

인공신경망 기반 CFRP 복합재료 충돌 해석의 신뢰성 향상을 위한 파라미터 역추정 및 검증

박지예* · 김정*†

Inverse Estimation and Verification of Parameters for Improving Reliability of Impact Analysis of CFRP Composite Based on Artificial Neural Networks

Ji-Ye Bak*, Jeong Kim*†

ABSTRACT: Damage caused by impact on a vehicle composed of CFRP(carbon fiber reinforced plastic) composite to reduce weight in the aerospace industries is related to the safety of passengers. Therefore, it is important to understand the damage behavior of materials that is invisible in impact situations, and research through the FEM (finite element model) is needed to simulate this. In this study, FEM suitable for predicting damage behavior was constructed for impact analysis of unidirectional laminated composite. The calibration parameters of the MAT_54 Enhanced Composite Damage material model in LS-DYNA were acquired by inverse estimation through ANN (artificial neural network) model. The reliability was verified by comparing the result of experiment with the results of the ANN model for the obtained parameter. It was confirmed that accuracy of FEM can be improved through optimization of calibration parameters.

초 록: 항공우주산업에서 경량화를 위해 사용되는 CFRP 복합재료로 구성된 차체의 충격에 따른 파손은 탑승자의 안전과 직결된다. 따라서 충돌 상황에서 육안으로 확인하기 힘든 재료의 손상거동을 파악하는 것이 중요하며, 이를 구현할 수 있는 유한요소모델을 통한 연구가 필요하다. 본 연구에서는 일방향 적층 복합재료의 충돌 해석에 대해 파손 거동 예측에 적합한 유한요소모델을 구축하였다. 인공신경망 모델을 통해 LS-DYNA에서 제공하는 MAT_54 Enhanced Composite Damage 재료 모델의 교정 파라미터를 역추정하여 획득하였다. 획득한 파라미터에 대한 인공신경망 모델의 결과를 실험결과와 비교하여 신뢰성을 검증하였다. 그 결과, 교정 파라미터의 최적화를 통해 실험에 대한 정확도를 향상시킨 유한요소모델을 구축할 수 있음을 확인하였다.

Key Words: CFRP 복합재료(Carbon Fiber Reinforced Plastic Composite), 충돌해석(Impact Analysis), 인공신경망(Artificial neural network), 파라미터 역추정(Inverse Parameter Estimation), 유한요소모델(Finite Element Model)

1. 서 론

연료 절감과 탄소 배출 감소를 통한 범지구적 환경 보호

의 중요성이 대두되고 환경규제가 강화됨에 따라 자동차 및 항공우주산업에서는 차체의 경량화 연구가 활발히 이루어지고 있다. 특히 기존의 금속소재에 대비하여 우수한

기계적 특성을 지니고, 다양한 형상으로 성형성이 우수한 맞춤형 재료 개발이 주목받고 있다[1,2]. 대표적으로 비강도 및 비강성이 우수하고, 적층 방법에 따라 구조물에 필요한 기계적 물성을 설계할 수 있는 탄소섬유강화 플라스틱(Carbon Fiber Reinforced Plastic, CFRP) 복합재료가 널리 사용되고 있다. 하지만 섬유 및 기지의 취성과 접착계면의 분리 등 복합적인 손상 특성으로 인해 충격에 취약하고, 육안으로 식별하기 어려운 단점을 지닌다. 충격으로 인한 손상의 조기 발견을 놓쳐 적절한 조치를 취하지 못할 경우, 구조물의 강도와 건전성을 저하시켜 자동차 및 항공기 탑승자의 안전까지 위협할 가능성이 존재한다. 따라서 짧은 시간 내에 발생하는 충돌 상황에서의 복합재료의 손상거동을 확인하고 이해하기 위해 유한요소해석을 활용한 연구가 필요하며 활발히 진행되고 있다[3,4]. 유한요소해석 시 적용되는 재료모델에 따라 불충분한 재료의 물성을 입력해야 할 경우 실험결과와 동일한 결과를 예측하지 못할 가능성이 있다. Feraboli 등[5]은 복합재료의 충돌실험에 대해 유한요소모델을 구축하고, 재료모델의 파라미터들에 대한 시행착오법을 통해 보다 더 실험값과 유사한 유한요소모델을 구축하기 위한 연구를 수행하였다. 이와 같이 실험으로부터 획득하기 어렵거나, 수많은 시행착오를 통해 경험적으로 도출되는 파라미터에 대해 인공지능을 활용한 역추정기법이 연구되고 있다[6,7].

본 논문에서는 시간적 비용이 많이 발생하는 시행착오법 대신 최근 비선형 공학문제의 해를 예측하기 위해 널리 사용되는 인공신경망(artificial neural network, ANN)을 이용하여 정확도가 개선된 유한요소모델을 구축하기 위한 연구를 수행하였다. Ahmad 등[8]의 기존 연구문헌의 일방향 적층 복합재료의 낙중시험 결과를 참조하여 유한요소모델을 구성하였다. 단층 및 다층의 셸 요소로 구성된 두가지 유한요소모델의 결과를 실험결과와 비교하여 흡수에너지 곡선의 개형과 파손거동을 더 잘 모사할 수 있는 다층 셸 요소 모델을 인공신경망을 통한 파라미터 역추정 대상 모델로 선정하였다. 인공신경망기법을 적용하여 파라미터에 따른 유한요소해석 결과를 예측하는 대리모델(surrogate model)을 구축하였고, 낙중 시험 결과와의 오차가 최소화되는 재료모델의 교정 파라미터를 역추정하여 획득하였다. 획득한 파라미터를 유한요소해석에 적용함으로써 신뢰성있는 대리모델과 해석 결과를 확인하였다.

