내구시험로는 1 km로 정규화된 상대손상도와 코스별 주행거리를 곱해서 상대손상도 벡터를 생성하고, 기동로는 단축 주행으로 측정된 상대손상도를 한국군의 10년 운용 특성을 고려해 확장된 상대손상도 벡터를 생성하였다^[17].

4. 다목적 최적화 문제 정식화 및 결과

본 연구는 내구시험로의 코스별 주행거리를 설계 변수로 하고 시험로와 운용기동로의 상대 손상도 오차를 최소화하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 전방기동로의 특징을 가장 잘 모사하는 내구시험 코스 조합을 선정하는 것이다. 그러므로 설계 변수는 26개의 시험로의 주행거리이고, 목적함수는 내구시험 손상도의 차이 최소에 주로 사용되는 시험로와 기동로의 상대 손상도 오차의 제곱합을 사용하였다^[1,2,17].

4.1 최적화 문제 정식화

대상 차량은 군용 소형 전술차량이며, 새시/동력장치 각각 3 종류의 피로 물성치로 구성된다. 그래서 장치와 부품으로 구분하면 2개와 6개의 목적함수로 구성된다. 2-목적의 정식화는 새시(A/B/C 부품 통합)/동력장치(A/B/C 부품 통합)의 손상도 오차 제곱합, 6-목적은 새시-A/B/C, 동력-A/B/C 부품의 오차 제곱합을 목적함수로 가진다. 본 연구는 2-목적, 6-목적 최적화 장점을 결합한 개선된 2-목적 최적설계 정식화를 통해 내구시험모드 다목적 최적화의 정확성과 효율성을 개선하였다. 2-목적 최적설계 정식화는 다음과 같다.

$$\text{Find } \mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_{26}] \quad (2.a)$$

$$\text{Minimize } J(\mathbf{x}) = [J_1^{norm}, J_2^{norm}] \quad (2.b)$$

Subject to

$$\sum ([CPG_{Cha}]_{74 \times 26} [x]_{26 \times 1}) - \sum [MR_{Cha}]_{74 \times 1} \geq 0 \quad (2.c)$$

$$\sum ([CPG_{Pwt}]_{12 \times 26} [x]_{26 \times 1}) - \sum [MR_{Pwt}]_{12 \times 1} \geq 0 \quad (2.d)$$

$$\sum_{i=1}^{26} x_i = 32,000 \text{ km} \quad (2.e)$$

$$\forall \mathbf{x} \in [0, 32,000] \quad (2.f)$$

여기서 J_1^{norm} 과 J_2^{norm} 은 새시/동력장치의 정규화된 목적함수이며, 식 (2.c)와 (2.d)는 새시와 동력장치에서 시험장(CPG)의 손상도 합이 기동로(MR)보다 크게 하는 부등제약조건이다. 식 (2.e)는 내구시험 총 주행거리 32,000 km를 만족하기 위한 등제약조건이다. CPG_{cha} 와 CPG_{pwt} 는 시험장의 새시/동력장치의 74/12개 채널과 26개 코스에 대한 상대 손상도 행렬이고 MR_{cha} 과 MR_{pwt} 은 기동로의 상대 손상도 벡터이다. J_1 과 J_2 는 다음과 같다.

$$J_1(\mathbf{x}) = \sum_{c_1=1}^{74} ([CPG_{Cha}][x] - [MR_{Cha}])^2 \quad (3.a)$$

$$J_2(\mathbf{x}) = \sum_{c_2=1}^{12} ([CPG_{Pwt}][x] - [MR_{Pwt}])^2 \quad (3.b)$$

6-목적 최적설계 정식화는 새시/동력장치를 부품별로 세분화 하여서 설계 변수는 동일하지만 목적함수와 제약조건은 부품 단위로 분할되며 다음과 같다.

$$\text{Find } \mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_{26}] \quad (4.a)$$

$$\text{Minimize } \mathbf{J}(\mathbf{x}) = [J_1^{norm}, \dots, J_6^{norm}] \quad (4.b)$$

$$\text{Subject to } \sum ([CPG_{Cha-A/B/C}]_{Ncha \times 26} [x]_{26 \times 1}) - \sum [MR_{Cha-A/B/C}]_{Ncha \times 1} \geq 0 \quad (4.c)$$

$$\sum ([CPG_{Pwt-A/B/C}]_{Npwt \times 26} [x]_{26 \times 1}) - \sum [MR_{Pwt-A/B/C}]_{Npwt \times 1} \geq 0 \quad (4.d)$$

$$\sum_{i=1}^{26} x_i = 32,000 \text{ km} \quad (4.e)$$

$$\forall \mathbf{x} \in [0, 32,000] \quad (4.f)$$

여기서 식 (4.b)는 새시-A/B/C, 동력장치-A/B/C의 6개 목적함수이고, 식 (4.c)와 (4.d)는 부등제약조건으로 새시 A/B/C의 채널 개수 $Ncha$ 은 각 20/34/20개, 동력장치 A/B/C의 채널 개수 $Npwt$ 각 6/4/2개이다. 목적함수 벡터 \mathbf{J} 는 다음과 같다.

