

철강 도금로의 예지보전을 위한 열화 기반 잔존수명 분석

신준호¹, 김창욱^{2*}

¹연세대학교 일반대학원 융합기술경영공학과 박사과정, ²연세대학교 산업공학과 교수

Degradation-Based Remaining Useful Life Analysis for Predictive Maintenance in a Steel Galvanizing Kettle

Joon Ho Shin¹, Chang Ouk Kim^{2*}

¹Ph.D Course, Department of Convergence Technology & Management Engineering,
Yonsei University Graduate School

²Professor, Department of Industrial Engineering, Yonsei University

요약 제조산업 분야의 디지털트랜스포메이션의 일환인 스마트공장은 데이터 기반으로 모니터링 및 분석 그리고 예측을 통해서 의사결정 방식을 획기적으로 변화시키고 있다. 특히 설비에 대한 예지보전은 스마트공장의 핵심적인 요소로서 필요성이 증대되고 있다. 본 연구의 목적은 철강 도금공정의 예지보전을 위해 도금로 설비의 열화 특성을 고려한 잔존수명 분석과 예측모델을 산출하는 것이다. 상관성 분석, 다중회귀 분석, 주성분회귀 분석 그리고 시간의 경과에 따른 열화의 추이 파악을 위하여 이동회귀 방식을 제안하여 진행하였다. 그 결과 도금로 열화는 생산성 인자들과 주된 의존적 관계가 있으며, 특히 환경 온도 인자들의 영향성이 열화의 추이 변화에 관계가 있음을 추론할 수 있었다. 예측된 잔존수명을 활용하여 도금로 교체가 필요한 시점을 사전에 알려주는 예지보전을 구현하였다. 향후 설비의 열화 추이 파악에 본 연구에서 수행한 방안이 적절한 사례가 되어 보다 정합성 있는 예지보전 구현이 가능해지기를 기대한다.

주제어 : 예지보전, 주성분회귀, 롤링윈도우, 도금로, 열화, 잔존수명

Abstract Smart factory, a critical part of digital transformation, enables data-driven decision making using monitoring, analysis and prediction. Predictive maintenance is a key element of smart factory and the need is increasing. The purpose of this study is to analyze the degradation characteristics of a galvanizing kettle for the steel plating process and to predict the remaining useful life(RUL) for predictive maintenance. Correlation analysis, multiple regression, principal component regression were used for analyzing factors of the process. To identify the trend of degradation, a proposed rolling window was used. It was observed the degradation trend was dependent on environmental temperature as well as production factors. It is expected that the proposed method in this study will be an example to identify the trend of degradation of the facility and enable more consistent predictive maintenance.

Key Words : Predictive Maintenance, Principle Component Regression, Rolling Window, Kettle, Degradation, Remaining Useful Life

*Corresponding Author : Chang Ouk Kim(kimco@yonsei.ac.kr)

Received September 18, 2019

Accepted December 20, 2019

Revised November 21, 2019

Published December 28, 2019

1. 서론

1.1 연구의 배경

스마트공장(Smart Factory)은 제품의 기획, 설계, 생산, 유통 판매 등 전 과정을 ICT 기술로 통합하여 최소 비용과 최소 시간으로 고객 맞춤형 제품을 생산하는 공장을 말한다. 국내 제조업에서의 스마트공장 전환은 적극적으로 이루어지고 있으며[1], 철강 산업도 스마트공장으로 변환하기 위한 다양한 시도를 진행 중에 있다.

철강 산업의 용융아연 도금공정에서는 핵심 설비인 도금로(Kettle) 내부에서 부식 또는 침식 등과 같은 열화(Degradation) 현상으로 인하여 특정 부위의 도금로 벽면 두께가 얇아지는 현상이 발생한다. 열화가 깊이 진행되어 도금로의 벽면 두께 감소가 일정 임계치를 넘어서기 전에 수리 또는 새로운 도금로의 교체가 필요하며, 일반적으로 도금공정 작업자는 과거 2년에서 3년 사이의 교체 경험을 토대로 도금로 설비의 사용 가능한 잔존수명(Remaining Useful Life)을 추정하여 교체시기를 산정하게 된다. 도금로 벽면 두께가 임계치 이하로 얇아지면서 균열과 같은 고장이 발생하게 되면 도금로 내부에 용융된 고온의 아연용액이 외부로 유출되는 현상이 발생하게 되고 갑작스런 작업 중단이 발생하게 된다. 이런 경우 공정을 복구하고 도금로를 교체하기 위해 소요되는 시간은 사전 계획에 의한 것보다 최소 2배 이상 소요하게 되고 과도한 비용 지출이 발생한다. 도금로 설비의 상태를 데이터를 통해 모니터링하기 위한 방안은 미비한 상태이며, 특히 생산 공정에 영향을 주지 않으면서 설비 열화를 실시간 센싱하기 위한 기술적인 방안은 전무한 실정이다. 따라서 설비 열화에 의한 고장을 탐지하거나 또는 데이터를 기반으로 열화 상태를 파악 및 예측하고, 생산 및 각종 조건에 따라 열화의 정도가 달라지는 것을 예측하여 도금로 설비의 최적 교체 일정을 수립할 수 있는 예지보전(Predictive Maintenance) 방안 수립이 필수적으로 요구되고 있다.

1.2 목적 및 방안

제조 빅데이터를 활용하는 기능 중에서도 설비에 대한 예지보전은 품질 관리나 생산 운영 측면에서 지속적으로 요구되고 있으며, 이를 구현할 수 있는 적합한 방식의 검토가 다양한 도메인별로 진행되고 있다[2].

