

# 303 계 스테인리스강의 공정 시 발생하는 단선 예측을 위한 공정 데이터 분석 및 머신 러닝 적용에 대한 연구

남재혁<sup>1</sup>

<sup>1</sup>인하대학교 제조혁신전문 대학원 석사

lovejh0329@naver.com

## A Study on Process Data Analysis and Machine Learning Application for Predicting Wire Breakage during the Process of 303-Series Stainless Steel

Jae-Hyeok Nam<sup>1</sup>

Manufacturing Innovation School, Inha University

### 요 약

피삭성(machinability)를 향상시킨 스테인리스(stainless) 강이 제조공정에서 공정의 후반부 인발(drawing) 공정에서 재료가 끊기는 단선 현상이 발생한다. 본 연구에서는 데이터의 가치를 이용하는 것이 중요해진 제조 산업의 트렌드에서 공정에서 공정 변수를 활용하여, 이에 대한 머신 러닝 예측 모델을 생성하고, 단선에 미치는 공정 변수의 영향력을 확인하는 과정을 적용하는 것을 목표로 했다. 데이터 개수에 비해 변수 종류가 많으므로, 금속학적 지식과 통계적 지식을 활용하여 변수를 조정된 후에 XGboost 모델을 활용하여 예측 모델을 생성하였다. 추가적으로 데이터 개수 부족과 비선형모델의 단점을 보완하기 위해 데이터 증폭 방법인 SMOTE 기법을 채택하였으며, 설명 가능한 AI 기법인 LIME 적용을 통해, 최종적으로 공정 변수를 활용하고, 단선 불량 예측력과 금속학적 지식이 유의미한 모델을 생성하였다.

### 1. 서론

최근 4 차 산업 혁명에 따라 철강산업은 공정 데이터와 AI 기술을 활용하여 생산성 향상을 도모하고 있다. 본 연구는 특수강 생산업체인 S 사의 303 계 스테인리스강 선재 생산 공정 중 신선 공정에서 발생하는 단선 결함을 예측하기 위해 데이터 분석과 머신 러닝 예측모델을 구축하고자 한다. 기존 연구 들에서 공정 변수를 활용하여 스테인리스강의 표면 결함에 대한 분석을 진행한 적은 존재한다.[1] 하지만 공정 전반을 아우르는 단선 예측에 대한 연구는 상대적으로 부족하여, 본 연구는 소재사와 가공사를 포괄하는 공정 데이터를 분석하여 단선 발생 인자를 도출하고, 이를 기반으로 예측 모델을 적용하는 것을 목표로 한다.

### 2. 배경 지식

303 스테인리스 강은 S(황)의 첨가로 인하여 생성된 MnS 개재물은 주위에 공공(void)을 형성하여 모재의 취화 현상을 발생시켜 피삭성을 향상 특수 합금이

다.[2] 연구에서 사용한 모델인 XGboost 는 Fig.1 과 같이 트리 알고리즘에 의해 생성된 다수의 의사 결정 트리를 사용하는데, 각 트리들은 개별적으로 그라디언트 부스팅이 적용되고, 각 트리의 끝 노드에서 나온 점수들을 합하여 전체 모델로 전달 후 최종 예측을 하게 된다.[3]

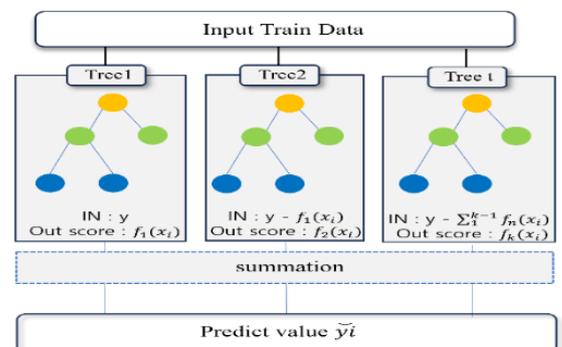


Fig.1 schematic diagram of XGboost

Ribeiro 등이 개발한 LIME(Local Interpretable Model-agnostic Explanation) 알고리즘은 블랙박스 모델이 수행한 예측을 구간 내에서 설명 가능하도록 하는 대리 분석법 중 하나이다.