$$\mathbf{J}_o(\mathbf{x}) = \sum ([CPG_o][x] - [MR_o])^2 \quad (5)$$

여기서 o 는 새시-A/B/C, 동력장치-A/B/C의 6개이다.

개선된 내구시험모드 정식화에서 목적함수는 장치별 새시/동력장치의 손상도 오차의 합의 2-목적함수로 두고, 제약조건만 식 (2.c), (2.d)에서 식 (4.c), (4.d)와 같이 부품별로 6개의 부등제약조건을 변경하여 부가하였다. 이는 부품 단위의 6개의 상대 손상도가 동일 차량으로부터 측정되었기 때문이며, 새시와 동력장치는 구분 되지만 물성에 따른 부품들 간의 상관성이 매우 높기 때문이다. 하지만 부품별 손상도 값의 스케일이 차이가 매우 크므로, 이에 대해서는 6개의 부등 제약조건을 통해서 해결하였다. 즉, 개선된 2-목적 최적화는 장치 단위의 2-목적으로 벡터 최적화 방법 (Vector Optimization Method)이지만, 부품 단위의 오차는 손상도 오차의 합 제약조건으로 대체한 스칼라 최적화 방법(Scalarization Optimization Method)인 ϵ -제약 방법(ϵ -constrained Method)을 적용한 정식화를 통해 벡터/스칼라 방법을 결합 방법이다.

4.2 다목적 최적화 결과 비교 척도

4.2.1 상대 손상도 오차 평가 척도

최적해 결과를 비교하기 위한 오차 평가 척도 중에서 가장 적합한 것을 선택하는 것은 어렵다. 이는 각

오차 척도가 나름의 장점이 있음에도 불구하고, 예측 결과를 부정확하게 평가할 수 있는 단점 또한 존재하기 때문이다. 그러므로 단 하나의 측정 방법만을 선택하여 사용하는 것은 연구의 신뢰성을 보장하기 어렵다. 단일 방법론에 의존하게 되면, 특정 조건에서의 약점을 보완하지 못해 결과의 편향성을 초래할 수 있다^[18]. 이러한 문제를 극복하기 위해, 본 연구에서는 다양한 오차 척도 중에서 내구시험모드에서 가장 중요한 손상도 합의 과소/과대 추정도에 대한 CRM(Coefficient of Residual Mass), 경향성과 오차를 함께 평가가 가능한 GMRAE(Geometric Mean Relative Absolute Error)와 같은 척도를 함께 사용하였다. 각 척도는 서로 다른 측면에서 예측 성능을 평가하기 때문에, 이들을 통합적으로 사용함으로써 더욱 균형 잡힌 최적해 평가를 수행할 수 있었다.

4.2.2 CRM

CRM은 상대척도로서 상대 손상도의 합에 대한 상대적 평가가 가능하다. 전방기동로의 손상도 합과 최적해에서 손상도 합의 오차를 전방기동로의 합으로 스케일링(Scaling) 한다. CRM의 값이 양수면 전방기동로에 비해 최적해에서 손상도 합이 과소 추정된 것이고 음수면 과대 추정된 것이다. 즉, CRM 값이 양수면 창원시험장의 손상도 합이 전방기동로보다 작게 되므로 해당 최적해는 제외할 필요가 있다. CRM은 다음과 같이 계산된다^[19].

$$CRM = \left(\sum_{i=1}^n y_i^{MR} - \sum_{i=1}^n y_i^{CPG} \right) / \sum_{i=1}^n y_i^{MR} \quad (6)$$

여기서 y_i^{MR} 은 전방기동로에서 손상도 데이터값이고, y_i^{CPG} 는 최적해에서 창원시험장의 손상도 데이터 값이다.