본 연구에서는 용융아연 도금공정의 도금로 설비를 대상으로 데이터에 기반한 예지보전 구현을 전제로, 설비

및 센서로부터 얻어진 데이터를 수집 분석하여 열화로 인한 도금로 잔존수명 추정을 위한 예측모델 생성이 목적이다. 특히, 도금로 내부의 부식, 침식, 산화 등 다양한 열화 현상에 따른 도금로 두께 감소가 시간 경과에 따라 고유한 특성을 가질 것이라는 것과, 만약 고유한 특성이 특정한 열화 추이로 해석된다면 이를 고려한 예측모델이 필요할 것이라는 두 가지 가정에서 출발한다.

열화로 인해 점점 감소되는 도금로 내부 벽면의 가장 취약한 부위의 두께가 초기 정상 상태인 50mm에서 위험 상태인 25mm로 감소되는 시점까지를 도금로의 잔존수명 시기로 규정하며, 잔존수명을 열화의 특성에 기반하여 예측하고 도금로 교체에 대해 예지보전이 가능하도록 하여야 한다.

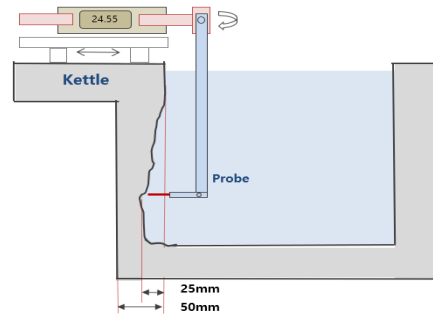


Fig. 1. Diagram of thickness measurement for kettle

도금로는 고온의 상태에서 생산 중에 도금로 모든 부위의 두께를 측정할 수 있는 방안은 없기 때문에 기준 부위의 두께 값을 토대로 나머지 부위의 두께를 추정하는 방식을 사용하였다. Fig. 1은 도금로의 기준 부위 두께를 측정하는 센싱 측정장비의 개념도이다.

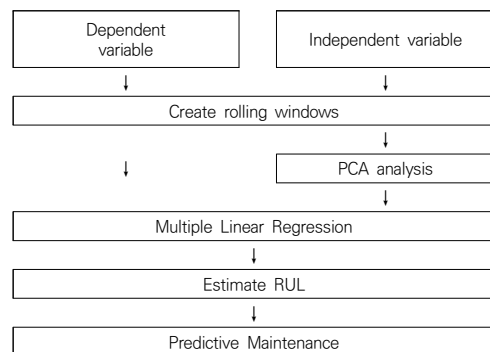


Fig. 2. Flow chart of the proposed method

분석방법론 측면에서는 도금로 열화 현상에 따른 두께 감소가 시간의 흐름에 따라 고유한 특성의 패턴이 있는 지를 타진하기 위해 이동회귀(Rolling Regression) 방식의 응용 가능성을 연구하고 데이터 분석 시에 과적합 방지를 위한 주성분회귀 분석 위주로 연구를 진행한다. Fig. 2는 본 연구의 분석방법론에 대한 절차를 나타낸다.

2. 문헌 조사 및 고찰

2.1 철강 도금 공정

일반적인 철강 공정은 제선공정, 제강공정, 연주공정, 압연공정으로 구분할 수 있으며 압연이 완료된 제품은 필요에 따라 도금공정을 거치게 된다. 도금공정은 금속 표면에 다른 금속 또는 합금의 얇은 층을 입혀 표면 상태를 개선시키는 공정이며 철강의 부식 억제와 강도를 높이기 위해 사용된다[3]. 도금의 여러 가지 방법 중 용융아연도금은 Fig. 3과 같은 세부공정을 통해 진행된다.

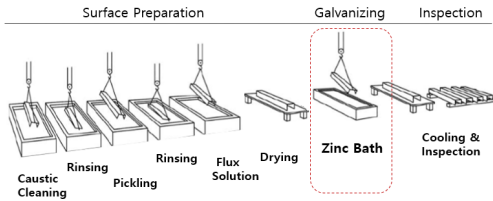


Fig. 3. Hot dip galvanizing process

다양한 도금의 방법과 종류 중에서 용융아연도금은 가장 널리 쓰이는 방식으로써, 용융아연도금 공정은 철강재에 붙어 있는 먼지, 기름, 녹 등의 불순물을 제거한 후 약 450℃ 정도의 아연용탕에 피도금물을 침적, 철소(Fe)와 아연(Zn)이 서로 반응하여 철, 아연의 합금층이 형성되고 합금층 위에 순수한 아연층이 입혀지게 된다.

이 때 핵심 설비인 도금로는 부식 또는 침식 등의 열화가 진행되어 고장[4]이 발생하고 잔존수명에 영향을 주기 때문에 설비 열화에 대한 세부적 연구가 필요하다.

2.2 설비 열화 및 잔존수명

설비가 기능을 발휘할 수 없는 상태에 도달하는 기능 상실 또는 고장에 이르는 과정을 넓은 의미에서 열화라고 한다. 설비의 열화는 진행형 열화와 돌발형 열화로 구분할 수 있다[5]. 돌발형 열화는 고장시점에 열화 부위에

대하여 정확하고 지속적인 모니터링이 수반되어야 하기 때문에 예지보전의 구현에 어려움이 따른다. 따라서 본 연구에서는 진행형 열화에 대한 설비의 잔존수명과 교체 시기를 예측하는 것으로 제한한다.

잔존수명이란 장치가 정량적으로 폐기되는 기준에 도달하는 잔여시간을 의미하며, 폐기기준은 신뢰도함수 및 MTBF(Mean Time Between Failure) 등으로 정의된다. 대상이 되는 장치의 신뢰도를 운영시간과 생산 수량 등을 고려하여 계산하면 운영시간에 따라 고장률이 증가하는 것을 파악할 수 있다[6]. 즉, 장치가 더 이상 원하는 성능을 충족하지 못하는 상태에 도달하는 예상 시간을 의미한다.