2. 유한요소모델 구축

2.1 낙중시험의 유한요소모델

본 연구에서는 참조한 논문의 일방향(unidirectional) 복합재료의 낙중시험(drop-weight test) 결과인 시간에 따른 에너지 흡수량을 목표값으로 설정하여 대리 모델을 통한 유한요소모델 교정 파라미터를 역추정하였다. 낙중시험은 시

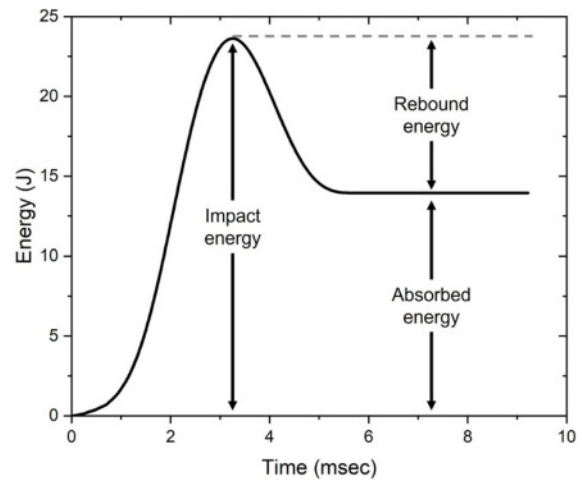


Fig. 1. A typical energy curve for drop-weight test

편에 충돌체를 자유낙하 시켜 충격에 대한 재료의 저항력 및 손상여부와 에너지 흡수성능을 도출하기 위한 시험이다. 낙중시험을 통해 도출되는 흡수에너지 곡선은 일반적으로 Fig. 1과 같이 나타난다. 이 곡선은 충돌체가 시편에 충돌한 후 관통되지 않고 다시 튀어 오르는 거동의 결과이다. 시편이 최대하중을 받을 때 에너지의 최대점을 나타내고 이때의 에너지는 충돌체가 초기에 가지는 충돌에너지(impact energy)와 동일하다. 그 이후 반발에너지(rebound energy)가 시편에서 충돌체로 다시 전달되면서 에너지가 감소한다. 이후 에너지가 일정하게 유지되는 구간이 나타나며, 이는 시편이 흡수한 에너지의 총량(absorbed energy)으로 재료의 에너지 흡수성능을 나타낸다[9].

유한요소모델은 실험 결과에 영향을 끼치는 대상만을 고려하여 복합재료 시편, 지지대와 클램프, 충돌체로 구성하였다. 복합재료 시편은 $125 \times 125 \text{ mm}^2$ 의 정사각형 면을 가지며, 0.1875 mm 두께의 일방향 carbon fiber/epoxy 프리프레그(prepreg) 시트가 $[0/90]_4$ 의 적층 순서로 8 매 적층되어 총 1.5 mm 두께를 가진다. 적층 복합재료의 유한요소모델 구축 방법은 크게 2차원 셸(shell) 요소로 구성하는 방법과 3차원 입체(solid) 요소로 구성하는 방법으로 나눌 수 있다. 적층 복합재료 판재의 수직 방향으로의 충격이 가해지는 경우, 두께방향에 대한 응력분포를 고려할 수 있는 3차원 입체요소가 파손 메커니즘을 표현하기에 더 적합하다. 하지만 해석 시간이 크게 소요되고, 에너지 흡수성능에 대한 예측 정확도가 낮은 단점이 있다[8]. 2차원 셸 요소는 파손 거동 표현은 미흡하지만 해석시간이 상대적으로 짧고, 에너지 흡수성능에 대한 예측이 우수하여 본 연구의 복합재료 판재의 모델링 방법으로 채택하였다.

2차원 셸 요소를 이용하여 2가지 방법으로 적층 복합재료 시편을 구성하여 그 결과를 비교하였다. Fig. 2의 (a)는 단층(single-layer) 셸 요소 모델로, 하나의 2차원 셸 요소로 적층 복합재료 시편을 구성하였다. 적층 각도와 프리프레

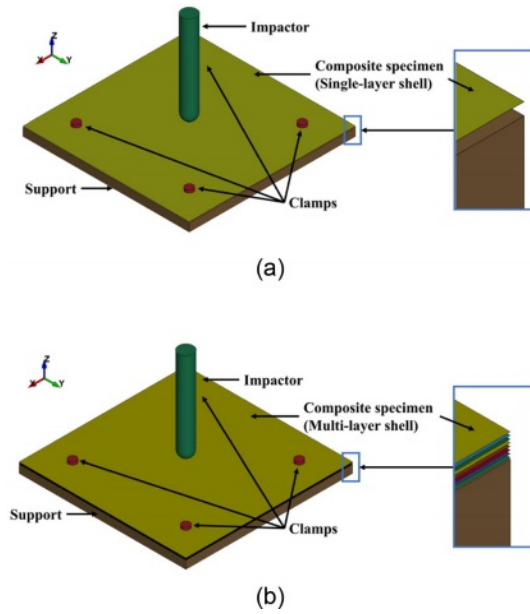


Fig. 2. Geometry of (a) single-layer & (b) multi-layer shell model

그의 두께는 PART_COMPOSITE 키워드를 사용하여 설정하였다. Fig. 2의 (b)는 다층(multi-layer) 셸 요소 모델의 형상을 나타낸다. 프리프레그 시트의 개수와 동일한 수의 2차원 셸 요소를 구성하고 적층 순서에 따른 각도를 요소의 재료방향으로 설정하였다. CONTACT AUTOMATIC ONE WAY SURFACE TO SURFACE TIEBREAK 키워드를 사용하여 층간 분리 현상을 구현해주는 적층판 간의 접촉층을 모델링하였다.

복합재료 시편을 받쳐주는 지지대와 시편을 고정시키는 클램프를 MAT_20_Rigid 재료 모델을 사용하여 강체로 가정하였고, 모든 자유도를 구속하였다.