4.2.3 GMRAE

GMRAE는 벤치마크 모델을 설정하여 해당 모델과 상대적 비교를 하는 방법으로 계절성 데이터에 대한 오차 평가 척도이다. GMRAE는 기하 평균을 오차 계산에 적용하므로 데이터 간의 증감 비율에 대한 오차 평가가 가능하다. 그래서 경향성에 대한 평가와 오차에 대한 평가가 함께 가능하다. 특히, 벤치마크 모델의 선정에 따라서 경향성에 대한 평가에 더욱 집중하

여 평가할 수 있는 방법이다. GMRAE는 다음과 같이 벤치마크 모델(b)의 오차와 추정된 모델의 오차의 비율의 기하 평균으로 계산된다^[20].

$$GMRAE = \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln\left(\frac{|y_i^{MR} - y_i^{CPG}|}{|y_i^{MR} - b_i|}\right)\right) \quad (7)$$

GMRAE 값이 1보다 큰 것은 최적해의 경향성과 오차가 벤치마크 모델보다 큰 것을 의미하고, 1보다 작을수록 벤치마크 모델보다 우수한 것을 의미한다. 본 연구에서는 벤치마크 모델은 전방기동로에 곱하기 2의 비율로 정하였다. 손상도가 0.5~2배 차이가 나는 것은 내구시험에서 매우 우수한 결과(Excellent)이고, 시험로의 손상도 합이 기동로보다 커야하므로, 벤치마크 모델을 기동로의 2배로 선정하였다^[21].

4.3 다목적 최적화 결과 비교

Fig. 1은 2-목적(2obj), 6-목적(6obj) 및 개선된 2-목적(2obj(mod)) 최적화의 70개의 파레토 최적해에 따른 시험로와 1개의 기동로(MR)의 상대손상도 그래프를 나타낸다. 이 그래프는 각 최적화 방법이 실제 기동로에서 발생하는 손상도를 얼마나 잘 모사하는지 비교하는 데 중요한 정보를 제공한다. x 축은 각 부품별 채널을 나타내며, y 축은 로그스케일 상대손상도 값이다. 여기서 Cha-A/B/C와 Pwt-A/B/C는 각각 새시와 동력장치와의 부품별 손상도 그래프이다. 보안상의 이유로 각 부품의 채널명은 숫자로 표시하였다.

Fig. 1(a)는 2-목적 최적화의 결과로 전반적으로 시험로에서 기동로의 상대손상도 값보다 높은 손상도를 나타내며, 편차가 매우 크면서 70개 해의 차이가 큰 것을 보여준다. 이는 장치(시스템) 단위로 고려하기 때문에 두 목적함수의 트레이드 오프(Trade-Off)가 커서 최적해의 결과의 편차가 큰 것이다.

Fig. 1(b)는 6-목적 최적화의 결과로 시험로의 상대손상도 값이 기동로에 근접하고 2-목적 최적화처럼 편차가 매우 큰 결과를 보였다. 6-목적 최적화의 경우 모든 부품 항목에 대해서 고려하여서 각 부품의 오차는 2-목적에 비해서 감소하였다. 하지만, 6개 목적함수의 지배성(Dominance)을 비교하고 유전자 연산(Genetic Operator) 등의 계산량의 증가로 파레토 최적해에 수렴하는 시간은 2-목적에 비해 매우 증가한다. 또한, 6개의 지배성 비교로 인해서 완전한 파레토 최적해에 대한 정확성이 떨어지고, 약한 파레토 최적해