도금로에 관한 열화 연구는 도금로 벽면의 침식작용에 대한 연구가 있다. 철제소재를 도금로의 440℃ ~ 570℃ 온도 범위에서 침적하여 침식량과 반응시간 및 온도와의 관계를 실험 조사하는 연구로써 도금로의 외측온도 과열을 방지함으로써 도금로의 잔존수명을 연장할 수 있다는 결론을 도출하였다[7]. 관련된 연구에서는 도금로의 고장 원인으로 온도에 관한 요소를 언급하였다. 도금로 외부에는 도금로의 온도를 적정온도로 유지시켜주기 위한 다수의 가스버너가 설치되어 있는데 가스버너를 통한 열전달 측면에서 균일한 온도가 도금로에 전달되어야 한다는 결론을 도출하였다[8]. 앞서 언급한 기존의 연구에서는 도금로의 열화에 대해 도금로 자체 온도와 관련된 요소를 중요한 요소로 결론지었다. 하지만 도금로 자체 온도 이외에도 생산량, 생산속도, 전후 공정 데이터, 주변 환경 요소 등 열화와 관련된 다른 요인들이 존재할 가능성이 있을 것이라고 추정된다.

2.3 분석 방법론

일반적으로 설비의 잔존수명을 예측하는 분석방법론으로는 회귀분석, 서포트벡터머신, 인공신경망 등의 알고리즘이 사용된다. 안영진의 회귀분석에 의한 Si₃N₄ 계 세라믹 절삭공구의 공구수명 추정 연구에서는 공구 수명에 영향을 미치는 정도, 파괴 인성, 입자의 크기 등을 독립변수로 설정하고 공구 수명을 종속변수로 설정하여 다중회귀분석을 실시하여 수명을 예측하는 연구를 진행하였다[9]. Y. S. Kim[10]와 C. W. Lee[11]은 SVM 알고리즘을 통해 결함을 분류하는 연구와 베어링의 정상여부를 진단하는 연구를 진행하였고, M. Y. Kim[12]는 저널베어링 로터시스템에서 획득된 데이터를 기반으로 진동 이미지를 구성한 뒤 심층학습(Deep Learning)을 통해 특징을 추출하고 고장을 예측하는 연구를 진행하는 등의

머신러닝을 활용한 수명예측 방법론을 통해 연구를 진행하였다. 또한 주성분회귀, 부분최소제곱회귀와 같이 차원을 축소하는 기법과 Ridge 회귀 또는 Lasso 회귀와 같이 치우친 회귀계수를 이용하는 연구가 있다[13]. 이명득의 연구에서는 자동차 차체 조립공장에서 주성분 분석의 응용 연구를 통해 제조분야에서 다수의 데이터대상으로 주성분분석을 이용하여 차원 축소하고 효율적으로 데이터를 이용하는 방법을 설명하였다[14]. 주성분회귀 모형은 설명변수들에 대한 차원축소 및 다중공선성의 제거가 주성분분석을 통해 수행되고, 설명변수의 총 변동을 각각의 주성분 방향으로 분해할 수 있다.

2.3.1 주성분회귀법

n 개의 자료와 p 개의 설명변수로 이루어진 자료행렬을 $X = (x_{ij})_{i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,p}$ 라 하자. X 는 $n \times p$ 크기의 행렬이다. X 의 열은 변수간의 상관관계를 피하기 위해 각 설명변수의 자료에서 자신의 표본평균을 빼어 평균 중심화가 되어 있다고 가정한다. 또한 반응변수 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ 도 평균 중심화 되었다고 가정한다. 설명변수의 공분산행렬은 $A = X^T X / (n-1)$ 로 표현된다. 공분산행렬에 대한 고유벡터를 v_1, v_2, \dots, v_p 라 하면 각 고유벡터 v_k 에 대하여 대응되는 주성분(또는 스코어) z_k 는 다음과 같다.

$$z_k = Xv_k \quad (k = 1, 2, \dots, p). \quad (1)$$

크기 n 인 벡터 $z_k = (z_{1k}, z_{2k}, \dots, z_{nk})^T$ 는 p 차원 공간상의 점으로 표현되는 n 개의 자료의 설명변수를 고유벡터 v_k 방향으로 직교사영(Orthogonal projection)된 점의 좌표이다. 주성분분석에서 v_k 를 k 번째 주성분로딩(PC Loading)이라 부른다. 즉, i 번째 자료의 k 번째 주성분은 $z_{ik} = x_{it}^T v_k$ 로 주어지게 되며, 여기서 $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})^T$ 는 X 의 i 번째 행이다. 전체 주성분 Z 는 다음의 행렬계산으로 얻을 수 있다.

$$Z = (z_{ik}) = XV. \quad (2)$$

여기서, $V = (v_1, v_2, \dots, v_p)$ 이다.

또한,

$$Z^T Z = V^T X^T X V = (n-1) V^T A V \quad (3)$$

$$= (n-1) V^T V A V^T V = (n-1) A.$$

여기서, A 는 $Z^T Z$ 의 고유값 대각행렬을 의미한다.

중심화 되어 있는 설명변수와 반응변수로 이루어진 자료에 대한 선형회귀모형은 절편이 없는 아래의 모형으로 표현가능하며 이를 주성분행렬(Z)로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} y &= X\beta + \varepsilon \\ &= ZV^T\beta + \varepsilon \\ &= Z\gamma + \varepsilon. \end{aligned} \quad (4)$$

식 (4)에서 $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ 이고 $\gamma = V^T\beta$ 이다. 즉 설명변수 대신 주성분을 설명변수로 하는 회귀분석의 결과는 본래의 설명변수로 표현된 회귀모형과 같음을 알 수 있다. 변경된 회귀식의 모수 γ 의 추정치인 $\hat{\gamma}$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$\hat{\gamma} = (Z^T Z)^{-1} Z^T y. \quad (5)$$

식 (5)를 이용해 본래의 회귀계수의 추정치는 다음 식을 통해 얻을 수 있다.

$$\hat{\beta} = V\hat{\gamma}. \quad (6)$$

상기와 같이 주성분회귀를 수학적으로 요약하였다[15].

