

프로그레시브 메타모델을 이용한 3세대 초고장력강판 적용 차체 부품의 스프링백 예측 방법론

윤재익^{1,#} · 오규환¹ · 이석렬² · 유지홍¹ · 김태정¹

Methodology of Springback Prediction of Automotive Parts Applied 3rd Generation AHSS Using the Progressive Meta Model

J. I. Yoon, K. H. Oh, S. R. Lee, J. H. Yoo, T. J. Kim

(Received July 15, 2020 / Revised July 30, 2020 / Accepted August 10, 2020)

Abstract

In this study, the methodology of the springback prediction of automotive parts applied 3rd generation AHSS was investigated using the response surface model analysis based on a regression model, and the meta model analysis based on a Kriging model. To design the learning data set for constructing the springback prediction models, and the experimental design was conducted at three levels for each processing variable using the definitive screening designs method. The hat-shaped member, which is the basic shape of the member parts, was selected and the springback values were measured for each processing type and processing variable using the finite element analysis. When the nonlinearity of the variables is small during the hat-shaped member forming, the response surface model and the meta model can provide the same processing parameter. However, the accuracy of the springback prediction of the meta model is better than the response surface model. Even in the case of the simple shape parts forming, the springback prediction accuracy of the meta model is better than that of the response surface model, when more variables are considered and the nonlinearity effect of the variables is large. The efficient global optimization algorithm-based Kriging is appropriate in resolving the high computational complexity optimization problems such as developing automotive parts.

Keywords: Springback Response Surface Model Meta Model Kriging Model Advanced High Strength Steels

1. 서론

강화된 환경규제 및 안전규제에 대응하고자 자동차사에서는 다양한 초고강도강 소재를 차체에 적용시켜 차체 경량화 및 충돌 안정성을 향상시키려는 노력을 하고 있다[1-4]. 최근에는 이러한 흐름에 맞춰 기존의 이상조직강(dual phase steel)[5,6] 이나 변태유기소성강(transformation induced

plasticity, TRIP)[7,8] 같은 고강도강 대비 기계적 특성이 우수하면서도 원가경쟁력도 갖춘 Quenching and partitioning강[9,10], 중방간강[11,12], TRIP-aided bainitic ferrite강[13,14] 등 저합금원소 설계 기반 3세대 초고강도 강종들이 개발되고 있다. 그러나, 개발되고 있는 3세대 강종들의 경우 기존 고강도강에 비해 기계적특성은 우수하지만 굽힘성, 디프트로잉성, 신장플랜지성, 형상 동결성 등의 성형성이 열위하여 차체 부품에 적용이 어렵다는 단점이

1. 현대자동차 강판재료개발팀, 책임연구원

2. POSCO 성형연구그룹, 수석연구원

Corresponding Author : Sheet Metal Development Team, Hyundai Motor Company, E-mail: yji0116@hyundai.com

ORCID : 0000-0003-2108-3493

있다[15-23].

특히 차체 부품은 성형 후의 형상동결성이 매우 중요한데, 3세대 초고장력강종들의 경우 스프링백 현상이 과도하여 차체 부품에 적용되는 비율이 아직 낮은 실정이다[24-26].

차체 부품에 3세대 초고장력강판 적용 검토 시, 형상 동결성 확보를 위해 유한요소해석을 이용하여 공정변수를 바꿔 가며 성형성 및 형상 동결성을 검토하고 실제 부품 성형을 통해 결과 비교 후 금형을 수정하는 시행착오를 통해 스프링백을 줄여가는 방식으로 부품 개발을 진행하고 있다. 이 방법은 부품 개발 시 시간 소모 및 비용이 크게 들고, 각 공정변수가 스프링백에 영향을 미치는 정도를 직관적으로 이해하기 어렵다.

또한, 부품 성형 시 드로우 성형, Stake bead 성형, 폼 성형 등의 여러 공법이 적용될 수 있고[27,28], 성형압(blank holder force, BHF), 성형 깊이(draw height, DH), 금형 반경(die radius, DR), 비드 높이(bead height, BH), 마찰력(friction, μ) 등 다양한 공정변수가 존재하며, 스프링백에 복합적인 영향을 미친다[29]. 따라서, 실 부품 성형 시 단순히 몇 가지 변수만 바꿔가며 시행착오를 거쳐 부품의 스프링백을 정확히 예측하기 어렵다.

이를 해결하기 위해, 다양한 공정변수를 고려하여 최적의 스프링백값을 갖는 공정조건을 도출 시, 회귀모델에 기반하여 공정조건을 도출하려는 시도들이 보고되었다[30-32]. 그러나, 회귀모델은 실험 수가 제한적이고, 공정변수가 많으며, 각 변수의 비선형성이 클수록 스프링백을 정확히 예측하기 어렵다는 한계가 있다. 최근에는 설계변수가 많고 비선형성이 큰 문제의 최적해를 찾기 위하여 신경망 기반 메타모델을 도입하여 최적해를 찾으려는 시도가 증가하고 있다[32]. 메타모델은 Radial basis function[33], Kriging[34, 35], Support vector machines[36] 등 단층 신경망을 이용하여 시스템을 모델링 하는 기법이다. 글로벌 최적 조건을 찾아낼 때 주위 실측값들의 상관강도를 고려한 조합을 통해 추정하는 Kriging 모델이 많이 사용된다. 그러나, 3세대 초고장력강판을 적용한 차체 부품 개발 시, 스프링백을 최소화하는 최적 성형 공법 및 공정변수를 찾을 때 메타모델을 적용하는 것에 대한 연구가 많이 이루어 지지 않고 있다.