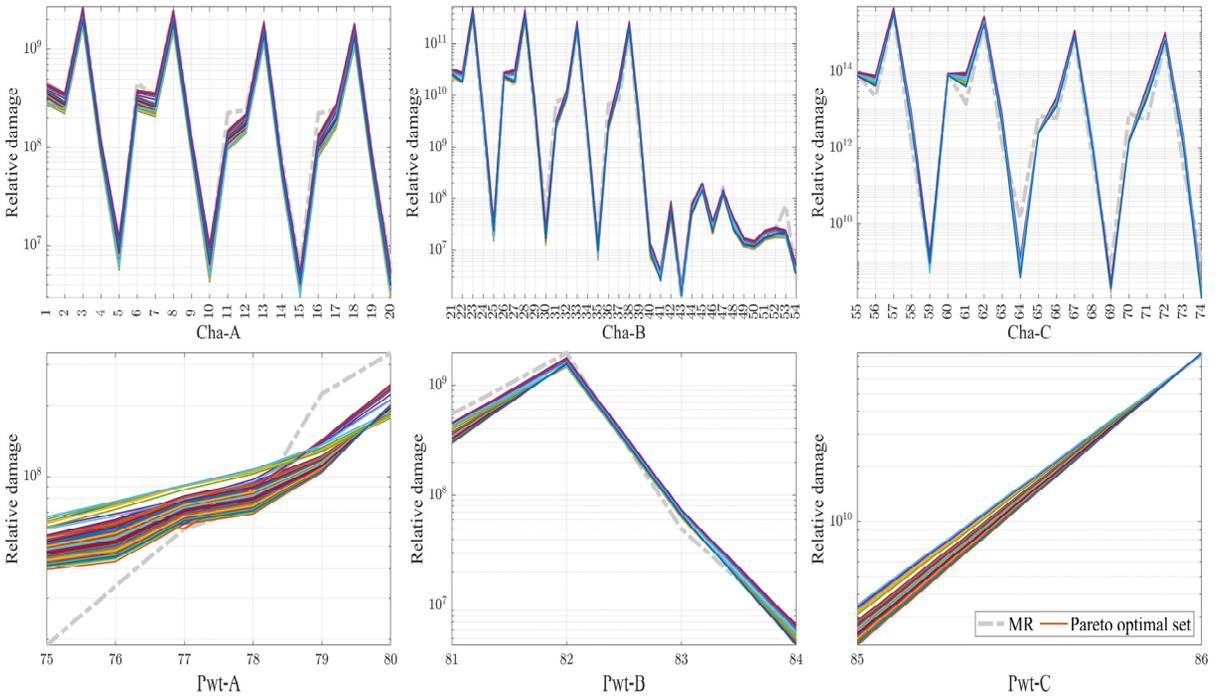
집합(Weakly Pareto Optimal Set)을 도출할 가능성이 높아진다. 결과적으로, 6-목적 최적화는 알고리즘의 매개변수 증가로 인해 정확성이 향상될 수 있지만, 이는 많은 계산량을 요구한다.

Fig. 1(c)는 본 연구에서 제안한 개선된 2-목적 최적화의 결과이며 시험로의 상대손상도 값이 6목적 최적화의 결과와 유사하지만, 파레토 최적해 집합의 편차는 크게 감소함을 보여준다. Fig. 1(c)의 파레토 최적해 집합의 상대손상도 결과의 편차가 매우 작아서, 다목적 최적해의 다양성(Diversity)이 1(a)와 1(b)보다 낮아 보이지만, y 축이 로그스케일이기 때문에 1(a)와 1(b)의 편차가 너무 크게 생성된 것이다. 또한, 2-목적 최적화에 비해서 시험로의 손상도 그래프가 기동로에 가깝고 채널별 값이 전반적으로 기동로보다 크게 나오면서, 2-목적과 6-목적함수의 장점을 모두 보인다. 이는 목적함수는 장치 단위이지만, 부품별 목적함수 항목을 6-개의 제약조건으로 대체하면서, 2-목적 최적화와 파레토 집합의 정확성과 효율성은 향상시키고, 6개 부품 시험로의 손상도 합이 기동로보다 크게 제약하면서 파레토 집합의 편차가 크게 감소되었다.

