

대형 상용차용 독립 현가부품 플래쉬 부피 예측 모델 개발

박지우^{1,*}

Development of Flash Volume Prediction Model for Independent Suspension Parts for Large Commercial Vehicles

J. W. Park

(Received November 17, 2023 / Revised November 27, 2023 / Accepted November 27, 2023)

Abstract

Recently, independent suspension systems have been applied not only to passenger cars but also to large commercial vehicles. Therefore, the need for research to domestically produce such independent suspensions for large commercial vehicles is gradually increasing. In this paper, we conducted research on the manufacturing technology of the relay lever, which are integral components of independent suspension systems for large commercial vehicles. Our goal was to reduce the flash volume generated during the forging process. The shape variables of the initial billet were adjusted to find proper forming conditions that could minimize flash volume while performing product forming smoothly. Shape variables were set as input variables and the flash volume was set as an output variable, and simulations were carried out to analytically predict the volume of the flash area for each variable condition. Based on the data obtained through numerical simulations, a regression model and an artificial neural network model were used to develop a prediction model that can easily predict the flash volume for variable conditions. For the corresponding prediction model, a goodness of-fit test was performed to confirm a high level of fit. By comparing and analyzing the two prediction models, the high level of fit of the ANN model was confirmed.

Keywords : Relay lever manufacturing, Regression model, Artificial neural network, Numerical simulation, Flash volume

1. 서론

자동차는 현대인의 일상에서 빠져서는 안될 중요한 필수 요소 중 하나로 모든 사람들이 항상 활용하고 있다. 특히, 차량에서 보내는 시간이 늘어남에 따라 탑승자의 승차감의 중요성이 대두되어왔다. 차량의 승차감을 위해 현가장치의 연구 개발 및 개선이 지속적으로 진행되고 있다[1-3]. 차량의 현가장치의 경우 주행 중에 발생하는 충격을 흡수하는 시스템으로 운전자의 승차감과 차량의 주행 안정성을 확보할 수 있는 장치이다. 이러한 현가장치의 경우, 일체식 현가장치와 독립식 현가장치로 나뉜다. 일체식 현가장치는 단순한 형태로 설계되어 쉽게 제작

할 수 있으나 무게가 무겁고 승차감이 떨어진다. 반면, 독립식 현가장치의 경우 전체 시스템의 중량이 낮고, 바퀴의 접지성이 우수해 차량의 안정성과 좋은 승차감을 가진다. 하지만 높은 조종안정성 및 승차감을 위해 복잡한 형태로 구성되어 있으며, 요소 부품이 많아 제품의 성형기술력이 필수적이다. 대다수의 승용차의 경우, 독립 현가장치가 적용되어 있어 높은 수준의 주행 안정성을 가지고 있다. 반면, 버스와 같은 대형 상용차의 경우 제한적인 형태로 독립 현가장치가 부착되어 있어 상용화가 진행 중이다. 또한, 독립 현가 시스템에 구성 요소 부품들이 대다수 수입 제품으로 수리 및 유지보수를 하기에 어려움이 있다. 최근 내연기관 차량에서 전기차로의 패러다임 전환이 일어나고 있으며, 이에 따른 대형 전기 버스에 대한 수요가 폭발적으로 증가하고

1. 한국생산기술연구원, 전북본부, 선임연구원
*Corresponding Author: Korea Institute of Industrial Technology,
E-mail: pjwoo@kitech.re.kr, ORCID: 0000-0002-2240-5370

있는 추세를 보이고 있다. 이러한 추세에 발맞추어 주요 전기 버스 요소 부품에 대한 연구개발이 요구되고 있다[4, 5].