본 연구에서는 유한요소해석을 통해 Hat-shaped member 성형 시 성형공법 및 공정변수에 따른 스프링백값을 측정한 후, 공정변수간 교호작용을 고려하여 회귀모델 및 Kriging 기법 기반 프로그래시브 메타모델을 구성하였다. 구성한 메타모델의 개략도는 Fig. 1과 같다.

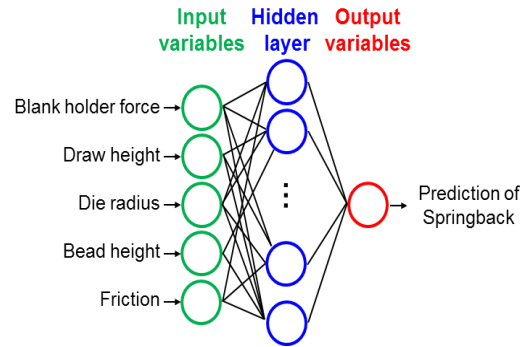


Fig. 1 Schematic diagram of applying neural networks based meta model in springback optimization of automotive parts

구성한 모델들을 이용하여 스프링백을 최소화 할 수 있는 공정조건을 찾고 유한요소해석 결과와 비교하여 각 모델의 스프링백 값 예측 정확도를 비교하였다. 이를 기반으로 차체 부품 성형 시, 스프링백을 최적화 할 수 있는 성형공법 및 공정변수를 제시할 수 있는 방법론을 제안하는 것을 목표로 하였다.

2. 실험 방법

2.1 재료 물성 평가

평가 대상 소재는 3세대 초고장력강판 중 시판되고 있는 인장강도 1180MPa 급, 두께 1.2 mm인 TRIP강을 선정하였다. 유한요소해석에 필요한 재료의 일축인장물성을 구하기 위해 만능시험기 (UTM, Z250, Ziwick/Roell Co., Germany)를 이용하여 ISO6892-1 표준 시험법[37]에 따라 298 K에서 일축인장시험을 수행하였다. 인장시험편은 KS 5호 규격[38]에 따라 폭 25 mm, 표점거리 50 mm, 두께 1.2 mm 로 제작하였다. 인장시험의 경우 변형률 속도 0.001 s^{-1} 로 압연방향 기준 0° , 45° , 90° 의 3가지 방향으로 각 5회씩 수행하였다. 인장시험 중 변형률은 접촉식 신율계를 이용하여 측정하였다.

2.2 유한요소해석

Member류의 기본 형상인 Hat-shaped member의 성형해석을 위해 상용 유한요소해석 프로그램인 AutoForm vR8.0.1을 이용하였다. 유한요소해석 시 성형 공법 별 단면 개략도는 Fig. 2와 같다.

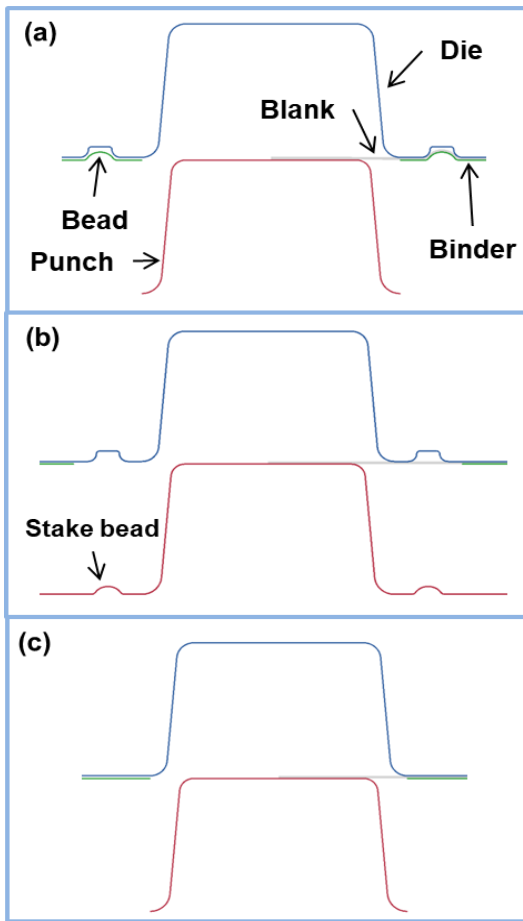


Fig. 2 Schematic diagram of (a) draw type forming, (b) stake bead type forming, and (c) form type forming process for hat-shaped member

Fig. 3 (a)는 Stake bead 성형 공법의 3차원 모델 형상의 예시이다. 해석에 이용한 탄성계수는 210 GPa이고 푸아송비는 0.3이다.

소성물성은 Hill48 항복모델을 이용하여 이방성을 고려하였고, 인장실험 결과에 맞게 Voce-Swift 등방경화모델의 변수를[39] 식 (1)을 이용하여 피팅

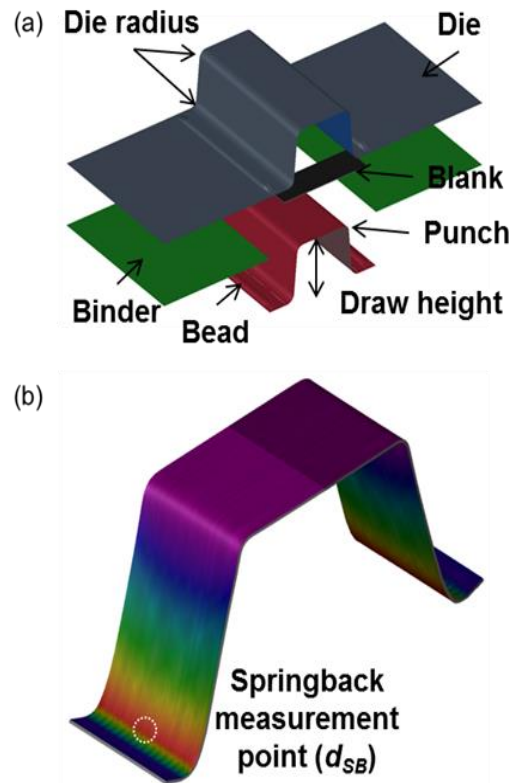


Fig. 3 (a) A model configuration of hat-shaped member forming (3D View), (b) example of the hat-shape channel forming after springback

$$\sigma = (1 - \alpha)\{Y + R_{sat}\{1 - \exp(-m\varepsilon_{pl})\}\} + \alpha\{K(\varepsilon_{pl} + \varepsilon_0)^n\} \quad (1)$$