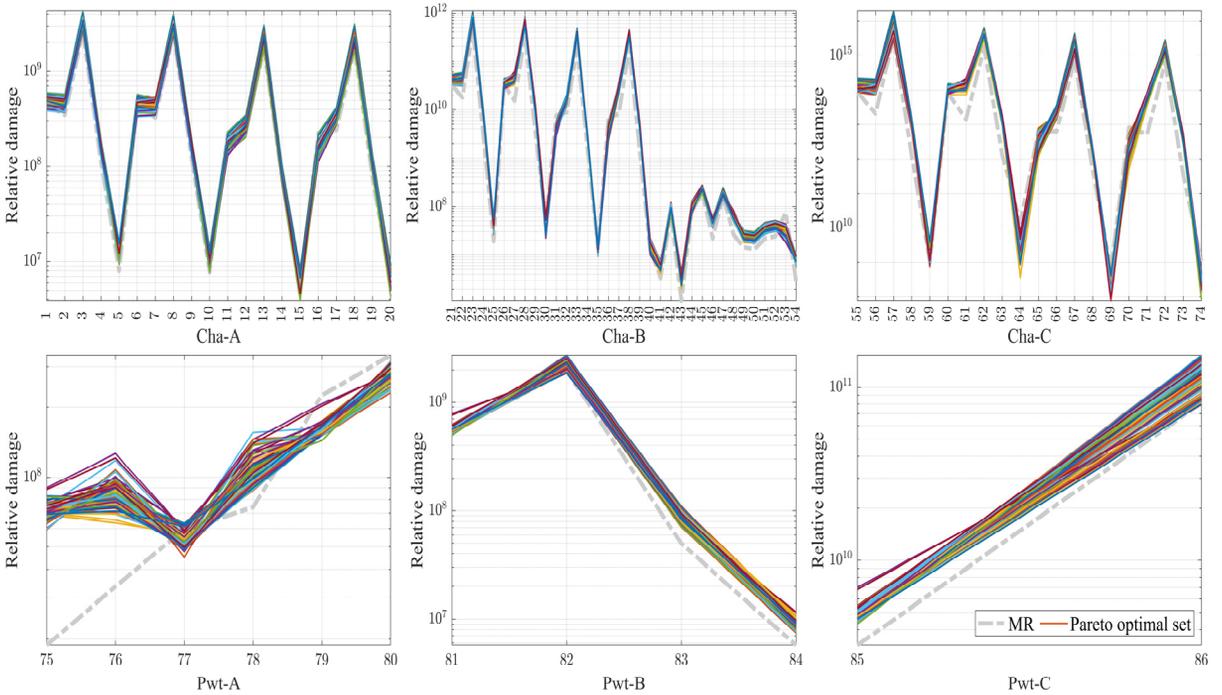
Fig. 2는 2-목적, 6-목적, 개선된 2-목적 최적화의 70개 파레토 최적해에 따른 상대손상도 오차의 CRM 값을 상자그림(Boxplot)으로 나타내었다. 2목적 최적화의 CRM에서 Cha-A, Cha-B, Pwt-A, Pwt-B가 모두 양수로 분포하고 있음을 확인할 수 있다. 새시/동력장치 모두 C 부품의 손상도 스케일이 크다 보니, C와 A-C 모두를 결합한 All이 거의 차이가 없다. 이는 해당 부품에서 실제 시험로의 손상도 합이 기동로보다 낮은 값을 가지는 것을 의미한다. 이러한 과소추정 경향은 시스템의 내구성을 평가할 때 매우 위험할 수 있으며, 실제 운용 환경에서의 손상도가 과소평가되어 최적화 결과의 신뢰성이 매우 낮게 된다. 따라서 이러한 양수 값의 CRM 오차 척도를 나타내는 최적해들은 최종 설계에서 제외하는 것이 바람직하다. 이를 통해, 실제 운용 조건을 더욱 정확하게 반영하는 최적해를 도출할 수 있으며, 시스템의 신뢰성을 보장할 수 있다.

Fig. 3은 GMRAE 값을 상자그림으로 나타내었다. GMRAE 오차 척도에서는 6-목적 최적화가 개선된 2-목적 최적화에 비해 오차 분포가 더 넓고, 중앙값이 높은 경향을 보이고 있다. 이는 6-목적 최적화가 다수의 목적함수를 동시에 최적화하는 과정에서 발생하