실험장치의 충돌체와 동일한 재료인 11 mm 지름의 반구와 원기둥으로 형성되고 3.44 kg의 질량을 가지는 강체로 충돌체를 모델링하였다. 시편과 수직인 방향으로만 이동할 수 있도록 z 방향의 변위를 제외한 나머지 자유도들을 모두 구속하였다. 충돌체에 초기속도 3.71 m/s를 부여하여 23.62 J의 위치에너지를 갖도록 설정하였다.

2.2 복합재 파손 모델

저속 충격이 가해진 복합재료 적층판에서는 라미나(lamina)의 면내 섬유 및 기지의 손상과 라미나와 라미나 사이의 계면이 분리되는 층간분리(Delamination) 현상이 혼합되어 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 LS-DYNA의 복합재료 파손 모델을 사용하여 적층판에서의 파손거동을 구현하였다. LS-DYNA에서는 MAT_22 Composite Damage, MAT_54/55 Enhanced Composite Damage, MAT_59 Composite Failure Shell/Solid 등의 다양한 복합재료 파손모델을 지원하고 있다. 그 중 셸 요소에 널리 사용되고, MAT_22의 상

Table 1. Material property of the unidirectional lamina of composite

Properties	Value
Density (kg/m ³)	1550
Fiber modulus (GPa)	142
Transverse modulus (GPa)	7.79
Shear modulus (GPa), 1-2/3-1 direction	4.0
Shear modulus (GPa), 2-3 direction	2.55
Poisson's ratio (ν_{12})	0.34
Fiber tensile strength (MPa)	2251
Fiber Compressive strength (MPa)	1078
Transverse tensile strength (MPa)	58.47
Transverse compressive strength (MPa)	199.81
Shear strength (MPa)	69.36
Normal failure strength (MPa)	52
Shear failure strength (MPa)	40

위 버전인 MAT_54 재료모델을 사용하여 해석을 수행하였다. 재료모델에 입력한 복합재료의 물성은 Table 1에 나타내었다. MAT_54 재료 모델은 Chang-Chang 파손기준을 기반으로 재료의 손상을 판단하며, 손상이 발생하기 전까지 선형 탄성거동을 나타낸다. 다음은 Chang-Chang 파손기준의 손상 판단 지표를 나타낸다[10].

- Tensile fiber failure mode ($\sigma_{11} > 0$)

$$\left(\frac{\sigma_{11}}{X_t}\right)^2 + \beta \left(\frac{\sigma_{12}}{S_c}\right)^2 - 1 \begin{cases} \geq 0 & \text{Failed} \\ < 0 & \text{Elastic} \end{cases} \quad (1)$$

Where $E_1 = E_2 = G_{12} = \nu_{12} = \nu_{21} = 0$

- Compressive fiber failure mode ($\sigma_{11} < 0$)

$$\left(\frac{\sigma_{11}}{X_c}\right)^2 - 1 \begin{cases} \geq 0 & \text{Failed} \\ < 0 & \text{Elastic} \end{cases} \quad (2)$$

Where $E_1 = \nu_{12} = \nu_{21} = 0$

- Tensile matrix failure mode ($\sigma_{22} > 0$)

$$\left(\frac{\sigma_{22}}{Y_t}\right)^2 + \left(\frac{\sigma_{12}}{S_c}\right)^2 - 1 \begin{cases} \geq 0 & \text{Failed} \\ < 0 & \text{Elastic} \end{cases} \quad (3)$$

Where $E_2 = \nu_{21} = 0$

- Tensile fiber failure mode ($\sigma_{22} < 0$)

$$\left(\frac{\sigma_{22}}{2S_c}\right)^2 + \left[\left(\frac{Y_c}{2S_c}\right)^2 - 1\right] \frac{\sigma_{22}}{Y_c} + \left(\frac{\sigma_{12}}{S_c}\right)^2 - 1 \begin{cases} \geq 0 & \text{Failed} \\ < 0 & \text{Elastic} \end{cases} \quad (4)$$

Where $E_2 = \nu_{12} = \nu_{21} = 0$

식 (1)의 β (BETA)는 전단항에 대한 교정 파라미터로 섬유 인장파손에 대한 전단응력의 영향을 0에서 1사이의 값으로 설정할 수 있다. $\beta = 0$ 일 때, 식 (1)은 Maximum Stress Failure Criteria로, $\beta = 1$ 일 때, Hashin 파손 기준으로 간소화할 수 있다[11]. β 는 사용자의 선호에 따라 설정될 수 있으며, 실험을 통해 획득할 수 없으므로 주로 시행착오법에 의해 결정된다.

MAT_54에서 탄성영역에서의 섬유, 기지, 전단방향에 대한 응력-변형률 선도는 아래의 수식에 따라 계산된다.

$$\epsilon_{11} = \frac{1}{E_{11}}(\sigma_{11} - \nu_{12}\sigma_{22}) \quad (5)$$

$$\epsilon_{22} = \frac{1}{E_{22}}(\sigma_{22} - \nu_{21}\sigma_{11}) \quad (6)$$

$$2\gamma_{12} = \frac{1}{G_{12}}\tau_{12} + \alpha\tau_{12}^3 \quad (7)$$

식 (7)의 α (ALPH)는 비선형 전단응력항에 대한 교정 파라미터로 0에서 1의 범위로 설정된다. 이 파라미터는 실험으로 측정할 수 없으므로 시행착오법을 통해 교정된다.