하였다. 여기서 α 는 Voce, Swift 모델 가중치 상수, Y 는 항복강도, R_{sat} 은 Bounding surface의 등방경화 규칙에 관한 재료 상수, m 은 Voce 모델의 재료 상수, K 는 강도계수, n 은 가공경화지수, ε_{pl} 는 소성진변형률, ε_0 는 소성 시작 시의 진변형률이다.

블랭크의 크기는 압연방향으로 500 mm, 폭 40 mm이고 해석 시 축 대칭 조건을 주어 절반만 해석을 실시하였다. 블랭크의 유한요소는 두께방향으로 11개의 integration points가 있는 삼각형의 fully-integrated shell elements (EPS-11, adaptive mesh, size from maximum 20 mm to minimum 0.3 mm)를 이용하였고, 금형은 모두 강체(rigid body)로 설정하였다. 성형 후 Hat-shaped member의 스프링백량(d_{SB})은 Fig. 3 (b)의 위치에서 측정하였다.

2.3 Kriging 모델

설계 변수 $X = [x_1, \dots, x_m]^T, X \in \mathfrak{R}^{m \times n}$ 및 반응값 $Y = [y_1, \dots, y_m]^T, Y \in \mathfrak{R}^{m \times n}$ 인 경우, Kriging 모델은 식 (2)와 같이 추세항과 편차항의 조합으로 표현될 수 있다[40,41].

$$\hat{y}(x) = \mathbf{F}\boldsymbol{\beta} + Z(x) \quad (2)$$

여기서 $\hat{y}(x)$ 는 Kriging 모델의 추정치 값, $\boldsymbol{\beta}$ 는 가중계수, $\mathbf{F} (\mathbf{F} \in \mathfrak{R}^{m \times p})$ 는 m 개의 알려진 지점에서 회귀함수 $f(x)$ 로 구성된 행렬이다. 가중계수 $\boldsymbol{\beta}$ 는 p -차원 벡터이다. 임의의 두 점에 대한 랜덤 프로세스 $Z(x)$ 의 공분산은 아래 식 (3)으로 표현될 수 있다.

$$\text{Cov}[z(x_i), z(x_j)] = \sigma^2 R(\boldsymbol{\theta}, x_i, x_j) \quad (3)$$

여기서 $\boldsymbol{\theta}$ 는 상관 계수 벡터이고 σ^2 은 공정 분산이다. 상관함수 $R(\boldsymbol{\theta}, \omega, x)$ 는 식 (4)와 같이 샘플링 지점에 대한 가우스 함수로 표현된다.

$$R(\boldsymbol{\theta}, \omega, x) = \prod_{i=1}^n R(\boldsymbol{\theta}, \omega_i - x_i) \quad (4)$$

Unbiased estimator theory에 의하면 $\mathbf{F}\boldsymbol{\beta} \approx \hat{y}$ 는 아래와 같은 일반화된 최소 제곱해를 가진다[42].

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} Y \quad (5)$$

Abt와 Welch[43]에 의해 제안된 Maximum likelihood estimation에 의해 결정되는 파라미터 $\boldsymbol{\theta}$ 는 샘플링 포인트의 상관관계에 영향을 미친다. 임의의 점에서 반응 및 분산은 식 (6)과 같이 예측될 수 있다.

$$\begin{cases} \hat{y}(x) = f(x)^T \hat{\boldsymbol{\beta}} + r(x)^T \mathbf{R}^{-1} (y - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \\ \text{MSE}(x) = \sigma^2 \left\{ 1 - [f(x)^T r(x)^T] \begin{bmatrix} 0 & \mathbf{F}^T \\ \mathbf{F} & \mathbf{R} \end{bmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} f(x) \\ r(x) \end{pmatrix} \right\} \end{cases} \quad (6)$$

여기서 \mathbf{R} 은 샘플링 된 지점의 상관관계를 나타내며 다중 상관관계 함수로 구성된다. $\text{MSE}(x)$ 는 mean squared prediction error를 나타낸다. 식 (4) 임의의 후보 지점에서의 상관벡터 $r(x)$ 는 식 (7)과 같이 표시된다.

$$r(x) = [R(x, x_1), R(x, x_2), \dots, R(x, x_m)]^T \quad (7)$$

2.4 스프링백 예측을 위한 회귀모델 및 프로그레시브 메타모델 구성

스프링백 예측을 위한 회귀모델 및 메타모델을 구성하기 위해서 TRIP1180 소재의 각 공법 별 성형 가능한 공정변수 범위를 Table 1과 같이 설정하였다. 이 때, 블랭크홀더업의 경우 각 공법상 파단이 일어나지 않는 범위 내에서 설정하였고, 금형 반경 및 비드 높이, 마찰계수는 실제 프레스 공정에서 차량 부품 성형 시 제약범위 내에서 설정하였다.

해당 공정변수 범위 내에서 회귀모델 및 메타 모델구성을 위한 학습 데이터를 만들기 위해 Minitab19 프로그램을 이용하여 확정선별설계법(Definitive screening designs)으로 공정변수 별 3수준, 각 공법 당 13회의 실험설계를 하였다.