LIME 은 Fig.2 에 보이는 2 번 클래스 (Class 2)에 속하는 특정 데이터 클래스 주위에 유사한 샘플 클래스 (Sample Class) 생성하고 이를 이용하여 해당 구간에서 지역적인(local) 선형 모델을 통해 예측 값을 얻는다. 이때 지역적인 선형 모델을 통해 얻어지는 계수 값을 통해 각 특성이 해당 구역에서의 예측에 긍정적인, 혹은 부정적인 방향으로 영향을 미쳤는지 설명한다.[4]

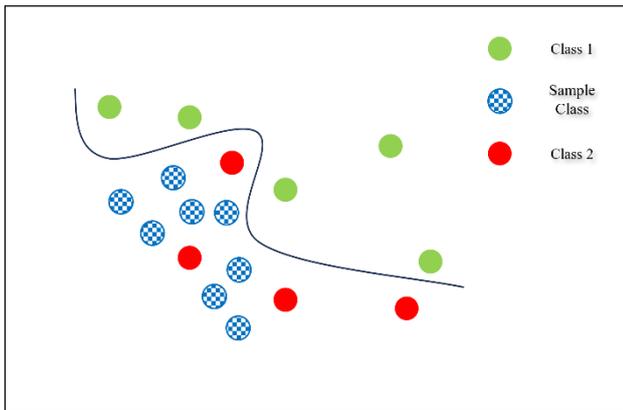


Fig.2 schematic diagram of LIME algorithm

### 3. 연구 방법

본 연구는 Fig.3 의 모식도와 같이 소재사와 가공사에 걸친 공정 데이터 분석과 전처리 작업을 거친 후 로지스틱, ranger, XGBoost 세가지 모델로 변수의 중요도를 확인하고 공통적으로 도출된 변수를 선택한다. 이후 해당 변수들만 추출하여 하나의 데이터 셋으로 병합, 세 가지 머신 러닝 모델로 훈련한 결과를 확인하였으며, 성능이 우수한 모델을 선정하고 모델의 최적화를 수행하는 과정으로 진행되었다.

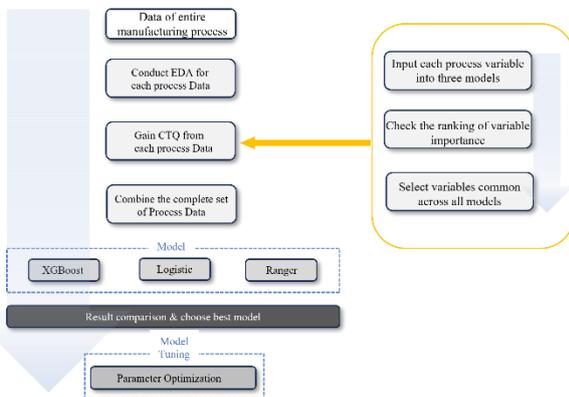


Fig. 3 Work Flow of research

스테인리스 강에서 S 가 첨가됨에 따라 생성된 MnS 상으로 인하여 열간 가공성이 저하된다는 현상에 대한 연구가 보고 된 적이 있다. 또한 고온에서 해당 스테인리스강의 연성에 Mn/S 비와 잔류 δ-페라이트가 영향을 주는지 실행한 연구에서 적절한 균질화 처리 온도가 잔류 δ-페라이트의 비율을 감소시키고 MnS 를 조대화 할 때 연성 향상에 도움이 되며, Mn/S 비가 낮은 경우 강의 연성이 저하되는 현상이 관찰됐다. [5] 이를 바탕으로 강의 성분 변수를 경험식을 통해 간략화 했다.

최종적으로 각 4 개의 공정에서 나온 변수들은 table.1 과 같이 추출되었으며, 전체 데이터를 스테인리스 제품 식별번호를 키(key) 로 활용하여 병합하여 데이터 세트를 형성하였다.

Table. 1 Selected variables from each Process Data

	Chemical	Heating	Pyrometer	Cooling
Num of Variables	3	3	4	2
Total variables	12			

### 4. 연구 결과

통계 프로그램 R 을 활용하여, logistic, ranger, XGboost 세 가지 모델의 성능을 비교하였을 시 결과는 Table.2 와 같았으며, log-loss 가 작은 XGboost 를 채택하였다.