2.3.2 Rolling(Moving) Window Regression

일일 측정된 두께 데이터의 패턴을 분석해 보면 선형이 아닌 비선형성을 나타내며, 시간이 지남에 따라 비선형의 곡률이 달라지는 특성을 나타낸다. 이러한 특성으로 인하여 수집된 과거의 전체기간을 모두 활용하여 잔존수명을 파악하는 것은 예측에 부적합하다고 판단하여 단계적인 분석 방법론[16]을 고려해 보았다.

이준연의 연구[17]에서는 Time PLOT과 이동평균법을 융합하여 시계열 데이터를 예측하는 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

Dao Hoang Vu의 연구[18]에서는 전력수요의 패턴을 파악하기 위한 방법으로 Rolling Window Regression

를 제안하였는데 전력수요와 온도와의 단기적인 관계성을 밝히는 데 탁월한 효과를 보였다.

이동회귀분석(Rolling Window Regression)은 표본 기간을 이동시키면서 회귀모형을 추정하는 방법을 뜻한다. 이동회귀분석은 시간이 지남에 따른 모수의 안정성을 파악할 수 있고 비교적 간단하게 회귀모수의 시간가변특성을 검토할 수 있다는 장점이 있다.

이동회귀분석의 기본 모형은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$Y_t(n) = X_t(n)\beta_t(n) + U_t(n) \quad (7)$$

여기서, N 은 전체표본 수, k 는 독립변수 수, $Y_t(n)$ 은 $N \times 1$ 의 종속변수행렬, $X_t(n)$ 은 $N \times k$ 의 설명변수행렬, $\beta_t(n)$ 은 $k \times 1$ 의 모수행렬, $U_t(n)$ 은 $N \times 1$ 의 오차행렬, $t = t_0, t_1, \dots, T$ 이다.

위 식에서 n 은 전체표본 중 이동창(Rolling Window)을 적용할 하위표본의 개수이다. $Y_t(n)$ 과 $X_t(n)$ 의 관측치 수는 $t-n+1$ 부터 t 까지 n 개로 구성된다. 즉, n 개의 하위표본으로 회귀모형을 추정하고 처음과 마지막 시점을 하나씩 이동시키면서 다시 n 개의 이동된 표본으로 모형을 반복 추정한다.

본 연구에서는 표본의 시작점과 종료점이 $n+1$ 씩 이동해 나가는 모델이 아니라 구간단위 M 으로 나누어서 구간마다 예측모형을 만들어보고 각각의 패턴을 비교 분석하는 방식이다. 본 연구에서 제안하는 이동회귀 모형은 다음과 같다.

$$Y_m(n) = X_m(n)\beta_m(n) + U_m(n) \quad (8)$$

여기서, $m = m_1, m_2, \dots, M$ 이다.

표본수 n 은 일일 데이터를 기준으로 전체 표본수 N 개를 M 등분한 값이며, 1년간 수집된 데이터를 최소 1개월 단위로 나누어 분석하기 위해 $M=12$ 를 초기값으로 취한다. 결론적으로 세분화된 1개월 단위 모형으로부터 M 값이 줄어들어 표본수 n 을 늘려가며 구간을 확대하여 시간 경과에 따른 특성 패턴을 파악해 볼 수 있다. 개별 모형의 적합성 판단은 모델의 p -value가 0.05보다 낮아지는 모델만을 사용하고 결정계수(R^2)를 이용하여 모델의 설명력을 판단하기로 한다.

3. 분석

3.1 데이터 선별 및 전처리

분석에 사용되는 데이터들은 크게 세 가지 종류로 구분할 수 있다. 작업자들이 직접 용지에 입력하는 수기데이터와 설비와 도금소재의 생산정보, 작업지시 등 생산전반에 걸친 데이터가 있는 MES[19] & ERP[20]데이터, 그리고 온도 등의 센서 데이터를 전달해 주는 PLC데이터[21]로 구분할 수 있다. 세 가지 데이터들은 각각의 수집주기, 데이터 형태, 수집시간 등 각각의 특성이 모두 다르기 때문에 데이터의 선별과 전처리 없이는 분석용 데이터로 쓰일 수 없다.

데이터들은 분석에 필요한 최소한의 수집주기와 데이터셋[22]을 미리 구성해 놓고 채워 넣는 형태로 데이터를 통합하였다. 각기 다른 공간적, 시간적 불일치성을 가지는 데이터들을 통합하기 위해 1일 단위로 데이터 수집주기를 설정하고, 1일에 다수로 수집되는 데이터들은 1일 평균과 1일 누적을 하고 원 데이터를 가공하여 사용하였다. 인자로는 소재투입수량, 소재투입무게, 설비 가동시간, 아연투입량, 도금로 온도, 도금로 외부 압력 등 172개의 데이터가 통합되었다.

데이터들의 전처리는 각 개별 인자들을 탐색적 자료분석 방법[23]에 기반하여 분석 대상이 되는 요인 데이터들을 통계적 기법을 이용해 전처리했다. 데이터들의 발생 위치가 도금로와는 상관없이 발생하는 데이터, 수집주기가 길어 분석하기에 개수가 부족한 데이터, 산포가 0에 가까워서 변함이 없는 데이터 등 정합성이 부족하다고 판단되는 데이터들을 제외시켰다. 그리고 예외처리가 불가능한 데이터나 오류 값이 빈번한 데이터들은 제외시키고, 누적데이터와 계산데이터처럼 파생변수가 필요한 데이터들은 새로운 변수를 추가해 분석 대상의 최종 데이터셋을 구성하였다. 그 결과 데이터 셋의 종속변수는 두 개 데이터, 독립변수는 50개로 구성이 되었으며 Table 1과 같다.