설계한 공정변수 조건에서 유한요소해석을 통한 스프링백 해석 결과를 기반으로 Minitab19 프로그램을 이용하여 교호작용을 고려한 스프링백 예측 적합회귀모델을 도출하였다.

도출한 적합회귀모델을 기반으로 반응표면법을 이용하여 각 공법 별 최적 공정변수와 그 때의 스프링백값을 예측하였다. 또한 EasyDesign 프로그램을 이용하여 Kriging 기반 스프링백 예측 메타모델을 도출하였다. 도출된 메타모델을 이용하여 각 공법별 최적 공정 변수와 그 때의 스프링백값을 예측한 후 유한요소해석 결과와 비교해 보는 과정을 공법별로 2~3 회 반복하여 메타모델의 수렴성을 검증하였다. 수렴성이 확인된 메타모델을 기반으로 각 공법 별 최적 공정변수와 그 때의 스프링백값을 예측하였다.

Table 1 To configure regression model and meta-model, set of processing parameter range of successful forming according to processing types

Processing types	BHF (kN)	DH (mm)	DR (mm)	BH (mm)	μ
Draw	10~45	10~70	5~10	0.1~3	0.05~
					0.15
Stake bead	10~110	10~70	5~10	0.1~3	0.05~
					0.15
Form	10~110	10~70	5~10	-	0.05~
					0.15

3. 결과 및 고찰

Fig. 4는 평가 대상 소재인 TRIP1180의 압연방향 일축인장시험 결과인 인장곡선과 이를 Voce-Swift 모델로 피팅하여 [39] 유한요소해석에 입력 값으로 사용한 물성을 도시한 것이다.

Hill48 항복모델의 Lankford coefficient도 Fig. 4에 같이 나타내었다. 인장시험 결과는 각 방향 별 5회 평가 결과 우수한 재현성을 보임을 확인하였다. 본 연구에서 유한요소해석의 입력 값으로 사용한 TRIP1180 소재의 Voce-Swift 모델 피팅 변수는 Table 2에 요약하였다. 특정 공정변수의 영향력을 과소평가 하거나 과대평가 하는 것을 방지하기 위해, 회귀모델이나 메타모델 도출 시 학습 데이터 세트 구성이 중요하다.

따라서, 모델 구성에 적합한 학습 데이터 세트 설정을 위해 확정선별설계법을 이용하여 Table 1에서 제시한 공정변수들의 범위 내에서 공정변수의 변화에 따른 스프링백량의 상관관계 및 영향력을 분석할 수 있게끔 적절하게 안배된 해석조건 세트를 설

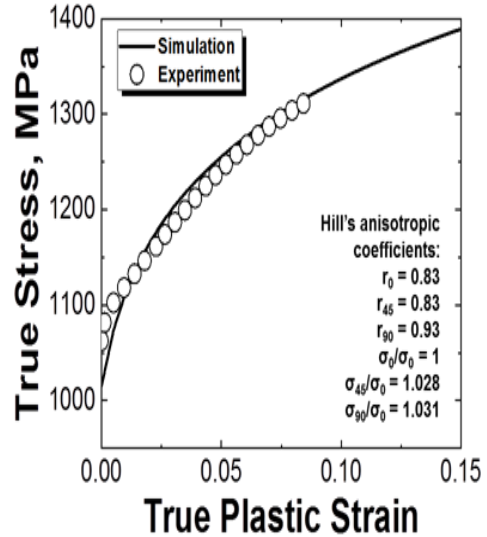


Fig. 4 Material properties of TRIP1180 with 1.2 mm thickness in rolling direction

계하였다. 예시로, Stake bead 성형 공법에서 각 공정변수 별 3수준의 학습 데이터 세트를 구성하기 위한 13가지의 공정변수 조건을 Table 3에 요약하였다. 설계된 13가지의 공정조건대로 유한요소해석을 진행하여 스프링백값을 측정하고, 이를 기반으로 드로우 성형 공법, Stake bead 성형 공법, 폼 성형 공법의 회귀모델을 도출 하였다. 각 공법 별로 도출된 회귀모델 식은 아래와 같다.

$$d_{SB,Draw} = -17.92 + 0.4877BHF + 0.2611DH + 1.548DR - 0.056BH + 33.59\mu - 0.002BHF * DH - 0.0367BHF * DR - 0.0189BHF * BH - 1.03BHF * \mu \quad (8)$$

$$d_{SB,Stake\ bead} = 5.44 - 0.0762BHF + 0.0553DH - 0.406DR - 0.417BH - 18.94\mu + 0.0066BHF * DR + 0.0116BHF * BH + 0.0172DH * DR \quad (9)$$

$$d_{SB,Form} = -4.55 + 0.0437BHF + 0.2109DH + 0.347DR + 8.5\mu - 0.0007BHF * DH - 0.284BHF \quad (10)$$

Table 2 The Voce-Swift model fitting parameters of TRIP1180 with 1.2 mm thickness

Material	α	Material parameters of Voce hardening law			Material parameters of Swift hardening law		
		Y	R_{sat}	M	K	ϵ_0	n
TRIP1180	0.938	934	236	8.92	1695	0.00628	0.098

Table 3 The example of learning data set of the stake bead forming process

Condition	BHF (kN)	DH (mm)	DR (mm)	BH (mm)	μ	d_{SB} (mm)
1	60	10	5	0.1	0.05	0.982
2	10	10	10	3	0.05	1.692
3	110	10	5	3	0.1	0.548
4	110	10	10	1.55	0.15	0.645
5	10	10	7.5	0.1	0.15	1.39
6	110	40	10	0.1	0.05	8.67
7	60	40	7.5	1.55	0.1	7.928
8	10	40	5	3	0.15	5.322
9	10	70	5	1.55	0.05	10.79
10	110	70	5	0.1	0.15	5.664
11	60	70	10	3	0.15	13.92
12	10	70	10	0.1	0.1	15.27
13	110	70	7.5	3	0.05	14.65