식 (8), (9), (10)에 따라 FBRT, YCFAC, SOFT의 파라미터 조정을 통해 재료의 강도를 저하시켜 점진적인 재료의 파손을 모사할 수 있다. FBRT와 YCFAC는 기지의 파손 이후 섬유의 인장 및 압축강도저하에 대한 교정 파라미터이다. FBRT는 0에서 1사이의 값을, YCFAC는 0에서 X_c/Y_c 사이의 값으로 설정된다. SOFT는 요소의 층돌 상황 시 전반적인 재료강도를 점진적으로 약화되는 정도를 조정하는 교정 파라미터로 0에서 1사이의 값으로 설정된다. FBRT, YCFAC, SOFT 파라미터 또한 실험을 통해 획득할 수 없으므로 주로 시행착오법으로 조정된다. 층돌 해석의 경우 강도 저하에 대한 부적절한 교정 파라미터를 입력하면 부적합한 재료거동을 나타낼 수 있다. Felipe[12]는 비현실적인 시편의 관통을 방지하기 위해 FBRT는 0.7이상, 재료의 불안정성을 감소시키기 위해 SOFT는 0.8이상으로 권장하였다.

$$X_T = X_T^* \times FBRT \quad (8)$$

$$X_C = Y_C^* \times YCFAC \quad (9)$$

$$[X_T', X_C', Y_T', Y_C'] = SOFT \times [X_T, X_C, Y_T, Y_C] \quad (10)$$

MAT_54 재료모델은 실험을 통해 측정된 물성에 대한 요구가 적어 효율적이지만 강도저하를 통한 점진적 파손 거동을 모사하기 위한 파라미터들의 적절한 교정이 요구된다. 따라서 ALPH, BETA, FBRT, YCFAC, SOFT의 파라미터들은 복합재료의 파손거동을 보다 정확히 예측하기 위해서 적절하게 교정될 필요가 있다. 유한요소모델의 정확도

를 개선하기 위해 시간적 비용에 있어 비효율적인 시행착오법 대신 인공신경망을 적용한 대리모델을 이용하여 교정 파라미터를 획득하고자 한다.

2.3 층간분리 모델

본 연구의 실험체는 적층 복합재료이므로 적층판 사이의 층간분리 현상이 충격저항성과 에너지 흡수에 대해 영향을 끼칠 가능성이 있다. 따라서 층간분리의 영향과 발생 유무를 판단할 수 있도록 다층 2차원 셀 요소 모델의 셀 요소들 사이에 접착층을 모델링하였다. 접착제의 수직(NFLS) 및 전단(NFLS) 파손 강도와 식 (11)의 계면의 응력기반 파손 기준식이 적용된 CONTACT AUTOMATIC ONE WAY SURFACE TO SURFACE TIEBREAK 키워드를 사용하여 접착층을 구성하였다[13].

$$\frac{|\sigma_n|^2}{NFLS^2} + \frac{|\sigma_s|^2}{SFLS^2} > 1 \quad (11)$$

위 식에서 σ_n 과 σ_s 는 각각 절점에서의 수직 및 전단응력을 나타내고, 임계치에 도달했을 경우 critical crack-opening distance(CCRIT)로 정의되는 선형함수에 의하여 두 절점 간의 손상이 시작된다. 이후 두 절점 간의 거리가 CCRIT에 도달했을 때, tiebreak contact 조건이 해제되고 두 층 사이의 침투를 방지하기 위해 surface to surface contact 조건으로 변경된다. 이 접착층 구성 방법에서 tiebreak contact이 해제된 영역은 층간 분리가 발생했음을 의미하고, 실험에서 육안으로 확인하기 힘든 시편 내부의 손상을 확인할 수 있다. 또한 접착층의 손상이 발생하기까지 가해진 에너지의 영향을 고려한 층 흡수에너지를 도출할 수 있다.

2.4 적층 복합재료 모델링 방법에 따른 결과비교

적층 복합재료 시편의 모델링 방법에 따른 유한요소해석 결과와 참고문헌의 낙중시험 결과를 비교하여 Fig. 3에

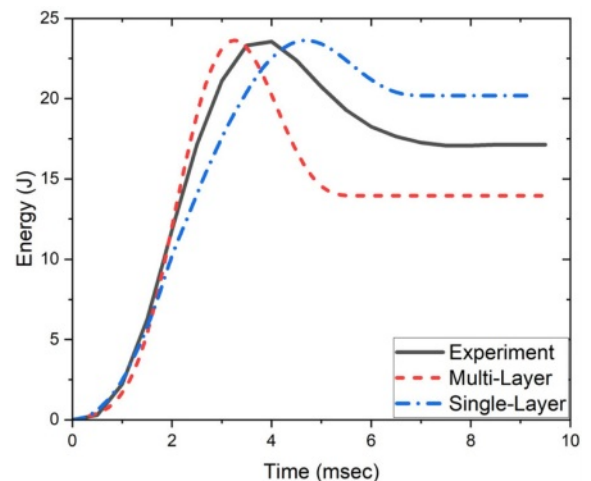


Fig. 3. Energy Curve as composite modelling methods

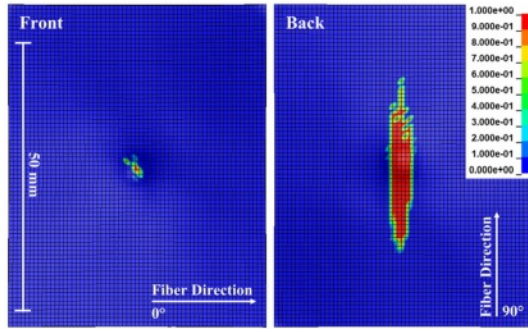


Fig. 4. Delamination region of multi-layer shell model

나타내었다[8]. 단층으로 구성된 셸 요소의 경우 전반적으로 그래프 개형이 실험값과 차이가 크고 최대점을 나타내는 시점이 늦어지는 경향을 띤다. 총 에너지 흡수량은 20.1861 J로 실험값에 대해 17.88%의 오차를 가진다. 다층으로 구성된 셸 요소는 최대점에 도달하는 시점이 조금 이르고, 총 흡수에너지량은 13.9527 J로 단층 셸 요소 모델에 비해 0.64% 더 큰 18.52%의 오차를 가진다. 하지만 단층 셸 요소 모델에 비해 최대하중에 도달하기 전까지의 그래프 개형이 매우 흡사한 것을 확인할 수 있다.