3.2 데이터 분석

본 연구에서는 여러 가지 방법론 중 잔존수명을 예측하고 다수의 변수와의 관계를 규명하기 위하여 다중회귀분석이 적절하다고 판단하였다. 특히 도금로 관련 데이터는 인자의 종류는 많지만 데이터 량이 작은 경우로서 인자간의 상관관계가 밀접하고 회귀계수의 추정치에 과적합의 문제점이 있을 수 있기 때문에 주성분회귀분석을

Table 1. Description of variables

Type of Process	Type of Data	Variable Name	Unit
Surface Preparation Process	Handwriting	Rinsing Temperature	℃
	Handwriting	Pickling Baum	Be
	Handwriting	Pickling Fe Concentration	%
	Handwriting	Pre-Flax Temperature	℃
	Handwriting	Dry Furnace Temperature	℃
Main Process	MES	Material Input Quantity	EA
	MES	Facility Uptime	Hour
	MES	Material Input Weight	Ton
	MES	Material Total Surface	m ²
	MES	Operation Efficiency Rate	%
	Handwriting	Zn Input Quantity	EA
	Handwriting	Alloy-Zn Input Quantity	EA
	Handwriting	NH4CL Input Quantity	EA
	Handwriting	H2SO4 Input Quantity	EA
	Handwriting	Flux Input Weight	Kg
	PLC	Molten Metal Temperature 1~3	℃
	PLC	Burner Room Temperature 1~6	℃
	PLC	Exhaust Gas Temperature	℃
	PLC	After-Plating Temperature	℃
	PLC	Kettle Pressure	N/m ²
	PLC	Signal of Material Quantity	EA
PLC	Signal of Facility ON/OFF	ON/OFF	
PLC	Signal of Production Speed	m/min	
Inspection	PLC	Drum Temperature 1~4	℃
	PLC	Duct Temperature 1~4	℃
	PLC	Hopper Room Temperature	℃
	PLC	Dust Collector Upper Temperature	℃
	PLC	Dust Collector Lower Temperature	℃
	PLC	Hopper Room Humidity	%
	PLC	Dust Collector Upper Humidity	%
	PLC	Dust Collector Lower Humidity	%
	PLC	Hopper Temperature 1~4	℃
	PLC	Internal injection Temperature	℃
PLC	Internal injection Pressure	kg/cm ²	

사용하여 차원을 축소하는 방식을 채택하였고, 주성분회귀 외에 다양한 분석 방법론에 따른 고성능 결과가 우선시 되는 것은 아니라는 점도 판단 기준으로 고려되었다.

독립변수들은 변수 간 다중공선성이 존재하기 때문에 본 연구에서는 주성분회귀를 사용하여 종속변수인 도금로의 두께 변화량에 관한 모델을 만들었다. 모델은 기간(M)을 나누어서 전체 381개의 표본을 $k=12, 10, 8, 6, 4, 2$ 일 때 각각 모델링하는 방식으로 진행하였다. 구간을 나누었을 때 각 모델이 적합한지에 대한 판단은 모델과 인자들의 p -value가 0.05보다 낮아지는 모델만을 연구에 사용했으며 결정계수(R^2)를 이용하여 모델의 설명력을 판단하였다.

또한 구간별로 주성분회귀 분석에서 주성분을 구성하는 요소들을 정리하였으며 모델 분석과 검증은 R 프로그램으로 진행하였다.

전체구간 M을 m_1, m_2, \dots, m_k 로 나누었을 때 모델의 결정계수는 Table 2와 같다. 구간을 나누어 주성분회귀를 실시한 결과 특정 구간에서는 적합한 모델이 생성되지 않는 경우가 있었고 구간마다 모델의 형태와 수정계수가 달라지는 결과가 나왔다. 각 구간에서 모델이 모두 생성된 $k=2, 4, 6$ 의 경우에 결정계수의 평균값은 $k=4$ 일 때 0.451로 모델의 설명력이 높았고, $k=6$ 일 때 0.251로 비교적 낮게 나타났다. 따라서 $k=4$ 로 주요 분석을 진행하며, 주성분을 살펴보면 Table 3과 같고 주성분회귀 모

델은 Table 4와 같다.

분석 시 같은 주성분으로 이루어지는 Material Input Quantity, Facility Uptime, Material Input Weight, Material Total Surface, Operation Efficiency Rate의 변수들 Productivity라 하고 Kettle Inner Temperature 1~3,

Table 2. R^2 Result of PCR models(k=4)

	k=12	k=10	k=8	k=6	k=4	k=2
m_1	0.560	-	-	0.215	0.545	0.029
m_2	0.179	0.254	0.181	0.383	0.225	0.555
m_3	-	0.526	0.198	0.272	0.560	
m_4	-	0.348	-	0.484	0.474	
m_5	0.656	0.346	-	0.104		
m_6	-	-	0.176	0.055		
m_7	-	-	0.155			
m_8	-	0.620	0.096			
m_9	-	0.530				
m_{10}	-	0.620				
m_{11}	0.559					
m_{12}	0.099					

Burner Room Temperature 1~6를 Kettle Temperature라 지칭한다. 주성분을 이루는 주요 인자들 중 대부분 구간이 생산량 및 온도와 관련된 인자로 구성되어 있다. 즉, 도금로의 열화 현상은 생산 관련 인자 외에도 도금로의 온도 및 도금로에 간접적으로 가해지는 환경적인 온도 등의 영향을 많이 받는다고 추론할 수 있으며, 이는 분석 모델의 계수에서도 확인 할 수 있다.

각각의 구간 내에서 모델들의 차이점은 주성분의 구성 인자들의 변화와 주성분회귀 모델의 계수 부분이다. 구간 별로 주성분을 구성하는 변수들이 달라지고 주성분의 계

수 또한 달라져서 구간마다 열화의 차이점을 보여주는 것으로 보인다. 대체적으로 생산량과 온도에 관련된 인자들은 꾸준히 주성분1(PC1), 주성분2(PC2)에 포함되어 있어 중요한 인자임을 나타낸다.