현가장치는 차축과 차체를 연결하여, 주행 중에 차축이 노면으로부터 받는 진동이나 충격이 차체에 직접 전달되지 않도록 하여 차체나 적재물의 손상을 방지하고 승차감을 향상시키는 장치를 의미한다. 현가장치는 구동바퀴의 발생 동력이나, 제동 시 각 바퀴의 제동력을 차체에 전달하고 선회할 때의 원심력을 견디기 때문에 노면으로 받은 충격을 완화하기 위해 상하방향으로 유연하게 결합되어야 한다. 또한, 바퀴의 고동력과 제동력, 그리고 선회시의 원심력 등에 견딜 수 있도록 수평방향으로 견고함을 가져야 하므로, 차량에 있어 매우 핵심적인 부품이다. 기존의 일체식 현가장치의 경우, 구조가 단순하고 제작비용이 싼 장점이 있다. 다만 전체 중량이 무겁고, 횡방향의 진동이 발생하기 쉬워 승차감과 조종안정성이 떨어진다는 단점이 있다. 반면, 독립식 현가장치의 경우, 전체 중량 및 스프링 질량이 낮고, 노면에 대한 바퀴의 접지성이 우수해 승차감과 조종 안정성이 우수하다[6, 7]. 하지만, 요소 부품의 개수가 많아지고, 높은 수준의 부품 정밀도가 요구되어 기술력이 뒷받침되어야 한다. 이러한 기술력 확보를 위해, 부품회사와 연구소, 수요기관이 연계하여 개별 부품 공정 개발을 진행하고, 최적화 및 시스템화를 위한 연구개발이 수행되고 있다[8]. 이러한 연구개발의 일환으로, 독립 현가장치에 들어가는 요소 부품 중 하나인 릴레이 레버(Relay lever) 제품을 성형하기 위한 해석적 연구를 진행하였다. 본 연구에서는 고온 단조 성형으로 제작되는 릴레이 레버 제품의 공정 설계를 위해, 해석적으로 실제 제품의 형상 성형가능성을 검토하였다. 실제 최종 제품 형상을 3D 모델링하여, 단조 금형을 역 설계하여 공정 설계를 진행하였다. 해석적 연구를 기반으로 해당 제품에 대한 성형타당성을 확인한 후, 공정 최적화를 위한 연구를 진행하였다. 단조 공정에는 실제 제품 주변에 플래쉬가 발생하며, 성형 공정 이후 플래쉬 부분은 가공을 통해 제거된다. 이러한 플래쉬 부분은 재료가 낭비되는 부분으로 플래쉬 부피가 작으면 작을수록 비용이 줄어들게 된다. 따라서, 본 연구에서는 해석적으로 설계된 단조 공정을 기반으로, 초기 빌렛 형상 변수에 따라 플래쉬 부피를 예측하였다. 실제 모든 공정을 예측할 수 없기 때문에, 3개의

변수들을 3수준으로 정의하여 3요소-3수준 완전 요인 설계 기법을 활용해 총 27가지의 성형 조건을 정의하였다. 정의된 조건에 맞는 성형 해석을 수행하여, 27개의 성형 결과 데이터(출력변수-플래쉬 영역의 부피)를 확보하였으며, 이 데이터들을 학습데이터로 활용된 결과 예측 모델을 개발하였다. 우선 회귀모델을 활용하여 해당 데이터에 대한 결과 예측 모델을 개발하였고, 추가적으로 상위 개념의 학습 모델인 인공신경망 학습 모델을 구성하여 각 예측 모델에 대한 적합성과 예측가능성을 검토하였다.

2. 성형 해석

2.1 성형 해석 조건

본 연구는 대형 상용차에 들어가는 독립 현가장치의 요소부품 중 하나인 릴레이 레버를 제작하기 위해서 해석적으로 고온 단조 성형 공정을 구현하였다. Fig. 1에 타겟 제품 형상인 릴레이 레버의 3D 모델링을 나타내었다. 해당 모델링은 실제 제품을 기반으로 설계되었으며, 제품 형상을 기반으로 단조 공정을 위한 상부 금형, 하부 금형을 역 설계(Reverse engineering) 기법을 이용하여 모델링 하였다. 역 설계된 상부 및 하부 금형은 Fig. 2에 나타내었다. 또한, 단조 성형의 경우 일반적으로 원통형의 빌렛(Billet)을 사용해 제품을 만든다. 본 논문의 목적형상인 릴레이 레버와 같이 삼각형 형태로 구성되어 있는 경우, 별도의 초기 빌렛 형상을 가공하거나 굽힘 공정을 통해 구부러 성형을 수행하게 된다. 본 연구에서는 원통형 빌렛을 굽혀 성형을 진행하였다. 성형 해석은 상용 해석 프로그램인 Deform-3D를 사용하였다. 모델링한 초기 빌렛 형상과 상부/하부 금형을 활용하여 단조공정을 구현하였으며, 구현된 단조 공정은 Fig. 3에 나타내었다. 해석의 경우 상부/하부 금형은 모두 강체(Rigid body)로 가정하였으며, 초기 빌렛은 변형이 가능한 솔리드 요소로 구성하였다. 초기 빌렛의 소재는 SCM440 재질이며, 해당 소재의 물리적 특성은 Deform-3D의 라이브러리를 활용하여 확보하였다. 하부 금형에는 고정 조건을 부여하고, 상부 금형은 높이 방향으로 하부 금형과 2mm 이내의 거리가 될 때까지 하강하도록 운동조건을 설정하였다. 실제 성형 공정을 고려하여, 초기 빌렛의 초기 온도는 약 1200 °C로 설정하였으며, 각 금형의 온도는 약 300 °C로 설정하였다. 각 금형과