또한 실험을 통해 쉽게 확인하지 못하는 층간 분리 현상을 접착층을 통한 층간분리 모델을 적용하여 구현할 수 있는 장점이 있고, 그 결과를 Fig. 4에 나타내었다. 여기서 결과값이 1이면 층간분리가 완전히 발생했다고 판단할 수 있으며, 발생 영역이 참조 논문에서의 경향성과 일치하는 것을 확인하였다. 총 에너지 흡수량에 대한 예측 정확도는 조금 낮지만, 실험결과와 흡사한 파손거동을 예측하기에 유리하므로 다층 셸 요소 모델이 유한요소 모델의 개선 대상 모델로 적합하다고 판단하였다.

3. 인공신경망을 이용한 파라미터 역추정

3.1 인공신경망을 이용한 대리모델

인공신경망(Artificial neural network)은 뇌의 생물학적 뉴런의 네트워크에서 영감을 받은 머신러닝(Machine Learning) 기법 중 하나이다. 1943년 워런 매컬러(Warren McCulloch)와 월터 피츠(Walter Pitts)가 처음 뉴런의 상호작용에 대한 복잡한 계산모델을 고안하였으며, 2000년대 이후 컴퓨터의 연산처리능력이 급속히 성장하며 현재 활발히 연구되고 있는 학문 분야 중 하나이다. 인공신경망은 Fig. 5와 같은 다층 퍼셉트론 구조를 통한 반복 훈련으로 학습되지 않은 입력값에 대해 출력값을 예측할 수 있어 비선형 공학문제를 예측하기 위해 다양한 분야에서 사용된다.

본 연구의 인공신경망 모델은 매트랩(Matlab) 프로그램의 Neural Network Toolbox를 사용하여 구축하였다. 구축한 인공신경망 모델은 입력층(input layer)과 은닉층(hidden

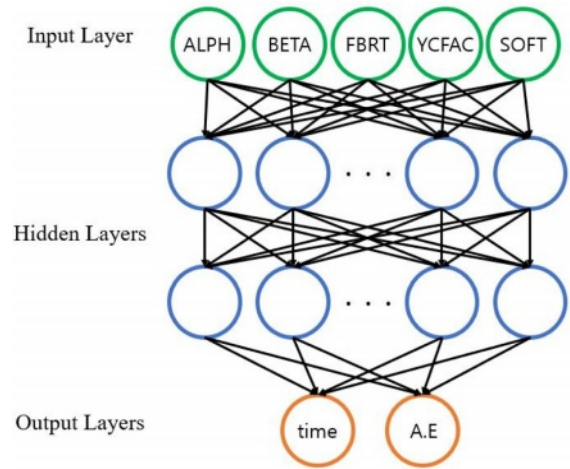


Fig. 5. Process of artificial neural network

layer), 출력층(output layer)으로 구성하였다. 입력층의 입력 데이터는 앞서 언급한 MAT_54 재료모델의 교정 파라미터인 ALPH, BETA, FBRT, YCFAC, SOFT 5개의 파라미터이다. 입력데이터에 대한 샘플은 라틴방격추출법(Latin hypercube sampling)을 이용하여 Fig. 6과 같이 파라미터 당 10개씩, 총 50개를 추출하였다[14]. 100개의 노드로 이루어진 은닉층을 2개로 구성하고, 식 (12)의 쌍곡탄젠트 시그모이드 함수를 활성화함수로 사용하여 비선형 문제에 대한 예측이 가능하도록 하였다. 출력층의 출력값은 추출한 파라미터들을 유한요소모델에 입력하여 해석을 수행한 결과인 시간에 따른 흡수에너지 그래프다. 인공신경망은 입력층의 입력데이터(x_i)에 가중치(weight factor, w_{ij})를 곱한 후 활성화함수(Φ)에 대입하여 출력값(y_i)을 도출하는 과정을 통해 예측을 하고 식 (13)로 표현하였다. 여기서 b 는 편향(bias)을 의미한다.

$$\Phi(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (12)$$

$$y_i = \Phi\left(\sum_j w_{ij}x_j + b\right) \quad (13)$$

대리모델을 훈련시키기 위해서 훈련 데이터의 훈련(training), 시험(test), 검증(validation) 비율을 각각 70%, 15%, 15%로 설정하고 베이스 정규화 역전파 훈련 알고리즘(Bayesian regulation backpropagation)을 사용하였다. 이 알고리즘은 Levenberg-Marquardt 최적화 알고리즘에 따라 가중치와 편향을 업데이트하는 신경망 훈련함수로, 제곱오차와 가중치의 결함을 최소화하여 일반화가 잘되는 신경망을 생성한다.

훈련된 인공신경망 대리모델은 시험데이터를 통해 결과값 예측의 신뢰성을 검증할 필요가 있다. 따라서 Fig. 6과 같이 무작위로 시험데이터를 추출하여 유한요소모델에 입력