균용 차륜 차량 내구시험 데이터 기반 NSGA-II를 이용한 다목적 최적화 결과 비교



(a) 2-objective optimization



(b) 6-objective optimization

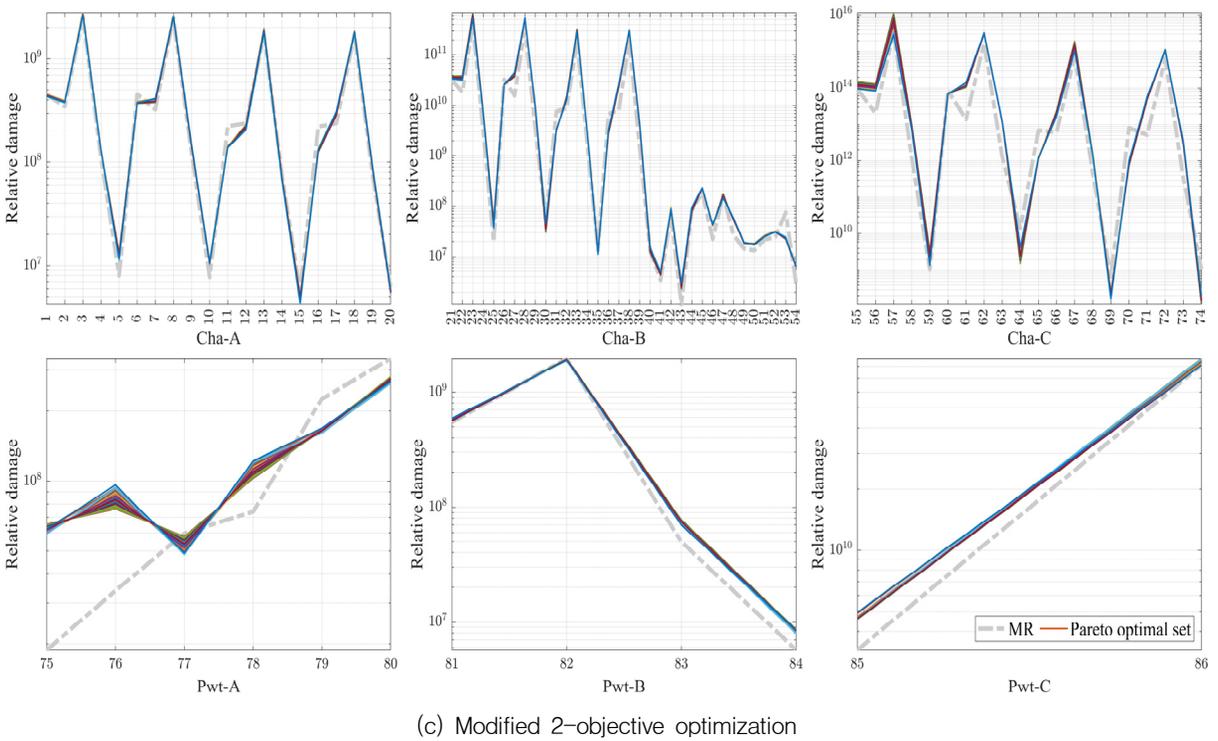


Fig. 1. Relative damage graph according to optimization formulations

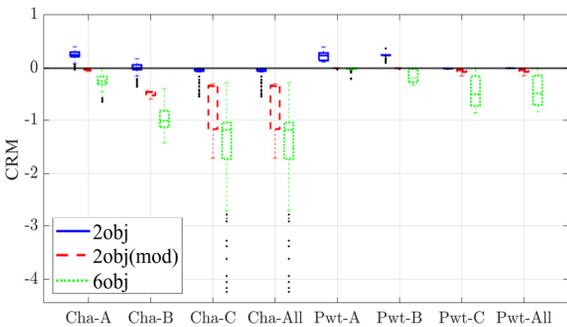


Fig. 2. Boxplot of CRM according to formulations

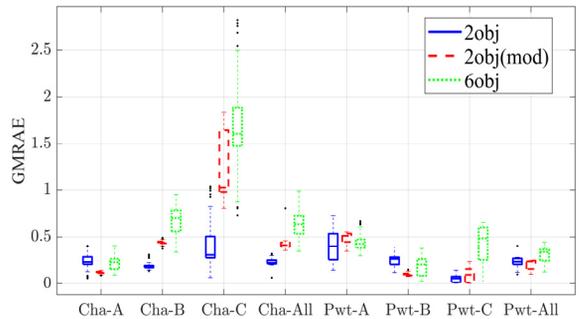


Fig. 3. Boxplot of GMRAE according to formulations

는 오차가 개선된 2-목적 최적화에 비해 상대적으로 크다는 것을 의미한다. 반면, 개선된 2-목적 최적화는 GMRAE 오차 척도에서 6-목적에 비해 더 나은 성능을 나타내고 있으며, 이는 예측 모델이 전반적으로 더 낮은 오차와 경향성 일치 범위 내에서 정확한 결과를 도출하고 있음을 보여준다. 이러한 결과는 개선된 2목적 최적화가 특정 목표에 집중된 설계 변수 조정이 더 효과적이었음을 보여준다.

Table 1은 정식화에 따른 절충해(Compromise Solution, CS)를 나타낸다. 개선된 2-목적 최적화는 원래의 2-목적 최적화 보다 목적함수 값은 조금 증가하였는데, 이는 부품 A와 B의 손상도 합 제약조건을 만족시키기 위해 과대추정이 되어서 오차의 제곱합이 증가해서이다. 6-목적 최적화는 손상도 스케일이 가장 큰 부품 C의 목적함수가 다른 두 정식화에 비해서 매우 크면서, Fig. 2와 3에서처럼 과대추정의 경향이 매우 커서 오

차가 큰 것을 볼 수 있다.

Table 2는 절충해에 대한 GMRAE 값을 나타낸다. 이 표에서 볼 수 있듯이, 개선된 2-목적 최적화는 Cha-C와 Pwt-A를 포함한 여러 부품에서 더 높은 GMRAE 값을 나타내었지만, 전반적으로 2-목적 최적화보다 더 나은 성능을 보였다. 특히, Cha-All과 Pwt-All에서 개선된 2-목적 최적화가 더 낮은 GMRAE 값을 기록하여, 손상도 예측의 일관성과 정확성이 향상되었음을 확인할 수 있다. 이는 개선된 2목적 최적화가 다양한 부품에서 보다 균형 잡힌 성능을 제공하여, 최적화의 전반적인 효율성을 증대시켰음을 보여준다.