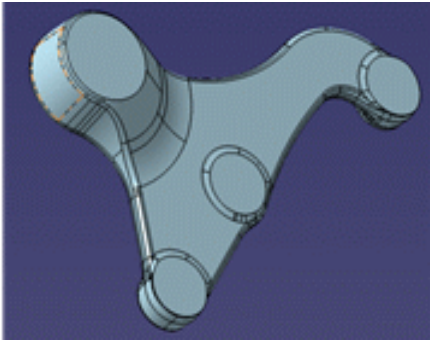


Fig. 1 3D modeling of target product(relay lever)

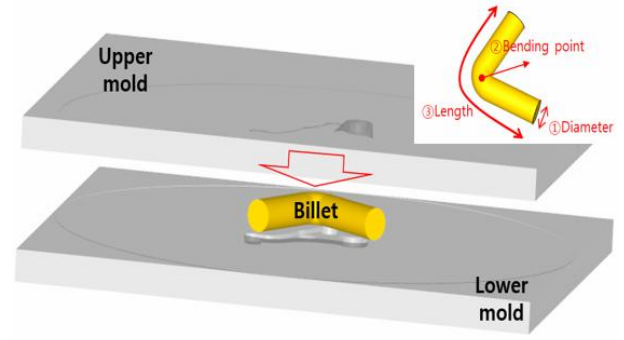


Fig. 3 Forging simulation configuration for relay lever

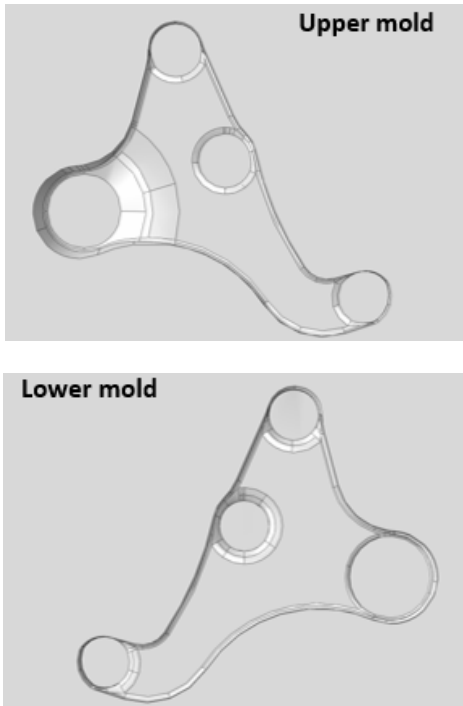


Fig. 2 Shape of upper and lower mold for relay lever

Table 1 Orthogonal array for parameters

X ₃	X ₁	85			90			100		
	X ₂	0.3	0.4	0.5	0.3	0.4	0.5	0.3	0.4	0.5
500	1	4	7	10	13	16	19	22	25	
600	2	5	8	11	14	17	20	23	26	
700	3	6	9	12	15	18	21	24	27	

X₁ : Diameter(mm) X₂ : Bending point X₃ : Length(mm)

3요소 3수준 완전요인설계를 활용하였다. 3수준 3요소 완전요인설계에 의거하여 학습에 활용할 데이터는 총 27개로 결정하였다.

결정된 입력변수는 단조성형에 활용되는 초기 빌렛의 형상설계 변수를 사용하였다. 우선 초기 원통형 빌렛의 직경과 길이가 최종 제품의 형태에 따라서 결정되기 때문에, 해당 2가지 변수를 알맞은 형태로 결정하여 사용하였다. 마지막 변수는 앞서 설명한바와 같이 릴레이 레버의 경우 초기 빌렛 형상을 구부려 단조성형을 수행하기 때문에, 굽힘이 적용되는 기준 위치로 선정하였다. 따라서 최종적으로 정리된 형상설계변수는 초기 원통형 빌렛의 직경, 초기 원통형 빌렛의 길이, 구부러진 빌렛의 굽힘 기준점 3개로 결정하였다. 결정된 27개의 성형 조건은 Table 1에 정리하였다. 해당 설계변수들을 활용하여 예측하고자 하는 출력변수로는 나타나는 플래시 영역의 부피를 선정하였다.