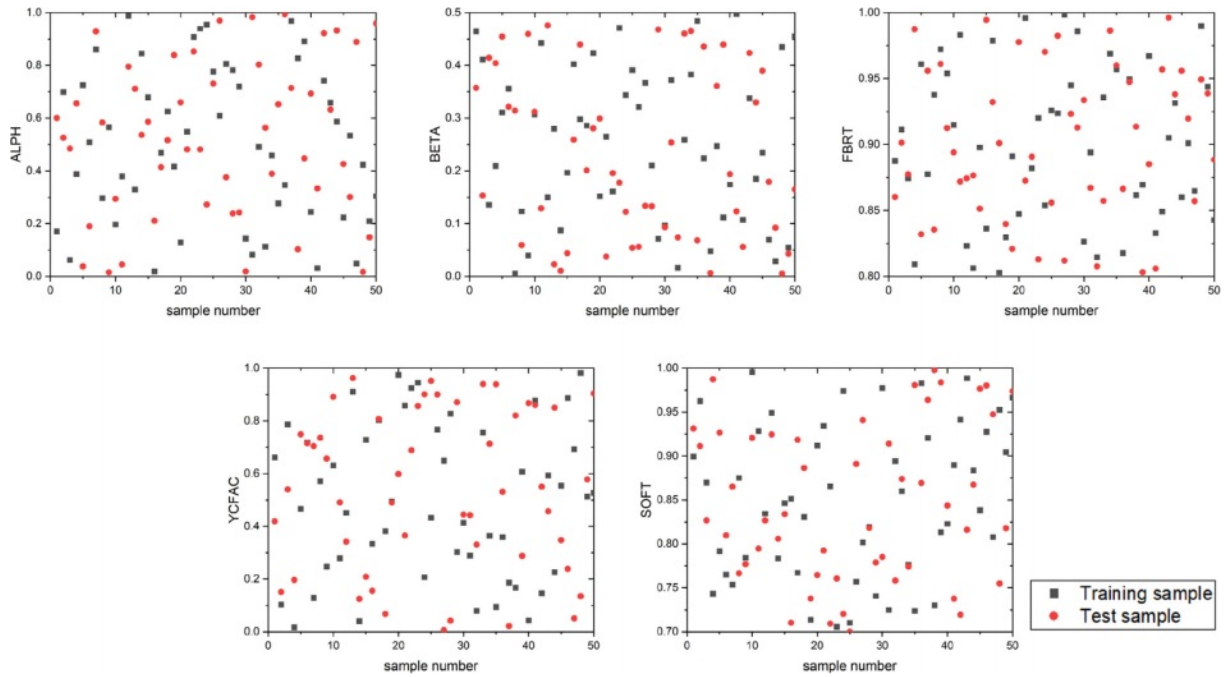


Fig. 6. Training & test samples with respect to calibration parameters of MAT_54

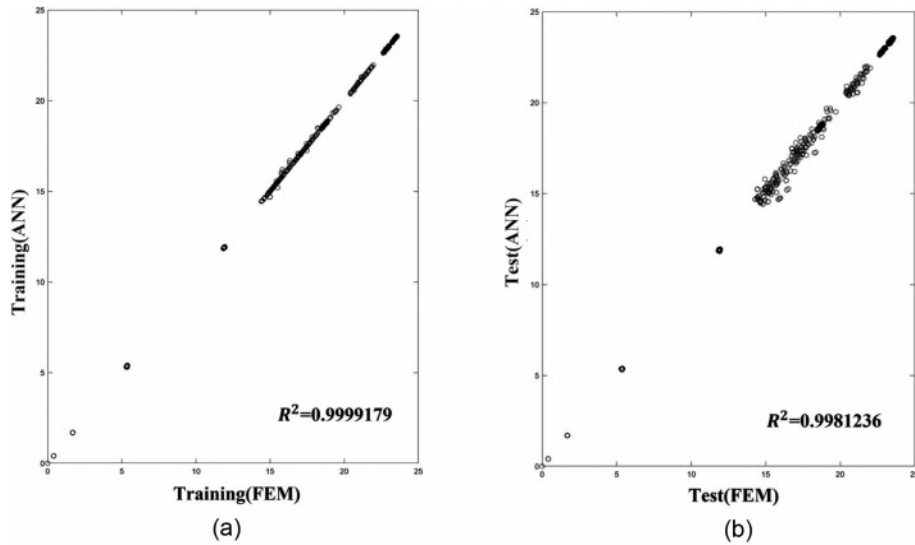


Fig. 7. Coefficient of determination of ANN, (a) Training, (b) Test

후 해석을 수행하였고, 그 결과인 시간에 따른 흡수에너지 그래프로 대리모델의 신뢰성을 검증하였다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (z_i - \hat{z}_i)^2}{\sum_i (z_i - \bar{z}_i)^2} \quad (14)$$

식 (14)의 결정계수(Coefficient of determination)을 계산하여 인공지능망 대리모델의 신뢰성을 판단할 수 있다. 위 식에서 z_i 는 유한요소해석의 결과값, \hat{z}_i 는 인공지능망 모델의 결과값, \bar{z}_i 는 z_i 의 평균값이다. 인공지능망 대리모델의

훈련과 시험데이터에 대한 결정계수를 Fig. 7에 나타내었다. 결정계수는 0에서 1사이의 값을 가지며 1에 근접할수록 대리모델의 적합도가 높아 신뢰성이 있다고 판단할 수 있다. 일반적으로 결정계수가 0.9 이상일 때 신뢰성을 가진다고 판단한다[15]. 본 연구에서의 대리모델은 0.9 이상이며 1에 매우 근접한 결정계수를 나타내므로 신뢰성을 갖추었다고 판단된다.

3.2 교정 파라미터 역추정

실험값과의 오차를 최소화시킬 수 있는 교정 파라미터

를 역추정하기 위해 유전자 알고리즘(Genetic algorithm)을 적용하였다. 유전자 알고리즘은 생물계의 진화를 설명하는 다윈의 적자생존 이론을 기반으로 고안된 전역 최적화 기법 중 하나로, 문제에 대한 해들을 점차 진화시켜 정답에 근접한 해를 도출할 수 있다. 이 최적화 기법을 이용하여 임의의 파라미터를 인공신경망 모델에 입력하여 결과값을 도출한다. 그 결과값을 실험값에 대한 평균 절대 오차(MAE: Mean Absolute Error)를 계산하여 이 지표가 최소가 되도록 반복 계산을 통해 그 때의 입력한 파라미터를 역추정할 수 있다. 식 (15)에서 y_i 는 실험값, \hat{y}_i 는 인공신경망의 예측값, N 은 데이터의 개수를 의미한다. 평균 절대 오차는 회귀모델의 대표적인 성능지표로 활용되며, 그 값이 0에 근접할수록 신뢰성을 가진다고 판단할 수 있다.

$$MAE = \frac{\sum_i |y_i - \hat{y}_i|}{N} \quad (15)$$

Table 2는 유전자 알고리즘을 통한 역추정으로 도출한 MAT_54 재료모델의 교정 파라미터이다. 이 파라미터를 유한요소모델에 입력한 결과와 인공신경망 대리모델의 결과 그리고 실험값을 비교하여 Fig. 8에 나타내었다.