Table. 2 Results of each Modes

Model	Accuracy	Precision	Specificity	Sensitivity	Log-loss
Logistic	0.74	0.80	0.37	0.86	0.49
Ranger	0.79	0.85	0.41	0.81	0.48
Xgboost	0.80	0.86	0.87	0.85	0.46

이후 데이터 개수 증폭을 통해 SMOTE 알고리즘을 사용하여 기존의 단선 발생 횟수와 발생하지 않은 횟수였던 66 과 220 의 데이터에서 198 과 220 의 데이터로 단선 발생 횟수를 세 배 증폭시켰다. 알고리즘 적용 후 XGboost 모델은 최종적으로 최적화 과정을 수행 하는데 우선 K-fold 교차검증(K-fold Cross Validation) 기법을 추가하였다.

Table. 3 에 보이는 것과 같이 Log-loss 값이 줄었으며 최적화한 모델의 불량 분류 예측 결과는 Table. 4

와 같다.

Table. 3 Comparison of the statistical results of each models

Model	Accuracy	Precision	Specificity	Sensitivity	Log-loss
before SMOTE	0.80	0.86	0.87	0.85	0.46
after SMOTE	0.86	0.88	0.92	0.82	0.45

Table. 4 Confusion Matrix of Model which applied SMOTE

after SMOTE		Predict		Total
		Positive	Negative	
Real	Positive	36	3	39
	Negative	8	36	44
Total		44	39	83

이후 LIME 알고리즘은 예측 구간(case) 을 10 개로 나뉘었으며 변수에 부여되는 계수 값을 기준으로 상위 5 개의 변수만 추출하는 과정으로 진행했으며, SMOTE 적용 XGboost 와 Lime 의 예측 값이 유사한 두 가지 구간을 선택하여 모델의 타당성을 확인하고자 했다.

두 개의 구간들 중 Fig.4 과 Fig. 5 는 양품 상황만을 고려하며, 이때 푸른색으로 우측으로 뻗은 변수들은 크기가 클수록 양품을 보증해주는 변수들이다. 이와 반대로 붉은색 좌측으로 뻗은 변수들은 양품에 부정적인 영향을 주는 즉, 불량에 영향을 주는 변수들이다.

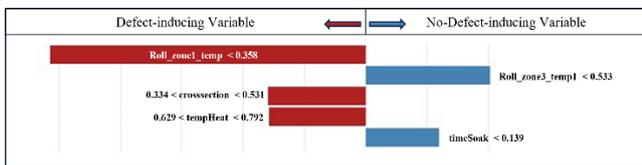


Fig.4 Result of LIME algorithm in non-defect: case1.

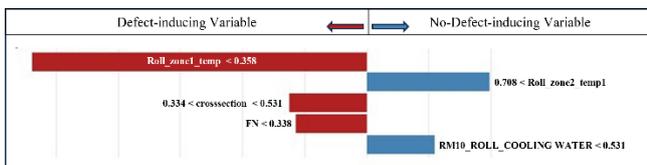


Fig.5 Result of LIME algorithm in non-defect: case2.

델타 페라이트가 증가할수록 고온 성형성이 저하된다는 기존 연구 결과를 바탕으로, 최적의 가열 방식에서 온도 상승이 파단 모멘트를 감소시켜 재료 변형을 촉진한다는 점을 확인하였다. 특히, 페라이트 넘버(FN)가 낮을 경우 델타 페라이트의 분해가 충분히 이루어져야 하며, 온도가 낮을 경우 열간 성형성 저하로 단선 발생 가능성이 높아질 수 있음을 시사한다. [5,6]

또한, 304 스테인리스에 대한 열간 가공성 연구에서는 압연 수직 방향에서 온도 저하와 함께 급격한 단면 감소가 관찰되었으며, 조압연에서 냉각수량이 적을 경우 초기 온도 감소가 덜하여, 중간 압연 구간에서 높은 온도가 유지될 때 단선이 발생하지 않는 경향을 보였다.[7] 이러한 결과는 압연 온도 변수인 Roll\_zone1\_temp 와 재가열 변수인 tempHeat 그리고 냉각 변수인 RM\_10\_COOLING\_WATER 등 각 변수들이 양품 예측에 있어 중요한 역할을 한다는 점을 뒷받침한다.

LIME 결과와 변수에 따른 예측 그래프를 비교해 보면 양품의 조건을 확인할 수 있다. Fig. 6 는 제일 영향력이 큰 조 압연 온도인 Roll\_zone1\_temp 의 예측 그래프이며 LIME 에서 나온 0.358 이상 0.646 이하의 온도에서 양품이 나올 가능성이 높다는 것을 알 수 있고 이는 단위 환산 시 약 930℃에서 960℃의 온도가 된다.