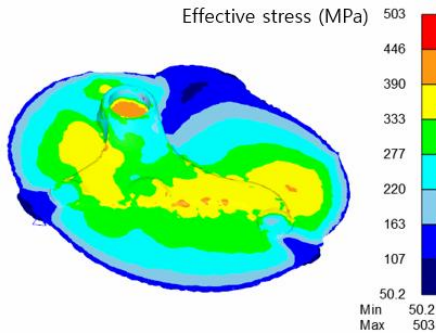
소재사이의 전단 마찰계수는 열간 단조 공정임을 고려하여 0.3으로 가정하였다.

2.2 3요소 3수준 완전요인설계

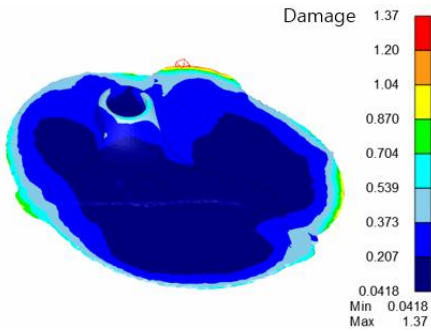
본 연구는 해석 결과를 기반으로 결과를 예측하는 모델을 개발하는 것을 목적으로 한다. 따라서 예측 모델에 활용하기 위한 데이터베이스 구축이 필요하다. 회귀모델이나 ANN 모델에 학습하기 위한 데이터는 많으면 많을수록 좋으나, 현실적으로 시간적 비용을 고려하여 변수의 개수 및 수준을 최소화하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 변수를 3가지로 선정하고, 각 변수 별로 3단계의 수준으로 결정하여

2.3 성형 해석 결과

앞서 정리한 해석 조건을 토대로 총 27개의 성형 해석을 수행하였다. Fig. 4에 단조 성형 해석 조건 중 11번 case에 대한 결과를 도시하였다. 전체적인 해석 결과를 목적형상과 비교하여 검토하면 실제 제품과 동일한 형상을 나타내는 것을 확인하였다. Fig. 4(a)에



(a) Effective stress distribution



(b) Damage distribution

Fig. 4 Numerical simulation results

응력 분포를 나타냈으며, Fig. 4(b)에는 damage 분포를 나타내었다. 확인된 최대 응력 값은 약 503 MPa로 나타났고, 최대 damage 값은 약 1.37 수준으로 나타났다. 해석 결과를 살펴 보면, 높은 Damage가 나타나 과단이 일어날 가능성이 있는 부분은 모두 제품과 관계없는 플래쉬 영역에서 나타나는 것을 확인할 수 있다. 나머지 26개의 해석결과에서도 전반적으로 유사한 결과를 확인하였으며, 단조 성형 공정에 미 증진은 발생하지 않았다. 획득한 27개의 해석 결과에서 타겟 제품 형상 모델링에서 가장 바깥부분을 기준으로 절단용 더미 형상을 모델링하였으며, 해당 더미 형상을 활용해 해석 결과에서 제품부분을 커팅하여 플래쉬 영역의 부피를 측정하였다. Fig. 5에 커팅 전/후 결과를 나타내었다. 커팅이 완료된 플래쉬 영역의 부피를 측정하여 Table 2에 결과를 정리하였다.