주성분회귀분석의 특성상 생산수, 생산중량, 용탕 온도, 건조로온도 등이 얼마만큼 두께 감소에 영향을 주는지는 정량적으로 파악은 불가능하지만 열화에 영향을 주는 주요한 인자임을 파악한 것에 주된 의의가 있다.

Table 4. PCR model of 4-period experiments

1Period	$R^2 = 0.5452$ $Y = -6.082e^{-05} \times PC1 + 7.939e^{-05} \times PC2 + 1.847e^{-04} \times PC3 - 2.426e^{-05} \times PC4 + \dots - 3.968e^{-02}$
2Period	$R^2 = 0.2254$ $Y = 2.628e^{-06} \times PC1 + 5.252e^{-06} \times PC2 + 6.279e^{-06} \times PC3 - 2.765e^{-06} \times PC4 \dots - 2.706e^{-02}$
3Period	$R^2 = 0.5598$ $Y = 9.275e^{-05} \times PC1 + 2.583e^{-04} \times PC2 - 1.277e^{-04} \times PC3 - 3.705e^{-05} \times PC4 \dots - 1.406e^{-02}$
4Period	$R^2 = 0.4743$ $Y = -1.829e^{-04} \times PC1 + 4.821e^{-04} \times PC2 + 2.033e^{-04} \times PC3 - 1.247e^{-04} \times PC4 \dots - 1.342e^{-02}$

3.3 분석 결과 해석

데이터 분석 결과에서 주요한 주성분은 생산량관련 인자, 온도 관련인자로 나타났다. 온도 관련 인자들은 용탕 온도, 화실온도처럼 도금로에 직접적인 영향을 주는 온도와 건조로온도, 집진기온도처럼 공기에 노출되어 외부환경을 영향을 받는 온도로 구분할 수 있다.

생산량 관련 인자들은 최대 생산하는 것을 목표로 하기 때문에 Table 5와 같이 구간별로 큰 차이를 보이지 않는다.

Table 3. Principle components(k=4, top 6 components)

Principal Component	Variable			
	m_1	m_2	m_3	m_4
PC1	Kettle Temperature, Dry Furnace Temperature	Kettle Temperature, Dry Furnace Temperature, Productivity	Kettle Temperature, Dry Furnace Temperature, Productivity	Kettle Temperature, Dry Furnace Temperature, Productivity
PC2	Productivity	Dust Collector Temperature & Humidity	Dust Collector Temperature	Rinsing Temperature, Drum Temperature
PC3	Rinsing Temperature	Pickling Fe Concentration	Pickling Fe Concentration	Dust Collector Humidity
PC4	Hopper Temperature	NH4CL Input Quantity	Hopper Temperature	Kettle Pressure
PC5	NH4CL Input Quantity	Pre-Flax Temperature	Dust Collector Humidity	Pickling Baum
PC6	Pre-Flax Temperature	Pickling Baum	Rinsing Temperature	NH4CL Input Quantity

Table 5. Daily average productivity

	1Period	2Period	3Period	4Period
Material Input Quantity (EA)	11920.20	13238.47	12644.77	12993.45
Material Total Surface (m ²)	12507.37	12005.14	12638.68	13482.74
Material Input Weight (ton)	190.04	198.85	203.10	211.03

도금로 온도는 용탕 내부 온도(Molten Metal Temperature), 용탕 외부의 화실온도(Burner Room Temperature)로 볼 수 있으며, 상시 일정한 온도 유지를 목표로 하고 있기 때문에 Table 6과 같이 구간별로 큰 차이를 보이지 않고 일정한 온도 흐름을 유지한다.

Table 6. Daily average temperature(inside kettle)

	1Period	2Period	3Period	4Period
Molten Metal temperature (°C)	453.70	450.58	450.80	441.19
Burner Room temperature (°C)	701.72	703.04	724.14	707.43

도금로 환경 온도와 함은 좁게는 건조로온도(Dry Furnace Temperature), 집진기 름의 온도(Drum Temperature, Duct Temperature, Hopper Room Temperature, Dust Collector Upper Temperature, Dust Collector Lower Temperature)를 말하며 넓게는 도금로가 설치된 지역의 환경온도까지 포함하여 볼 수 있다. 도금로 외의 온도는 Table 7처럼 구간 별로 상당한 차이를 보여준다.

Fig. 4는 수집된 도금로 기준 부위 두께 데이터를 4개 구간으로 나누어 추세선과 함께 살펴 볼 수 있다. 각 구간의 추세선이 향하는 편차를 가능해 볼 수 있다. Fig. 5는 일일 도금로 두께 감소량의 변화 패턴을, Fig. 6은 건조로온도의 변동 패턴과 추세선을, Fig. 7은 도금로 공장이 위치한 지역의 기온 패턴과 추세선을 나타낸다. 건조로 온도 패턴과 도금로가 설치된 지역의 온도 패턴이 유사한 것을 파악 할 수 있다.

Table 7. Daily average temperature(outside kettle)

	1Period	2Period	3Period	4Period
Dry Furnace temperature (°C)	78.68	67.03	67.28	81.00
Drum temperature (°C)	32.14	29.50	29.29	37.99
Dust Collector temperature (°C)	27.76	26.43	26.41	32.75

데이터 분석 결과를 통합적으로 해석하면, 도금로는 생산성 관련 요인들에 의해 지속적인 영향을 받아 열화가 꾸준히 진행되고, 열화의 비율은 건조로 온도 및 주변 온도와 양의 상관관계를 나타내며 영향을 받는 것으로 추정할 수 있다. 생산성 관련 주성분 인자와 환경 온도 관련 주성분 인자에 의해 도금로 두께감소를 예측할 수 있는 모델을 생성하였다. 최적으로 판단된 4가지 모델이 도출되었으며 이는 주기적인 계절적 연관 특성이 있다고 추정된다. 도금로 두께가 정상인 50mm 에서 25mm 로 줄어들어 잔존수명이 다하는 시기를 예측할 수 있었으며, 도출된 구간별 4가지 모델의 계절적 특성에 적합한 모델들을 혼합하여 잔존수명을 예측할 수 있었다.