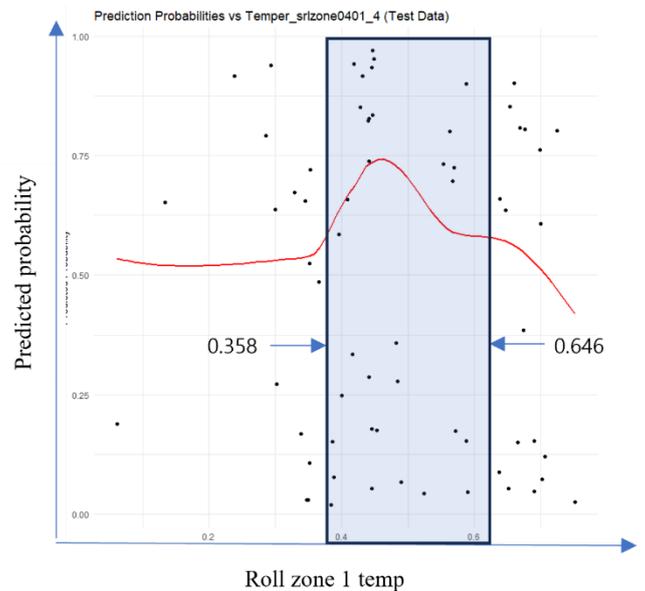


Fig.15 Verification of Acceptable Conditions in Prediction Results by Roll\_zone1\_temp

### 5. 결론

본 연구에서는 303 계스테인리스강의 전체 공정 과

정에서 발생하는 단선 불량률 공정 변수를 활용한 예측 모델로 분석하였다. 성분 변수는 스테인리스 내 오스테나이트 상 안정성과 열간 변형에서의 성형성에 미치는 영향을 고려하여 파생 변수로 전환되었다. 이를 통해 로지스틱, Ranger, XGBoost 모델을 활용한 변수 선별 과정을 거쳐 최종적으로 XGBoost 가 가장 우수한 분류 성능을 보이는 모델로 선정되었다.

데이터 불균형 문제를 해결하기 위해 SMOTE 오버샘플링 기법을 적용한 결과, 모델의 성능이 전반적으로 향상되었음을 확인하였다. LIME 알고리즘을 통해 변수들의 영향력을 분석한 결과, 특히 초기 및 중간 압연 온도가 단선 발생에 중요한 역할을 한다는 점을 도출하였으며, Roll\_zone1\_temp 변수가 단선 방지에 가장 큰 영향을 미친다는 결과를 확인했다.

결과적으로, 모델은 열간 성형성에 중요한 공정 변수들을 반영하고 있으나, 연주 공정 변수 및 미세 조직적 요인들이 포함되지 않아 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 전체 공정 데이터 확보 및 실험적 검증을 통해 모델의 예측력을 더욱 강화할 필요가 있다.

#### 참고문헌

- [1] 서석준, 김홍섭, “쾌삭 303 계 스테인리스강 소형 압연 선재 제조 공정의 생산 품질 예측 모형”, 한국산업경영시스템학회, Vol.44, No.4, pp12-22, 2021
- [2] 이진희 외, “스테인리스강의 이해”, 서울, 명진, 2016, 214-215.
- [3] Chen, Tianqi, and Carlos Guestrin. "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System." *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, vol. 22, no. 13, pp. 785-794, 2016.
- [4] Ribeiro, Marco Tulio, Sameer Singh, and Carlos Guestrin. "Why Should I Trust You?: Explaining the Predictions of Any Classifier." *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, vol. 22, no. 13, pp. 1135-1144, 2016.
- [5] 정재영. "쾌삭 303 계 스테인리스강의 열간성형성에 미치는 균질화처리, Mn/S 비 및 델타-페라이트의 영향." *대한금속재료학회지*, vol. 55, no. 12, pp. 880-887, 2017.
- [6] Ica, I. "Structural Research at High Temperature on Industrial Semi-Finished Products Made from Thermostable Stainless Steels." *International Conference on Applied Sciences*, Banja Luka, Bosnia and Herzegovina, 9-11 May 2018, pp. 2-9
- [7] Li, Hui, Chihuan Yao, Jian Shao, Anrui He, Zhou Zhou, and Weigang Li. "Prediction and Control Technology of Stainless Steel Quarter Buckle in Hot Rolling" *Metals* 10, no. 8, pp. 7-10. 2020.