Table 4 The prediction of optimal processing parameter for Hat-shaped member forming of each processing type using the regression model and meta-model. The example is in case of draw depth: 70 mm, friction coefficient 0.1

Processing types	Prediction model	Optimal processing parameter			Springback, prediction (mm)	Springback, measurement (mm)	Prediction error (%)
		BHF (kN)	DR (mm)	BH (mm)			
Draw	Regression	10	5	3	10.88	11.53	5.97
	Meta	45	5	3	9.93	10.22	2.92
Stake bead	Regression	110	5	0.1	7.31	9.38	28.25
	Meta	110	5	0.1	9.52	9.38	-1.47
Form	Regression	110	5	-	9.35	10.05	7.49
	Meta	110	5	-	10.07	10.05	-0.20

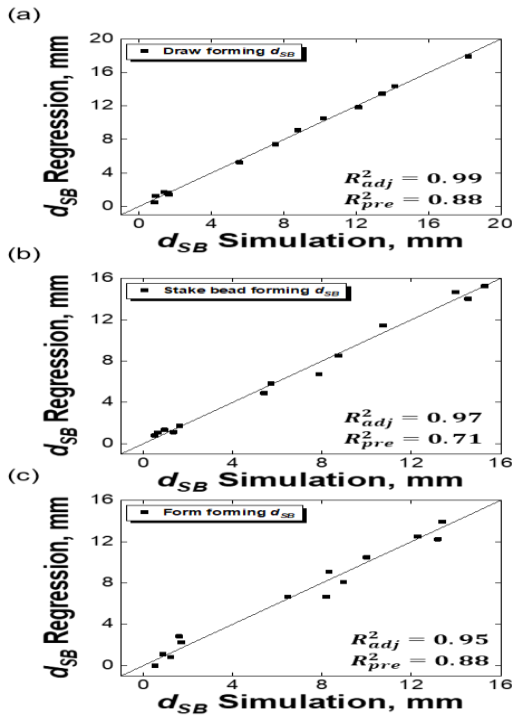


Fig. 5 The analysis results of regression model for springback prediction according to each processing type

Fig. 5는 (a) 드로우 성형 공법, (b) Stake bead 성형 공법, (c) 폼 성형 공법에서 유한요소해석 상의 스프링백 값과 식 (8)~(10)의 회귀모델로 예상한 스프링백 값을 비교하여 도시한 것이다. 회귀모델의 설명력을 나타내는 수정된 $R^2(R^2_{adj})$ 는 세 공법 모두 높은 정확도를 나타내었다. 그러나, 회귀모델의 예측력을 나타내는 예측 $R^2(R^2_{pre})$ 는 Stake bead 성형 공법에서 특히 낮은 정확도를 나타내었다. 이는 스프링백값 예측 시, 타 성형 공법에 비해 Stake bead 성형 공법에서 스프링백에 영향을 미치는 각 공정변수들의 비선형성이 크다고 추정할 수 있다. 따라서, Stake bead 성형 공법의 경우, 회귀모델에 기반한 반응표면법을 이용하여 스프링백값을 최소화하는 공정조건을 정확하게 예측이 어렵다[44].

구성된 회귀모델과 메타모델을 이용하여 스프링백값을 최소화 하는 공정조건을 제시하고, 예측한 스프링백값과 실제 유한요소해석을 통해 얻은 스프링백값을 Table 4에 요약하였다. 드로우 성형 공법의 경우 회귀모델과 메타모델이 제시한 최적 공정조건이 상이하였고, Stake bead 성형 공법과 폼 공법의 경우는 동일하였다. 세 가지 성형 공법 모두 메타모델이 회귀모델에 비해 스프링백 값을 더 정

확히 예측하였다. 특히, Stake bead 성형 공법과 같이 변수의 비선형성이 커서 회귀모델의 R^2_{pre} 가 낮은 공법의 경우, 회귀모델을 이용하여 예측한 스프링백값의 정확도가 크게 떨어짐을 알 수 있다 [44]. 따라서, 스프링백에 영향을 미치는 변수가 많아지거나, 변수의 비선형성이 증가한다면 회귀모델을 이용하여 제한된 실험 횟수 내에서 정확한 예측 모델을 구성하기 어렵다는 것을 알 수 있다.

Fig. 6은 Stake bead 성형 공법에서 비드 높이에 따른 스프링백값 변화 경향의 비선형성 확인 및 각 모델의 예측 정확도를 비교하여 도시한 그림이다. 비드 높이의 효과만 보기 위해, 성형압 110 kN, 드로우 깊이 70 mm, 금형 반경 5 mm, 마찰계수 0.1로 고정하였다. 비드 높이 0.1 ~ 3 mm 범위 내에서 유한요소해석 결과 가장 낮은 스프링백값을 갖는 비드 높이는 0.1 mm 이었다 ($d_{SB,Simulation} = 9.38$).

회귀모델 및 메타모델 모두 비드 높이 0.1 mm 를 최적의 성형 공정변수로 제안하였으나, 두 모델의 예측 정확도는 크게 차이가 났다. 이는 공정변수가 스프링백 값에 미치는 영향이 선형적이지 않고 각 변수별 민감도가 크기 때문에, 회귀모델 기반 반응표면법을 이용하여 다변수 최적화 해 구하기가 어렵다는 것을 보여준다. 반면 메타모델의 경우 스프링백에 영향을 미치는 변수가 다양하고 반응 값이 비선형적인 관계를 갖더라도, 적절한 학습 데이터를 구성한다면 결과값을 비교적 정확하게 예측할 수 있었다.