충 흡수에너지 량의 경우 대리모델과 유한요소모델 각각 17.264 J, 17.3 J로 모두 실험값에 근접한 값을 도출하였고, 그 오차는 각각 0.814%, 1.024%로 매우 적은 것을 확인

Table 2. Calibration parameters obtained by ANN

Parameters	Value
ALPH	0.4903
BETA	0.2257
FBRT	0.9960
YCFAC	8.211e-5
SOFT	0.7449

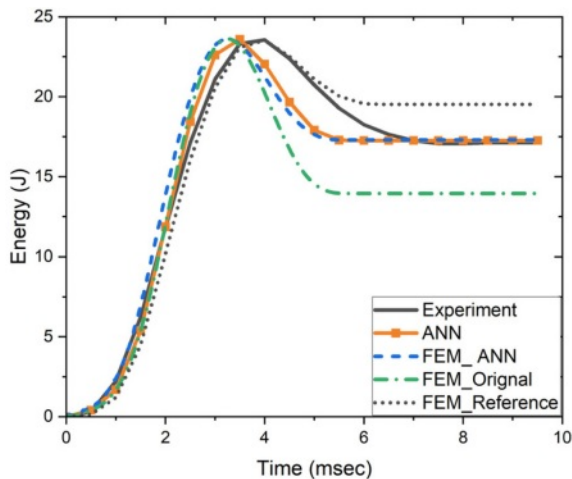


Fig. 8. Comparison of experiment and results of ANN & FEM

할 수 있다. 특히 유한요소모델의 경우 교정 파라미터의 기본값을 사용했을 때 보다 총 흡수 에너지를 예측하는 측면에서 상당히 개선된 것 볼 수 있다. 또한 참조 논문에서의 시행착오법으로 도출된 교정 파라미터를 사용한 유한요소 모델 결과에 비해 실험값과 더 근사한 결과를 나타내어, 인공신경망을 이용한 교정 파라미터 역추정 기법이 유효함을 확인하였다. 하지만 시편에 가해지는 최대 하중에 도달한 이후의 그래프 개형에서 차이가 발생하는 것을 볼 수 있는데, 이는 유한요소 모델에서 선택한 재료모델이 선택형 탄성거동을 나타내므로 비현실적인 탄성복원력에 의해 에너지가 시편에서 충돌체로 더 빨리 전달되었기 때문이라 사료된다. 인공신경망 대리모델은 유한요소모델을 기반으로 생성한 샘플 데이터를 토대로 훈련 및 시험, 검증과정을 거쳤으므로 유한요소모델의 경향을 따라 유사한 결과가 도출되었다.

최적화를 통해 획득한 교정 파라미터의 결과 예측 신뢰성을 판단하기 위해 절대 평균 오차와 대칭 평균 절대 백분율 오차(symmetric mean absolute percentage error, SMAPE), 2가지의 성능 지표를 평가하였다. 실험결과와 획득한 교정 파라미터를 대입한 유한요소모델 및 대리모델 간의 평균 절대오차를 Table 3에 나타내었다. 모두 1이하로 0에 근접하는 값을 가지므로 구성된 모델이 결과를 잘 예측하는 것에 대한 신뢰도가 높다고 판단되어진다. 특히 대리모델과 유한요소모델의 평균절대오차가 0.0405로 0에 매우 근사하므로 대리모델과 유한요소모델의 적합도가 높은 것을 확인할 수 있다. 대칭 평균 절대 백분율 오차는 식 (16)을 통해 계산된다. 여기서 y_i 는 실험값, \hat{y}_i 는 인공신경망의 예측값, N 은 데이터의 개수를 나타낸다. 대칭 평균 절대 백분율 오차는 0에서 2사이의 값을 가지며, 0에 가까울수록 신뢰성이 있다[16,17].

$$SMAPE = \frac{2}{N} \sum_i \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{(|y_i| + |\hat{y}_i|)} \quad (16)$$

Table 4에 대칭 평균 절대 백분율 오차를 비교하여 나타내었고 모두 0에 매우 근접한 수치를 나타낸다. 두 가지의

Table 3. Comparison of MAE between ANN, FEM and experiment

	MAE
ANN - Experiment	0.7945
ANN - FEM	0.0405
Experiment - FEM	0.8152

Table 4. Comparison of SMAPE between ANN, FEM and experiment

	SMAPE
ANN - Experiment	0.07513
ANN - FEM	0.0042
Experiment - FEM	0.0755

성능 평가 지표의 결과에 따라 인공지능망 기법을 적용한 대리모델을 통해 역추정과정으로 획득한 교정 파라미터와 그 결과값이 신뢰성을 가진다는 것을 확인하였다.

4. 결 론

본 연구에서는 일방향 복합재료의 낙중시험에 대한 유한요소 모델의 파손 거동 및 흡수에너지 예측의 정확도를 개선시키기 위해 유한요소 해석과 인공지능망을 통한 교정 파라미터 역추정에 대한 연구를 수행하였고 다음과 같은 결과를 도출하였다.

(1) 적층 복합재료의 구성방법을 단층 및 다층 셀 요소로 달리 구성한 유한요소해석을 수행하였다. 흡수에너지에 대한 예측은 두 모델 모두 미흡하지만, 각 적층판에서의 파손과 층간분리 현상을 구현하는데 유리한 다층 셀 요소로 구축한 유한요소 모델이 더 적합하다고 판단된다.

(2) 다층 셀 요소 모델의 MAT_54 재료모델의 5가지 교정 파라미터에 대한 훈련 및 시험데이터를 각각 50개씩 추출하였다. 그에 대한 해석결과인 흡수에너지 곡선을 획득하여 훈련과 시험, 검증용 통해 인공지능망 대리모델을 구축하였다.