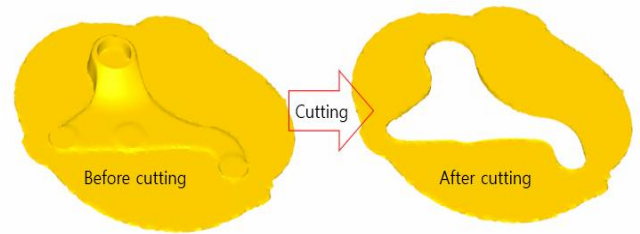


Fig. 5 Shape of simulation result after cutting process

Table 2 Summary dataset for flash volume

	Dataset for flash volume (unit : mm ³)		
	original	regression	ann
1	1066970	1092961	1069981
2	1415950	1363304	1424111
3	1676740	1742544	1676985
4	969059	1050328	980408
5	1402530	1375387	1333986
6	1831030	1809345	1849374
7	975492	951505	983797
8	1392520	1331281	1383365
9	1806320	1819955	1828812
10	1350870	1282812	1335301
11	1669330	1552398	1638790
12	1924130	1930883	1923364
13	1271230	1266644	1266791
14	1299440	1618733	1413073
15	2201500	2079720	2178307
16	1269210	1266644	1266967
17	1719100	1628878	1687064
18	2094270	2172367	2106480
19	1893730	1931482	1905078
20	2166960	2199556	2164767
21	2507790	2576528	2536561
22	2056690	1968245	2055122
23	2346670	2374393	2338573
24	3051520	2889439	3015717
25	1906190	1948818	1913625
26	2524470	2493039	2527258
27	3073640	3146159	3073242

3. 결과 예측 모델

3.1 회귀 예측 모델

우선 앞의 해석으로부터 획득한 데이터를 학습

데이터로 활용하여 결과를 예측하는 회귀 모델을 구성하였다. 각 변수들이 3수준으로 정의되었기 때문에 2차 비선형 회귀 모델을 활용하였으며, 각 변수들 간의 상호작용 효과도 고려하였다. 회귀모델을

Table 3 Regression coefficient

coefficient	value	coefficient	value
β_0	2.7120	β_6	2.587E-6
β_1	-0.0986	β_7	-1.0690
β_2	8.520E-4	β_8	0.0198
β_3	-1.3350	β_9	-7.993E-5
β_4	0.0045	β_{10}	2.640E-4

활용한 연구의 경우 이전 논문[9, 10]를 토대로 동일한 방식으로 진행하였으며 활용한 비선형 회귀모델 식은 다음과 같다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2 + \beta_3 X_2 + \beta_4 X_2^2 + \beta_5 X_3 + \beta_6 X_3^2 + \beta_7 X_1 X_2 + \beta_8 X_2 X_3 + \beta_9 X_3 X_1 + \beta_{10} X_1 X_2 X_3 + \varepsilon \quad (1)$$

여기서,

- y = 플래쉬 영역 부피(종속변수)
- X_1 = 초기 빌렛의 직경(독립변수1)
- X_2 = 빌렛의 굽힘 기준점(독립변수2)
- X_3 = 초기 빌렛의 길이(독립변수3)
- β = 회귀계수
- ε = 오차

를 의미한다. 회귀분석을 통해 획득한 회귀 계수 값은 Table 3에 정리하였다. 완성된 회귀모델을 토대로 해당 모델의 적합도를 검토하기 위해 결정계수(R-squared value, R^2)와 정규화된 평균제곱근오차(Normalized root mean square error, NRMSE)를 계산하였다. 계산된 결정계수의 경우, 회귀모델이 각 데이터들을 얼마나 잘 설명할 수 있는지를 나타내는 지표로 0에서 1사이 값을 가지며, 1에 가까울수록 높은 적합성을 의미한다. 평균제곱근오차는 직관적으로 오차 수준을 판단할 수 있는 지표로 작으면 작을수록 높은 적합도를 나타낸다. 각 지표들의 계산법은 아래와 같다[9, 10].

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum(y_i - \bar{y})^2}{n}} \cdot \frac{1}{(y_{max} - y_{min})} \quad (3)$$

여기서, y_i 는 학습 데이터, \hat{y}_i 는 예측 데이터, \bar{y} 는 학습 데이터의 평균값, n 은 학습 데이터의 개수, y_{max} 는 학습 데이터 중 최대값, y_{min} 은 학습 데이터 중 최소값을 나타낸다. 이를 토대로 결정계수 값은 약 0.9739, NRMSE 값은 약 0.0429로 계산되었다. 이는 97% 이상의 높은 적합도와 0.04 수준의 낮은 오차 값을 의미하며, 이는 비선형회귀모델의 결과 예측의 유효성이 충분함을 뜻한다.