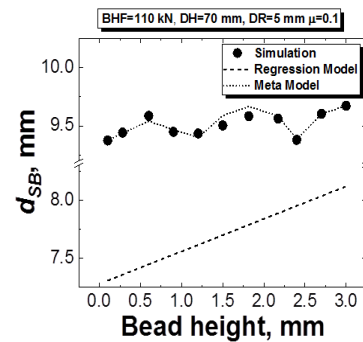


Fig. 6 Non-linearity trend of springback at stake bead forming according to bead height. (Symbol: simulation results, Dash line: Regression model prediction results, Short dot: Meta model prediction results)

본 연구를 통해, 제한된 실험범위 내에서 다양한 공정변수를 고려하여 최적의 형상 동결성을 갖는 공법 및 공정변수를 제안하기 위해서는 메타모델을 구성하여 예측하는 것이 효율적인 방법론임을 확인하였다. 특히, 차체 부품 성형 시 본 연구에서 선정된 간이 부품 형상인 Hat-shaped member에 비해 더욱 복잡한 설계변수가 고려되어야 한다. 따라서, 3세대 초고장력 강판을 적용한 차체 부품 개발 시 스프링백 예측 메타모델을 구성하여 우수한 형상동결성을 갖는 최적 공법 및 공정변수를 찾는다면, 스프링백 예측 회귀모델을 구성하여 최적 공법 및 공정변수를 찾을 때 보다 더 적은 시간 및 비용을 들여서 높은 정확도를 갖는 스프링백 예측 모델을 구성할 수 있을 것으로 기대된다.

4. 결론

본 연구에서는 3세대 초고장력강판을 적용한 차체 부품 개발 시 스프링백을 최적화 할 수 있는 최적 공법 및 공정변수를 효율적으로 찾는 예측 모델을 구성하는 방법론을 조사하였다. 이를 통해 다음과 같은 결론을 도출하였다.

(1) 유한요소해석을 이용하여 다양한 공법 및 공정변수 조건 하에서 스프링백 값을 측정하여 학습 데이터를 구성하였다. 학습 데이터를 기반으로 회귀 모델 및 메타모델을 구성하여 단순 부품 형상 성형 시, 스프링백을 최적화 할 수 있는 공정변수를 공법별로 예측 할 수 있었다.

(2) 단순 부품 형상의 경우 변수의 복잡성이 크지 않은 공법이라면 회귀모델이나 메타모델 모두 동일한 공정조건을 제시할 수 있다. 그러나, 스프링백 예측 정확도는 메타모델이 회귀모델에 비해 더 우수하였다.

(3) 단순 부품 형상의 경우에도 고려해야 할 변수가 많아지고 변수의 비선형성이 클 경우 회귀모델에 비해 메타모델의 스프링백 예측 정확도가 더 우수하였다.

(4) 초고장력강을 적용하여 복잡한 설계변수를 고려해야 하는 차체 부품 개발 시, 스프링백 예측 메타모델을 도입하면 우수한 형상동결성을 갖는 최적 공법 및 공정 변수를 효율적으로 제안 할 수 있다.

REFERENCES

- [1] O. Bouaziz, H. Zurob, and M. Huang, 2013, Driving Force and Logic of Development of Advanced High Strength Steels for Automotive Applications, *Steel Res. Int.* Vol. 84, No. 10, pp. 937-947.
<https://doi.org/10.1002/srin.201200288>
- [2] S. G. Son, Y. Hwang, C. W. Lee, J. H. Yoo, and M. Choi, 2019, Effect of Hot Stamping Heat Treatment Temperature on Resistance Spot Weldability of Al-10% Si Coated 30MnB5 Steel, *Korean J. Met. Mater.* Vol. 57, No. 12, pp.778-786.
<http://dx.doi.org/10.3365/KJMM.2019.57.12.778>
- [3] Y. Hwang, C. W. Lee, G. -Y. Shin, J. H. Yoo, and M. Choi, 2019, Study of the Corrosion Behaviour, Liquid Metal Embrittlement and Resistance Spot Weldability of Galvannealed Hot Stamping Steel, *Korean J. Met. Mater.* Vol. 57, No. 3, pp. 193-201.
<http://dx.doi.org/10.3365/KJMM.2019.57.3.193>
- [4] J. Jeong, S. -C. Park, G. -Y. Shin, C. W. Lee, T. -J. Kim, and M. -S. Choi, 2018, Effects of Tempering Condition on the Microstructure and Mechanical Properties of 30MnB5 Hot-Stamping steel, *Korean J. Met. Mater.* Vol. 56, No. 11, pp.787-795.
<http://dx.doi.org/10.3365/KJMM.2018.56.11.787>
- [5] A.G. Kalashami, A. Kermanpur, A. Najafizadeh, and Y. Mazaheri, 2016, Development of a High Strength and Ductile Nb-Bearing Dual Phase Steel by Cold-rolling and Intercritical Annealing of the Ferrite-Martensite Microstructures, *Mater. Sci. Eng. A* Vol. 658, pp. 355-366. <https://doi.org/10.1016/j.msea.2016.02.028>
- [6] M. Soleimani, H. Mirzadeh, and C. Dehghanian, 2020, Processing Route Effects on the Mechanical and Corrosion Properties of Dual Phase Steel, *Met. Mater. Int.* Vol. 26, pp. 882-890.
<https://doi.org/10.1007/s12540-019-00459-0>
- [7] Z. C. Li, H. Ding, and Z. H. Cai, 2015, Mechanical Properties and Austenite Stability in Hot-Rolled 0.2C-1.6/3.2Al-6Mn-Fe TRIP Steel, *Mater. Sci. Eng. A* Vol. 639, pp. 559-566.
<https://doi.org/10.1016/j.msea.2015.05.061>
- [8] M. Zhang, L. Li, R. Y. Fu, D. Krizan, and B.C. De Cooman, 2006, Continuous Cooling Transformation Diagrams and Properties of Micro-Alloyed TRIP Steels,