Table 1. Objective values of compromise solutions

	J_1	J_2	J_3	J_4	J_5	J_6
2obj	1e+30	1e+17	-	-	-	-
6obj	5e+16	1e+23	4e+30	2e+16	5e+14	2e+20
2obj(mod)	3e+30	2e+18	-	-	-	-

Table 2. GMRAE values of compromise solutions

	Cha -A	Cha -B	Cha -C	Cha -All	Pwt -A	Pwt -B	Pwt -C	Pwt -All
2obj	0.30	0.15	0.34	0.23	0.55	0.24	0.04	0.27
6obj	0.11	0.44	0.82	0.36	0.64	0.03	0.1	0.21
2obj(mod)	0.12	0.49	1.31	0.44	0.47	0.12	0.03	0.19

5. 결론

본 논문에서는 군용 기동 장비의 내구도 주행시험에서 실제 운용 조건에 가까운 시험로를 구성하기 위한 최적화 방법을 제시하였다. 특히, 소형 전술차량의 새시/동력장치의 시스템 단위와 부품 단위에 따른 목적함수 구성의 차이를 비교하고 정확성과 효율성을 개선 시킨 내구시험모드 다목적 최적설계 정식화 과정을 개발하기 위해 2-목적, 6-목적 및 개선된 2-목적 최적화를 비교하여 각 접근 방식이 내구시험모드 설정에 미치는 영향을 분석하여 다음과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

- (1) 개선된 2-목적 최적화는 6-목적 최적화에 비해 부품의 손상도를 보다 정확하게 예측할 수 있었으며, 이는 CRM과 GMRAE 등의 오차 척도에서 드러났다. 이러한 결과는 6-목적 최적화는 다수의 목적을 동시에 고려하므로 계산 시간과 파레토 최적해 집합의 수렴성에서 2-목적 최적화보다 한계가 있음을 확인하였다.
- (2) 2-목적 최적화는 시스템 단위의 목적함수, 제약조건으로 새시와 동력장치의 내구시험 정확성은 향상이 가능하지만 부품 단위로 보면, A와 B 부품에서 대부분의 파레토 최적해가 과소추정으로 신뢰성 높은 내구시험모드를 구성하는 것에 한계가 있음을 확인하였다.
- (3) 시스템 단위의 2-목적함수의 벡터 최적화와 부품 단위의 6개 오차를 제약조건으로 대체한 스칼라 최적화 접근법의 결합한 개선된 2-목적 최적화는 2-목적/6-목적 최적화보다 정확성과 신뢰성이 높은 내구시험모드 최적화가 가능함을 확인하였다.
- (4) 본 연구의 개선된 2-목적 최적화를 통해 한국군의 작전 환경에 적합한 내구시험모드의 코스 및 주행거리 최적화함으로써 내구성 시험평가의 신뢰성을 높일 수 있음을 기대한다. 또한, 전방기동로의 지역 및 특성을 변경함으로써, 작전 지역에 따른 맞춤형 내구시험모드(Customized Endurance Test Mode)를 구성할 수 있다.

향후 내구시험모드의 신뢰성을 더욱 향상시키기 위해, 채널과 설계변수 간의 분석을 통해 상대손상도 데이터의 생성과 확장 기법 개선 연구를 수행할 계획이다. 또한, 주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA) 등의 차원축소 기법을 활용하여 목적함수의 차원을 축소하는 동시에 파레토 최적해 집합의 정확성을 개선하여 내구시험모드 최적화의 효율성과 정확성을 더욱 향상시킬 예정이다.

후 기

이 논문은 2023년 정부(방위사업청)의 재원으로 국방과학연구소 지원을 받아 수행된 연구임(UI230014UD).