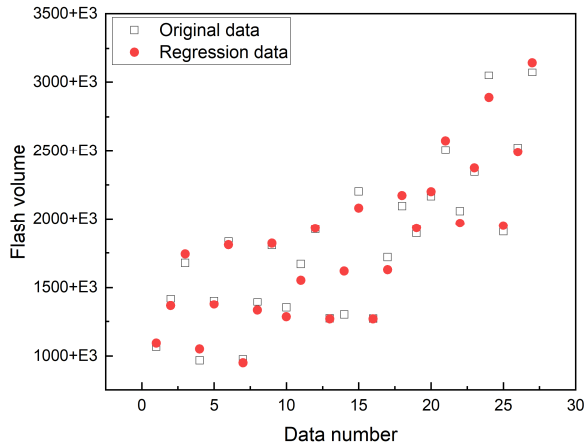
3.2 인공신경망 학습모델

앞서 수행한 회귀모델과 더불어 보다 진보된 형태의 예측모델인 인공신경망(Artificial neural network) 학습 모델을 활용하여 동일한 학습데이터에 대한 예측 모델의 적합성을 검증하였다. 숫자로 이루어진 결과 데이터를 학습 모델을 기반으로 예측하는 가장 간단한 형태인 ANN 모델을 구성하였다. 이러한 ANN 모델은 입력층과 출력층, 그리고 그 사이의 숨겨진 층(Hidden layer)로 구성되는데 이 숨겨진 층을 어떻게 구성하느냐에 따라 학습 모델의 결과가 달라진다. 본 논문에서는 2개의 층으로 구성된 ANN 모델을 구성하였으며, 1층의 경우 20개의 뉴런, 2층은 5개의 뉴런으로 선정하여 학습을 진행하였다. 본 연구에서 학습 모델은 파이썬 프로그램으로 코딩하였으며 ANN 학습라이브러리를 활용하였다.

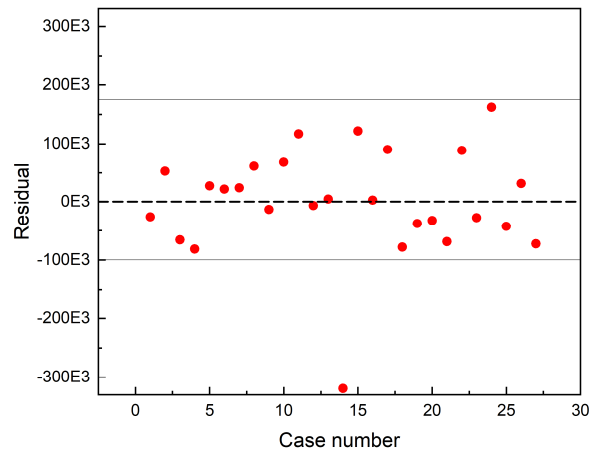
앞의 회귀모델과 동일하게 결정계수와 정규화된 평균제곱근오차를 계산하였다. 결정계수의 경우, 약 0.9971로 매우 높은 수준의 적합도를 확인할 수 있다. 이는 거의 대부분의 데이터에서 99% 이상의 높은 적합도를 보인다는 것을 의미한다. 정규화된 평균 제곱근 오차 또한 약 0.0142 수준으로 회귀모델의 3분의 1 수준으로 나타났다. 이는 회귀모델에 비해 훨씬 높은 수준의 적합도를 인공신경망 모델이 가지고 있음을 의미한다.

3.3 모델 비교 분석

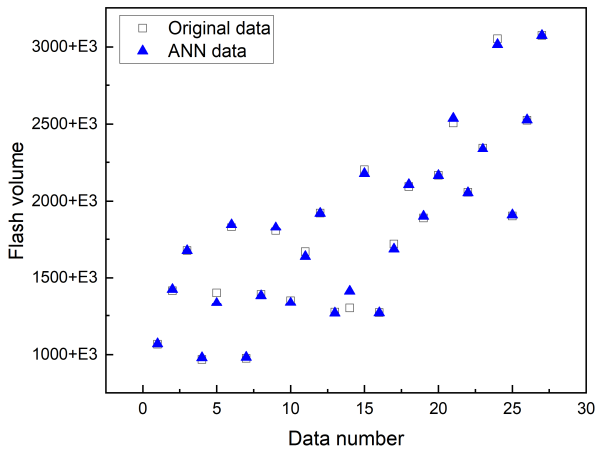
회귀모델 및 ANN 학습 모델을 통해 예측된 데이터 값은 Table 2에 원본 데이터와 같이 비교하여 정리하였다. 보다 정확한 비교를 위해 각 데이터와 오차 값을 그래프로 나타내었다. Fig. 6에 학습에 활용된 원본 데이터와 회귀모델의 예측 데이터, ANN 모델의 예측 데이터를 그래프로 비교하였다. Fig. 6(a)의 경우 회귀 모델이 원본 데이터를 잘 따라가는 경향을 보인다. Fig. 6(b)의 ANN 모델의 경우 원본 데이