(3) 유전자 알고리즘을 이용하여 실험결과에 대해 절대 평균오차가 최소가 되는 교정 파라미터를 역추정을 통해 획득하였다. 그 결과를 인공지능망 대리모델과 유한요소 모델에 대입하여 얻은 총 흡수 에너지량은 각각 17.264 J, 17.3 J로, 모두 실험결과에 비해 약 1%의 오차를 가지므로 예측의 정확도를 향상시킬 수 있음을 확인하였다. 회귀모델의 성능지표인 절대 평균 오차와 대칭 평균 절대 백분율 오차로 평가하여 획득한 파라미터의 신뢰성을 확보하였다.

인공지능망과 역추정기법은 기존의 시행착오법을 적용했을 때 보다 더 결과의 정확도가 높은 해석모델을 효율적으로 구축할 수 있음을 확인하였다. 따라서 본 연구에서의 교정 파라미터와 같이 실험으로 획득하기 어렵거나, 영향도가 불분명한 파라미터를 획득하기 위한 효과적인 대안이 될 수 있으리라 판단된다. 향후 다양한 재료와 충돌 실험 조건에서 본 연구에서 제시한 파라미터 역추정 기법의 유효성에 추가 검증이 필요하다고 판단되며, 연구를 수행할 예정이다.

후 기

이 과제는 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음.

REFERENCES

- Kim, K.S., and Park, S.J., "Technique Status of Carbon Fibers-reinforced Composites for Aircrafts," *Elastomers and Composites*, Vol. 46, No. 2, 2011, pp. 118-124.
- Kwon, D.J., and Nam, S.Y., "A Review of Structural Batteries with Carbon Fibers," *Applied Chemistry for Engineering*, Vol. 32, No. 4, 2021, pp. 361-370.
- Heimbs, S., Heller, S., Middendorf, P., Hähnel, F., and Weiße, J., "Low Velocity Impact on CFRP plates with Compressive Preload: Test and Modelling," *International Journal of Impact Engineering*, Vol. 36, Issues 10-11, 2009, pp. 1182-1193.
- Cherniaev, A., Butcher, C., and Montesano, J., "Predicting the Axial Crush Response of CFRP Tubes using Three Damage-based Constitutive Models," *Thin-Walled Structures*, Vol. 129, 2018, pp. 349-364.
- Feraboli, P., Wade, B., Deleo, F., Rassaian, M., Higgins, M., and Byar, A., "LS-DYNA MAT54 Modeling of the Axial Crushing of a Composite Tape Sinusoidal Specimen," *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, Vol. 42, Issue 11, 2011, pp. 1809-1825.
- Postel, M., Bugdayci, B., Kuster, F., and Wegener, K., "Neural Network Supported Inverse Parameter Identification for Stability Predictions in Milling," *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, Vol. 29, 2020, pp. 71-87.
- Woo, M.A., Lee, S.M., Lee, K.H., Song, W.J., and Kim, J., "Application of an Artificial Neural Network Model to Obtain Constitutive Equation Parameters of Materials in High Speed Forming Process," *Transactions of Materials Processing*, Vol. 27, No. 6, 2018, pp. 331-338.
- Ahmad, F., Abbassi, F., Park, M.K., Jung, J.W., and Hong, J.W., "Finite Element Analysis for the Evaluation of the Low-velocity Impact Response of a Composite Plate," *Advanced Composite Materials*, Vol. 28, No. 3, 2019, pp. 271-285.
- Laaouidi, H., Tarfaoui, M., Nachtane, M., and Trihi, M., "Energy Absorption Characteristics in Hybrid Composite Materials for Marine Applications under Impact Loading: Case of Tidal Current Turbine," *International Journal of Energy Research*, Vol. 45, No. 4, 2020, pp. 5894-5911.
- Hallquist, J., *LS-DYNA® Keyword User's Manual*, Livermore Software Technology Corporation., Livermore, 2006.
- Smarrazzo, A., Guida, M., Marulo, F., Coppola, M., and Moli-tierno, R., "Failure Propagation Controlling for Frangible Composite Canister Design," *Applied Sciences*, Vol. 12, No. 23, 2022, pp. 12220.
- Camargo, F.V., Pavlovic, A., Schenal, E.C., and Fragassa, C., "Explicit Stacked-Shell Modelling of Aged Basalt Fiber Reinforced Composites to Low-Velocity Impact," *Composite Structures*, Vol. 256, 2021, pp. 113017.
- Menna, C., Asprone, D., Caprino, G., Lopresto, V., and Prota, A., "Numerical Simulation of Impact Tests on GFRP Composite Laminates," *International Journal of Impact Engineering*, Vol. 38, Issues 8-9, 2011, pp. 677-685.
- Barclay, D., Thompson, R., and Higgins, C., "The Partial Least Squares (PLS) Approach to Causal Modelling: Personal Computer Adoption and Use as an Illustration," *Technology Studies*, Vol. 2, No. 2, 1995, pp. 284-324.
- Lee, S.C., and Kim, J., "Acquisition of Parameters for Impact

- Damage Analysis of Sheet Molding Compound Based on Artificial Neural Network,” *Composite Research*, Vol. 34, No. 2, 2021, pp. 115-122.
16. Byun, H.B., and Kim, J., “Estimating Strain Rate Dependent Parameters of Cowper-Symonds Model Using Electrohydraulic Forming and Artificial Neural Network,” *Transactions of Materials Processing*, Vol. 31, No. 2, 2022, pp. 81-88.
 17. Shin, K.H., Kim, C., Nam, S.H., Park, S.J., and Yoo, S.S., “Estimation Method of Predicted Time Series Data Based on Absolute Maximum Value,” *Journal of Energy Engineering*, Vol. 27, No. 4, 2018, pp. 103-110.