References

- [1] J. Lee, Y. Sung, B. Lee, "A Study on Endurance Test Mode Generation of Powertrain System Using Multi-Objective Optimizaion," Journal of the Korea Institute of Military Science and Technology, Vol. 21, No. 5, pp. 614-622, 2018.
- [2] Y. J. Kang, Y. Noh, G. H. Lee, J. Lee, H. Kim, C. Y. Ryu, H. G. Park, "Formulation of Multi-Objective Optimization Based on Endurance Testing Data of Military Wheeled Vehicles," KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 205-206, 2023.
- [3] TOP 2-2-506 "Endurance Testing of Tracked and Wheeld Vehicles," AD-A102 584, June, 26, 1981.
- [4] D. Eom, "A Study on the Improvement of the Endurance Testing Standard for Combat Vehicles," Koea Association of Defense Industry Studies, Vol. 20, No. 2, pp. 63-77, 2013.
- [5] S. Sharma, V. Kumar, "A comprehensive review on multi-objective optimization techniques: Past, present and future," Archives of Computational Methods in Engineering, Vol. 29, No. 7, pp. 5605-5633, 2022.
- [6] J. L. J. Pereira, G. A. Oliver, M. B. Francisco, r, S. S. Cunha J, G. F. Gomes, "A review of multi-objective optimization: methods and algorithms in mechanical engineering problems," Archives of Computational Methods in Engineering, Vol. 29, No. 4, pp. 2285-2308, 2022.
- [7] Y. W. Shin, Y. Noh, Y. J. Kang, J. Lee, C. Y. Ryu, S. Y. Kim, "Comparison of Optimization Algorithms for Designing Endurance Test Mode," KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 102-103, 2018.
- [8] Sung, Y. h., Lee, J. h., "Multi-objective Endurance Test Mode Optimization," Autumn Annunal Confernece of KSAE 2013, 97-100, Nov, 2013.
- [9] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II," IEEE Trans. Evol. Computat., Vol. 6, No. 2, pp. 182-197, 2002.
- [10] J. W. Kim, H. M. Yang, C. Y. Ryu, H. Kim, J. Lee, Y. Shin, "Development of a Measurement System for Measuring Endurance Load of a KLTV," KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 150-151, 2022.
- [11] J. Lee., "A Design of Unpaved Test Course for Generating Integrated Endurance Test Mode," [Doctoral dissertation, Pusan Nat'l Univ.], 2017.
- [12] J. Lee, S. H. Lee, J. Cho, E. Kang, "The Design of New Cross Country Test Courses for Powertrain System of Military Vehicle," Journal of the Institute of Military Science and Technology, Vol. 20, No. 3, pp. 362-368, 2017.
- [13] S. Lee, J. Lee, S. H. Goo, Y. C. Cho, H. Y. Cho, "An Evaluation of Relative Damage to the Powertrain System in Tracked Vehicles," Sensors, Vol. 9, pp. 1845-1859, 2009.
- [14] J. Kim, J. Lee, S. Yoo, J. I. Park, H. Shin, Y. Kwon, H. Choi, "The Selection of Representative Drive Course for Small Tactical Vehicles Through Movement Condition and Operational Environment Analysis," Journal of the Institute of Military Science and Technology, Vol. 22, No. 3, pp. 341-352, 2019.
- [15] J. Kim, J. W. Lee, H. Choi, J. Lee, "Analysis of Battlefield Environment and Maneuvering Test Site for the Selection of the Representative Driving Route of Combat Vehicle," KIMST Annual Conference Proceedings, pp. 136-137, 2019.
- [16] J. Kim, H. Choi, "A Study on the Method of Analyzing the Topography Characteristics fo the Main Maneuvering Test Site for the Selection of the Representative Drive Course of Combat Vehicles," Journal of the Institute of Military Science and Technology, Vol. 24, No. 3, pp. 293-301, 2021.
- [17] A. Vertua, F. Kihm, A. Halfpenny, "Proving Ground Optimisation based on Fatigue Damage Spectra," Affidabilità & Tecnologie, pp. 1-13, April, 2011.
- [18] M. V. Shcherbakov, A. Brebels, N. L. Shcherbakova, A. P. Tyukov, T. A. Janovsky, and V. A. Kamaev, "A Survey of Forecast Error Measures," World Applied Scienced Journal, Vol. 24, No. 24, pp. 171-179, 2013.
- [19] M. F. Li, X. P. Tang, W. Wu, H. B. Liu, "General models for estimating daily global solar radiation

- for different solar radiation zones in mainland China,” *Energy Conversion and Management*, 70, pp. 139-148, 2013.
- [20] J. S. Armstrong, F. Collopy, “Error measures for generalizing about forecasting methods: Empirical comparisons,” *International Journal of Forecasting*, 8(1), pp. 69-80, 1992
- [21] A. Halfpenny, S. Hussain, “Investigation of the Durability Transfer Concept for Vehicle Prognostic Applications,” In *Proceedings of the 2010 NDIA Ground Vehicle Systems Engineering and Technology Symposium*, Vol. 18, pp. 1-15, August, 2010.