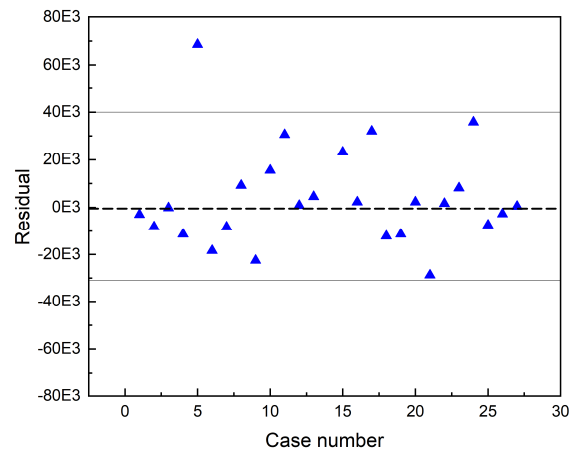
(a) regression vs original



(a) Regression model



(b) ANN vs original



(b) ANN model

Fig. 6 Graphical validation for prediction data

Fig. 7 Residual plot for each model

터와 거의 일치하는 높은 수준의 적합도를 보여주고 있음을 확인할 수 있다. 추가적으로 오차수준을 검토하기 위해 각 데이터들의 오차 값을 그래프로 나타내었다. Fig. 7(a)에 회귀 모델의 오차 수준을 도시하였다. 14번 데이터에서 약 24.57 %의 최대 상대 오차 수준을 나타내는 것을 제외하면 전반적으로 약 100000 mm³ 이내의 오차 수준을 보여준다.

Fig. 7(b)의 ANN 모델의 오차 수준 그래프를 확인해보면 5번 데이터에서 약 8.74 %의 최대 상대 오차 수준을 보여준다. 이 데이터를 제외하면 전반적으로 약 30000 mm³ 이내의 오차 수준을 확인할 수 있다. 이러한 결과를 토대로 Table 4에 회귀 모델과 ANN 모델의 적합도 검정 결과 및 상대 오차 수준을 정리하였다. 표에서 확인할 수 있듯이 회귀 모델에 비하여 ANN 모델이 훨씬 높은 적합도 및 현저히 낮

Table 4 Summary of goodness-of-fit test

	Regression	ANN
R^2	0.9739	0.9971
NRMSE	0.0429	0.0142
Maximum relative error	24.5716 %	8.7448 %
Minimum relative error	0.2022 %	0.0129 %

은 상대오차 수준을 나타내었으며, ANN 모델의 활용한 예측 모델의 활용성이 높을 것으로 예상된다. 다음 연구로 학습용 데이터뿐만 아니라 랜덤 테스트를 위한 데이터 셋을 해석적으로 확보하여, 임의의 값(Random data)에 대해서도 어느 정도의 예측력을 나타내는지에 대한 연구를 진행할 계획이며, 최종적으로는 예측모델 기반 최적화 설계를 진행하여 플래쉬 부피 저감 최적화를 추진할 계획이다.

4. 결 론

본 연구에서는 대형 상용차용 독립 현가시스템 국산화 연구개발의 일환으로 독립 현가장치의 주요 부품 중 하나인 릴레이 레버의 플래쉬 영역 부피를 저감하기 위해 성형 공정 예측을 위한 해석 및 예측 모델 개발을 진행하였다. 이에 따른 논문의 결과를 다음과 같이 정리하였다.

(1) 유한요소해석을 기반으로 릴레이 레버 열간단조 해석 공정을 구현하였으며, 해석 결과를 학습기반 예측 모델의 학습 데이터로 활용하기 위해 3요소-3수준 완전요인배치법을 통해 27개의 해석 결과를 획득하였다.

(2) 해석결과에서 실제 제품의 형상만큼의 영역을 잘라내기 위한 커팅 공정을 추가적으로 수행하였고, 커팅 공정이 완료된 플래쉬 영역의 부피만을 측정하여 학습데이터의 출력변수로 활용하였다.