- Mater. Sci. Eng. A Vol. 438-440, pp. 296-299.
<https://doi.org/10.1016/j.msea.2006.01.128>
- [9] S. Kim, J. Lee, F. Barlat, and M. -G. Lee, 2016, Transformation Kinetics and Density Models of Quenching and Partitioning (Q&P) Steels, Acta Mater. Vol. 109, pp. 394-404.
<https://doi.org/10.1016/j.actamat.2015.11.051>
- [10] G. Gao, B. An, H. Zhang, H. Guo, X. Gui, and B. Bai, 2017, Concurrent Enhancement of Ductility and Toughness in an Ultrahigh Strength Lean Alloy Steel Treated by Bainite-based Quenching-Partitioning-Tempering Process, Mater. Sci. Eng. A Vol. 702, pp. 104-112. <https://doi.org/10.1016/j.msea.2017.05.087>
- [11] W.W. Sun, Y.X. Wu, S.C. Yang, and C.R. Hutchinson, 2018, Advanced High Strength Steel (AHSS) Development through Chemical Patterning of Austenite, Scr. Mater. Vol. 146, pp. 60-63.
<https://doi.org/10.1016/j.scriptamat.2017.11.007>
- [12] S. Liu, Z. Xiong, H. Guo, C. Shang, R.D.K. Misra, 2017, The Significance of Multi-step Partitioning: Processing-structure-property Relationship in Governing High Strength-High Ductility Combination in Medium-manganese Steels, Acta Mater. Vol. 124, pp. 159-172. <https://doi.org/10.1016/j.actamat.2016.10.067>
- [13] S. Hwangbo, H. -B. Lee, Y. -B. Song, J. Ham, H. -K. Kim, and D. -W. Suh, 2019, Influence of Carbon Content and Isothermal Heat Treatment Temperature on the Microstructure and Mechanical Properties of Ultra-high Strength Bainitic Steels, Korean J. Met. Mater. Vol. 57, No. 6, pp. 335-342.
<http://dx.doi.org/10.3365/KJMM.2019.57.6.335>
- [14] K. Sugimoto, M. Murata, T. Muramatsu, and Y. Mukai, 2007, Formability of C-Si-Mn-Al-Nb-Mo Ultra High-strength TRIP-aided Sheet Steels, ISIJ Int. Vol. 47, No. 9, pp. 1357-1362.
<https://doi.org/10.2355/isijinternational.47.1357>
- [15] S. Keeler, M. Kimchi, 2017, Advanced high-strength steels application guidelines V6, WorldAutoSteel.
- [16] H.L. Yi, L. Sun, and X.C. Xiong, 2018, Challenges in the Formability of the Next Generation of Automotive Steel Sheets, Mater. Sci. Technol. Vol. 34, No. 9, pp. 1112-1117.
<https://doi.org/10.1080/02670836.2018.1424383>
- [17] J.I. Yoon, J. Jung, S.-H. Joo, T.J. Song, K.-G. Chin, M.H. Seo, S.-J. Kim, S. Lee, and H.S. Kim, 2016, Correlation Between Fracture Toughness and Stretch-flangeability of Advanced High Strength Steels, Mater. Lett. Vol. 180, pp. 322-326.
<https://doi.org/10.1016/j.matlet.2016.05.145>
- [18] J.I. Yoon, J. Jung, J.G. Kim, S.S. Sohn, S. Lee, and H.S. Kim, 2017, Key Factors of Stretch-flangeability of Sheet Materials, J. Mater. Sci. Vol. 52, pp. 7808-7823.
<https://doi.org/10.1007/s10853-017-1012-y>
- [19] J.I. Yoon, J. Jung, H.H. Lee, J.Y. Kim, and H. S. Kim, 2019, Relationships Between Stretch-flangeability and Microstructure-Mechanical Properties in Ultra-High-Strength Dual-Phase Steels, Met. Mater. Int. Vol. 25, pp. 1161-1169.
<https://doi.org/10.1007/s12540-019-00270-x>
- [20] S. Paul, 2020, A Critical Review on Hole Expansion Ratio, Mater. Vol. 9, p. 100566.
<https://doi.org/10.1016/j.mtla.2019.100566>
- [21] H. Gwon, J. H. Kim, J. -K. Kim, D. -W. Suh, and S. -J. Kim, 2020, Role of Grain Size on Deformation Microstructures and Stretch-flangeability of TWIP Steel Mater. Sci. Eng. A Vol. 773, p. 138861.
<https://doi.org/10.1016/j.msea.2019.138861>
- [22] S. K. Park, E. R. Baek, and N. Park, 2018, Effect of Anisotropy on Springback Prediction in Forming of 590MPa High Strength Steel, Korean J. Met. Mater. Vol. 56, No. 3, pp. 210-220.
<http://dx.doi.org/10.3365/KJMM.2018.56.3.210>
- [23] S. A. Asgari, M. Pereira, B. F. Rolfe, M. Dingle, and P. D. Hodgson, 2008, Statistical Analysis of Finite Element Modeling in Sheet Metal Forming and Springback Analysis, J. Mater. Process Tech. Vol. 203, No. 1-3, pp. 129-136.
<https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2007.09.073>
- [24] E. Billur and T. Altan, 2014, Three Generations of Advanced High Strength Steels for Automotive Applications, Part III, Stamp. J. Vol. 2, pp. 12-13.
- [25] T. B. Hilditch, T. de Souza, and P. D. Hodgson, 2015, Welding and Joining of Advanced High Strength Steels (AHSS), 1st ed., pp. 9-28, Elsevier, Netherlands.
- [26] C. Lesch, N. Kwiaton, and F. B. Klose, 2017, Advanced High Strength Steels (AHSS) for Automotive