Fig. 8은 잔존수명 예측의 예시로서 4가지 구분된 모델 및 통합 모델의 추이를 보여준다. 설비의 열화 특성에 따라 모델을 혼합하는 방식은 다르게 적용되어야 할 것이다. 본 사례에서는 열화가 계절적인 주기성을 갖는 것으로 추정되어 각각의 계절에 해당되는 모델을 적용하였다. 그 결과 혼합된 모델에 의한 잔존수명은 통합모델 보다 다소 짧은 것으로 예측되었다. 혼합 모델 방식은 통합 모델 방식에 비하여 도금로가 가지는 열화 특성 추이를 좀 더 세밀하게 반영함으로써 정합성 있는 잔존수명 예측이 가능할 것으로 예상된다.

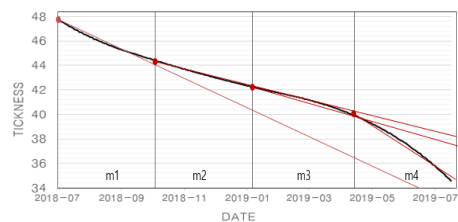


Fig. 4. Thickness with 4-period trend line

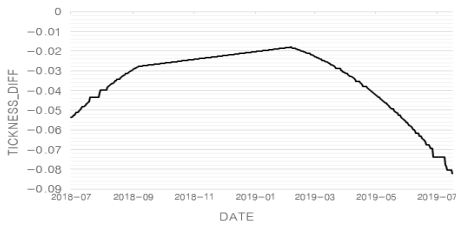


Fig. 5. Trend of daily thickness difference

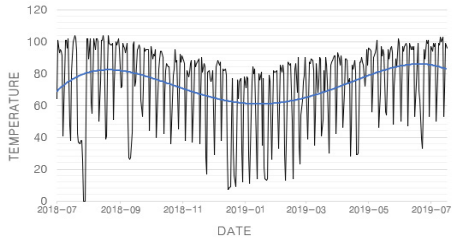


Fig. 6. Trend of drying furnace temperature

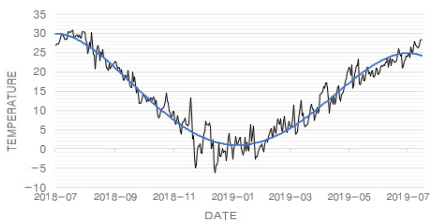


Fig. 7. Trend of environment temperature(Gunsan)

되는 시기를 예측하여 도금로 교체가 필요한 시점을 사전에 알려주는 예지보전을 구현하였다.

이에 따라 생산의 연속성과 경제성 확보가 가능하게 되었다. 설비 데이터 분석은 주성분회귀분석으로 차원 축소하여 열화에 주된 영향을 미치는 요소들로 축약하였다. 특히, Rolling Window 방식을 기반으로 전체 분석 대상 구간을 점점 세분화하며 추이를 판단하는 방식으로 진행하였다. 그 결과 도금로는 시간 경과에 따라 열화 패턴이 변화됨을 파악할 수 있었고, 기존 선행 연구에서 고려되지 못했던 건조로 온도와 같은 환경적 온도 요인과 연관성이 깊다는 의미 있는 결과를 도출하였다.

본 연구를 통해서 스마트공장의 예지보전을 위한 잔존수명 예측은 일정 기간의 데이터를 기반으로 고유의 열화 특성을 분석하고, 다수의 기간별 예측모델을 생성하여 그 모델들을 적절히 선택하며 적용해야 할 수도 있다는 점을 의미한다. 이동회귀를 응용하여 제안한 방식은 시간 흐름에 따른 열화 특성 파악을 가능하게 한 적절한 사례가 될 것이다. 또한, 예측모델 결과는 설비의 열화를 분석하기 위해 공정 및 환경 데이터 분석을 적절히 융합하였을 때 가능하다는 것을 시사한다.

다만, 도금로 두께 데이터가 일부 수집되지 못했고 한정된 데이터가 분석 대상이었으므로 향후 데이터가 충분히 수집되어 열화 특성을 고려한 잔존수명 기반의 예지보전 연구가 보다 발전되기를 기대한다.

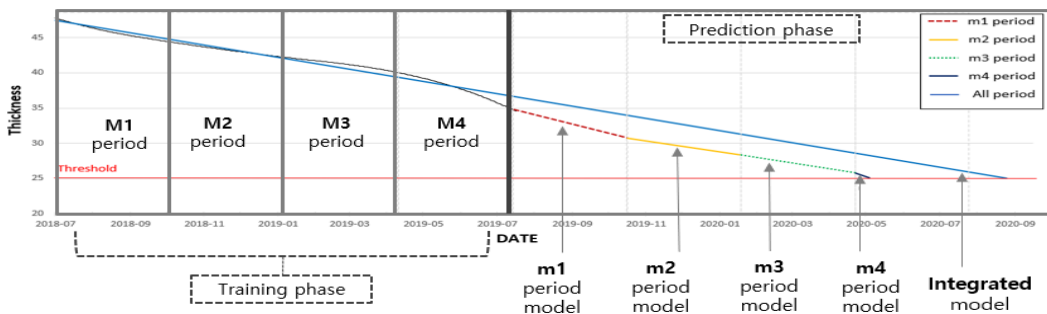


Fig. 8. Example chart of mixed model and integrated model for RUL

4. 결론

철강 도금로에 관련된 공정 데이터를 수집하고 도금로 설비에 부착한 두께 측정 장비를 통하여 특정 기준 부위의 두께 변화 데이터를 수집하였으며, 약 1년간 통합된 데이터를 대상으로 주성분회귀 등의 분석에 의해 도금로 두께 예측모형을 생성하였다. 이를 통해 열화로 인한 도금로의 두께 감소가 잔존수명의 판단 기준인 25mm 가