(3) 2차 비선형 회귀모델을 활용하여 예측 모델을 구성하였고, 추가적으로 인공신경망 학습모델을 활용한 예측 모델을 개발하였다. 두 예측 모델의 적합성을 확인하기 위해 결정계수와 평균제곱근오차를 계산하였다. 결정계수의 경우 회귀모델이 약 0.9739, 인공신경망 모델이 약 0.9971로 나타났다. 평균제곱근 오차의 경우 회귀모델이 약 0.0429, 인공신경망 모델이 약 0.0142로 계산되었으며, 오차 값과 예측 값을 그래프로 정리하여 비교하였을 때, 인공신경망 모델이 높은 수준의 적합도를 나타내는 것을 확인하였다.

(4) 후속 연구로는 완성된 예측 모델을 기반으로 최종 제품의 플래쉬 부피를 최소화할 수 있는 최적화 연구 및 랜덤 샘플링 데이터에 대한 적합도 수준 검토를 지속적으로 진행하고, 후속 연구로 실제 제품과의 비교를 통해 해석결과를 검증하고 공정 최적화에 관한 연구를 계획 중이다. 이러한 연구를 토대로 실제 독립 현가장치 부품 제조 공정의 비용 절감에 도움이 될 것으로 예상된다.

후 기

본 연구는 산업통상자원부의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원(P0018566, 2021년 자동차산업기술개발)으로 수행되었습니다. 이에 관계자 여러분께 감사드립니다.

REFERENCES

- [1] L. Lv, J. H. Wang, S. Chen, K. B. Yang, 2019, Ride Comfort Simulation of Electric Vehicle, *Int. J. Intell. Inf. Syst.*, Vol. 8, No. 1, pp. 18-25, 10.11648/j.ijis.20190801.14
- [2] M. S. Hyun, J. M. Yoon, G. W. Lee, S. C. Park, D. O. Kang, S. J. Heo, 2020, Study on Suspension Bush Model for Predicting Frequency and Amplitude Dependent Nonlinear Dynamic Characteristics, *Trans. Kor. Soc. Automot. Eng.*, Vol. 28, No. 9, pp. 621-628, 10.7467/KSAE.2020.28.9.621
- [3] V. Changoski, I. Mircheski, D. Danev, 2022, Improving ride comfort by optimising suspension system of an electric street sweeper, *Mater. Sci. Eng.*, Vol. 1271, pp. 012029, 10.1088/1757-899X/1271/1/012029.
- [4] K. H. Suh, H. S. Yoon, 2018, Design optimization of a rear independent suspension for the Korean light tactical vehicle, *Int. J. Automot. Technol.*, Vol. 19, pp. 245-252, 10.1007/s12239-018-0023-2.
- [5] J. M. Seo, Y. H. Kim, H. S. Byun, 2018, Thermal Management System Development in EV BUS Using Electronic Device Heat, *Proceeding of KSAE 2018 Annual spring conference*, pp. 1344-1350.
- [6] R. Lopes, B. V. Farahani, F. Queirós de Melo, P. M. G. P. Moreira, 2023, A Dynamic Response Analysis of Vehicle Suspension System, *Appl. Sci.*, Vol. 13, pp. 2127, <https://doi.org/10.3390/app13042127>
- [7] J. M. Seo, Y. H. Kim, H. S. Byun, 2018, Thermal Management System Development in EV BUS Using Electronic Device Heat, *Proceeding of KSAE 2018 Annual spring conference*, pp. 1344-1350.
- [8] B. S. Bae, J. Y. Lee, M. Y. Kim, H. J. Yim, 2017, Analysis on Improvement for Garage Shift Quality of Independent Rear Suspension of Front Engine Rear Wheel Drive Vehicle, *Trans. Kor. Soc. Automot. Eng.*, Vol. 25, No. 4, pp. 430-439, 10.7467/KSAE.2017.25.4.430
- [9] J. W. Park, M. G. Kil, J. S. Yoon, B. S. Kang, K. Lee, 2017, Development of Prediction Model for Flexibly-reconfigurable Roll Forming based on Experimental Study, *Trans. Mater. Process*, Vol. 26, No. 6, pp. 341-

347, <https://doi.org/10.5228/KSTP.2017.26.6.341>
[10] J. W. Park, J. S. Yoon, J. Kim, B. S. Kang, 2016,
Shape Prediction of Flexibly-reconfigurable Roll

Forming Using Regression Analysis, Trans. Mater.
Process, Vol. 25, No. 3, pp. 182-188,
<https://doi.org/10.5228/KSTP.2016.25.3.182>