- Applications Tailored Properties by Smart Microstructural Adjustments, *Steel Res. Int.* Vol. 88, No. 10, p. 1700210.
<https://doi.org/10.1002/srin.201700210>
- [27] H. -W. Lee, M. -H. Cha, B. -K. Choi, G. -S. Kim, and S. -H. Park, 2011, New Forming Technologies for Autobody at POSCO, *AIP Conf. Proc.* Vol. 1383, pp. 48-53. <https://doi.org/10.1063/1.3623591>
- [28] Y. Jia, C. Pu, F. Zhu, D. Zhou, C. Du, Y. -W. Wang, Z. G. Qin, and C. -K. Hsiung, 2018, Numerical Study of Twist Spring-back Control with an Unbalanced Post-stretching Approach for Advanced High Strength Steel, *SAE Tech. Pap.* Vol. 0806, pp. 1-8.
<https://doi.org/10.4271/2018-01-0806>
- [29] H. Huh, J. -H. Song, S. -H. Kim, and S. -H. Kim, 2004, Effect of the Draw-bead and Blanking Holding Force on the Sheet Metal Forming Process, *AIP Conf. Proc.* Vol. 712, No. 1, pp. 766-771.
<https://doi.org/10.1063/1.1766619>
- [30] N. A. K. Bashah, N. Muhamad, B. M. Deros, A. Zakaria, S. Ashari, C. Mobin, and M. S. M. A. Lazat, 2013, Multi-regression Modeling for Springback Effect on Automotive Body in White Stamped Parts, *Mater. Des.* Vol. 46, pp. 175-190.
<https://doi.org/10.1016/j.matdes.2012.10.006>
- [31] L. -H. Zhan, S. -G. Tan, M. -H. Huang, and J. Niu, 2012, Creep Age-forming Experiment and Springback Prediction for AA2524, *Adv. Mat. Res.* Vol. 457-458, pp.122-129.
<https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.457-458.122>
- [32] R. Narayanasamy and P. Padmanabhan, 2012, Comparison of Regression and Artificial Neural Network Model for the Prediction of Springback during Air Bending Process of Interstitial Free Steel Sheet, *J. Intell. Manuf.* Vol. 23, No. 3, pp. 357-364.
<https://doi.org/10.1007/s10845-009-0375-6>
- [33] H. Fang, and M. F. Horstemeyer, 2006, Global Response Approximation with Radial Basis Functions, *Eng. Optimiz.* Vol. 38, No. 4, pp. 407-424.
<https://doi.org/10.1080/03052150500422294>
- [34] J. Sacks, W. J. Welch, T. J. Mitchell, and H. P. Wynn, 1989, *Design and Analysis of Computer Experiments*, *Stat. Sci.* Vol. 4, No. 4, pp. 409-423.
- [35] N. Cressie, 1990, The Origins of Kriging, *Math. Geol.* Vol. 22, pp. 239-252.
<https://doi.org/10.1007/BF00889887>
- [36] J. Jung, J. I. Yoon, S. -J. Park, J. -Y. Kang, G. L. Kim, Y. H. Song, S. T. Park, K. W. Oh, and H. S. Kim, 2019, Modelling Feasibility Constraints for Materials Design: Application to Inverse Crystallographic Texture Problem, *Comput. Mater. Sci.* Vol. 156, pp. 361-367.
<https://doi.org/10.1016/j.commatsci.2018.10.017>
- [37] ISO 6892-1, 2019, *Metallic Materials — Tensile Testing — Part 1: Method of Test at Room Temperature*, <https://www.iso.org>
- [38] KS B 0801, 2017, *Test Pieces for Tensile Test for Metallic Materials*, <https://www.standard.go.kr>
- [39] G. Capilla, H. Hamasaki, and F. Yoshida, 2017, Determination of Uniaxial Large-strain Workhardening of High-strength Steel Sheets from In-plane Stretch-bending Testing, *J. Mater. Process. Tech.* Vol. 243, pp. 152-169.
<https://doi.org/10.1016/j.jmatprotec.2016.12.002>
- [40] M. J. Sasena, P. Papalambros, and P. Goovaerts, 2002, Exploration of Metamodeling Sampling Criteria for Constrained Global Optimization, *Eng. Optimiz.* Vol. 34, pp. 263-278.
<https://doi.org/10.1080/03052150211751>
- [41] J. D. Martin, 2009, Computational Improvements to Estimating Kriging Metamodel Parameters, *J. Mech. Des.* Vol. 131, No. 8, pp. 084501-084508.
<https://doi.org/10.1115/1.3151807>
- [42] J. D. Martin, T. W. Simpson, 2003, A Study on the Use of Kriging Models to Approximate Deterministic Computer Models, *ASME 2003 Int. Des. Eng. Tech. Conf.*, pp. 1-10, ASME, Chicago, USA.
- [43] M. Abt, and W. J. Welch, 1998, Fisher information and maximum-likelihood estimation of covariance parameters in Gaussian stochastic processes, *Can. J. Stat.* Vol. 26, No. 1, pp. 127-137.
<https://doi.org/10.2307/3315678>
- [44] P. J. Whitcomb, and M. J. Anderson, 2004, *RSM simplified: optimizing processes using response surface methods for design of experiments*, 1st ed., pp. 1-14, Productivity press, New York.