REFERENCES

[1] T. S. Jeong. (2016). The Suggestion for Successful Factory Converging Automation by Reviewing Smart Factories in German, *Journal of the Korea Convergence Society*, 7(1), 189-196.
 [2] H. R. Chong, S. H. Hong, M. K. Lee & H. M. Kwon. (2018). Quality Strategy in the Age of the 4th Industrial Revolution by Technological Evolution,

- Journal of the Korean Society for Quality Management*, 46(3), 483-496.
- [3] S. Y. Kang. (2018). Zn-Cr Alloy Plating from Acidic Chloride Bath: Effect of Temperature and Current Densities on Composition of Electrodeposits, *Journal of the Korea Convergence Society*, 9(11), 285-290.
- [4] K. B. Watson, B. G. Cannon, M. Bosman & H. Li. (2011). Welding consumables for galvanizing kettles, *Australasian Welding Journal*, 46(Fourth quarter), 33.
- [5] Dheerendra Kumar Dwivedi. (2018). Surface Damage: Causes and Mechanisms, *Surface Engineering*, Springer, 17-43.
- [6] D. K. Shin, J. H. Lee, K.H. Shin, Y. K. Kim, Mi. S. Kang, (2009), A Study on the Assessment of Residual Life Span for Old Type Signalling Equipment, *Journal of the Korean Society for Railway*, 12(4), 535-541
- [7] Y. H. Kim. (1987). Experimental Study on the Attacking Phenomena of Iron by Molten Zinc, *Sejinsa, Journal of Research*, 1(1), 47-52.
- [8] P. Manoj, P. Sonal & P. Amit. (2015). Thermal Analysis of the Molten Lead Kettle Failure at the Galvanizing Plant and Development of Novel Design Using CFD Techniques, *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*, 4(3).
- [9] Y. J. Ahn. (2003). Cutting Performance Evaluation and Estimation of Tool Life by Simple & Multiple Linear Regression Analysis of Si₃N₄ Ceramic Cutting Tools, *Journal of Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers, The 2003 fall Conference*, 2003(59-65).
- [10] Y. S. Kim, D. H. Lee & D. W. Kim. (2013). Fault severity diagnosis of ball bearing by support vector machine, *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers*, 37(6), 551-558.
- [11] C. W. Lee & B. H. Park. (2017). A study on the optimal data learning for fault diagnosis of bearing, *Conference of The Korean Society of Mechanical Engineers*, 1781-1783.
- [12] M. Y. Kim, J. H. Jung, J. U. Ko & B. D. Yoon. (2017). Health diagnosis method for journal bearing rotor systems using deep learning technique, *Abstracts of the KSNVE Annual Autumn Conference*, 242.
- [13] H. D. Li, Y. Z. Liang & Q. S. Xu. (2010). Uncover the path from PCR to PLS via elastic component regression, *Journal of Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 6.
- [14] M. D. Lee, I. S. Lim & E. J. Kim. (2008). Application of Principal Component Analysis in Automobile Body Assembly: Case Study, *Journal of society of Korea industrial and systems engineering*, 31(3), 125-130.
- [15] H. S. Lee. (2015). *On the Estimation for Sparse Principal Component Regression Approach under Multiple Regression Problem*, Doctoral dissertation, Hankuk University of Foreign Studies, Seoul.
- [16] J. H. Kim, D. H. Shin & H. H. Jo. (2015). The Analysis of the Determinants of Environmental Kuznets Curve Hypothesis using Panel Binary Model, *Journal of Korean Association of Applied Economics*, 17(4).
- [17] J. Y. Lee. (2015). Forecasting the Time-Series Data Converged on Time PLOT and Moving Average, *Journal of the Korea Convergence Society*, 6(4), 161-167.
- [18] D. H. Vu, K. M. Muttaqi & A. P. Agalgaonkar. (2014). Short-term load forecasting using regression based moving windows with adjustable window-sizes, *Journal of Faculty of Engineering and Information Sciences*, 1-8.
- [19] W. Long. (2010). Research on MES Domain Analysis Driven by Ontology, *Journal of Applied Mechanics and Materials*, 20-23(2), 1084-1090.
- [20] S. G. Yi & J. J. Kim. (2016). An Analysis of the Importance of the Success Factors in Implementation Stage of ERP System, *Journal of Korea Computer Information*, 21(12), 165-171.
- [21] C. D. Jeong & Y. C. Sone. (2015). A Study on the Reconstruction Sampling of the PLC Data Signal, *Asia Pacific Journal of Information Systems*, 2015(11), 51-54.
- [22] X. D. Yuan, Z. Xiao & X. Xiao. (2014). Default Prediction for Real Estate Companies with Imbalanced Dataset = Default Prediction for Real Estate Companies with Imbalanced Dataset, *Journal of Korea Information Processing Society*, 10(2), 314-333.
- [23] I. S. Song. (2018). *Be the Solver Exploratory Data Analysis*, Seoul : Edam Books.

신 준 호(Joon Ho Shin)

[정회원]



- 1991년 2월 : 아주대학교 물리학과 (이학석사)
- 2018년 12월 : 연세대학교 융합기술 경영학과 (박사수료)
- 2014년 3월 ~ 현재 : ㈜위앤아이티 기술연구소 연구소장
- 관심분야 : 제조 빅데이터 분석, 머신러닝, 인공지능, 스마트플랫폼, 스마트공장, 스마트시티
- E-Mail : johnshin2010@gmail.com

김 창 옥(Chang Ouk Kim)

[정회원]



- 1990년 2월 : 고려대학교 산업공학과 (공학석사)
- 1996년 5월 : Purdue University (공학박사)
- 2002년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 산업공학과 교수
- 관심분야 : 인공지능, 제조데이터 사이언스
- E-Mail : kimco@yonsei.ac.kr