



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

2023년 2월

석사학위 논문

건전성 지표 개발을 위한  
잡음인자가 존재할 때의  
오토인코더 기반 특징정보 추출  
방법

조선대학교 대학원

산업공학과

이근섭

# 건전성 지표 개발을 위한 잡음인자가 존재할 때의 오토인코더 기반 특징정보 추출 방법

An autoencoder-based feature extraction Approach  
for health index in the presence of nuisance  
factors

2023년 2월 24일

조선대학교 대학원

산업공학과

이근섭

건전성 지표 개발을 위한  
잡음인자가 존재할 때의  
오토인코더 기반 특징정보 추출  
방법

지도교수 김성준

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2022 년 10월

조선대학교 대학원

산업공학과

이근섭

# 이근섭의 석사학위논문을 인준함

위원장 조선대학교 교수 신종호 (인)

위 원 조선대학교 교수 백정우 (인)

위 원 조선대학교 교수 김성준 (인)

2022년 12월

조선대학교 대학원

## 목차

<b>제 1 장 서론</b> .....	<b>1</b>
<b>제 2 장 이론적 배경</b> .....	<b>6</b>
제 1 절 화력발전소 보일러의 Slagging & Fouling 현상.....	6
제 2 절 오토인코더(AE) .....	8
제 3 절 이산형 웨이블릿 변환 .....	10
제 4 절 특징정보 평가척도 .....	11
<b>제 3 장 제안 방법론</b> .....	<b>13</b>
제 1 절 보일러 데이터 .....	16
제 2 절 데이터 전처리 및 가공 .....	17
제 3 절 이상적인 상태 모델 .....	18
제 4 절 Slagging & Fouling 특징추출 .....	20
제 5 절 하이퍼 파라미터 최적화 .....	21
<b>제 4 장 모델 적용 및 검증</b> .....	<b>23</b>
제 1 절 모델 적용 .....	23
제 2 절 특징정보의 타당성 검토 .....	26
<b>제 5 장 결론 및 향후 연구</b> .....	<b>31</b>
<b>참고문헌</b> .....	<b>32</b>

## 표 목차

표 1 하이퍼 파라미터 튜닝 .....	22
표 2 특징추출을 위한 $\Delta$ PSH 및 관련 변수 .....	24
표 3 성상 군집과 특징정보 값의 차이 검정 (ANOVA) .	29
표 4 성상 군집간 특징정보 값의 차이 검정 (T-TEST)	30

## 그림 목차

그림 1 석탄화력발전소 계통도 .....	6
그림 2 오토인코더 구조 .....	8
그림 3 발전소 PHM과 특징정보 추출 방법론 .....	13
그림 4 모델 프로세스 .....	15
그림 5 출력 MW(1), 틸트 위치 %(2), DIVISION 과열기 온도 변화량 °C(3) .....	15
그림 6 이상적인 학습 데이터 생성 .....	17
그림 7 학습을 통한 모델 생성과 추론을 통한 예측 값 생성 .....	18
그림 8 특징정보 추출 방법 .....	19
그림 9 SLAGGING & FOULING의 DENOISING .....	20
그림 10 SLAGGING & FOULING 정도를 파악하는 기울기 (FEATURE) 추출 .....	20
그림 11 최적화된 하이퍼 파라미터 선정 .....	22



그림 12 PLATEN SUPERHEATER 위치 .....23

그림 14 실제 상태( $\Delta PSH$ )와 이상적인 상태( $\Delta PSH$ ) 비교 .....25

그림 13 SLAGGING & FOULING와 FEATURE 비교 .....25

그림 15 슈트블로워 간격과 특징정보의 산점도 .....27

그림 16 석탄성상 군집분석 결과 .....28

그림 17 군집에 따른 특징정보의 상자그림 .....29

## ABSTRACT

# An autoencoder-based feature extraction Approach for health index in the presence of nuisance factors

Geunseop Lee

Advisor: Prof. Seongjoon Kim, Ph.D.  
Department of Industrial Engineering  
Graduate School of Chosun University

The power plant's operating data are strongly affected by various covariates such as generating output (MW), Airflow, and Fuel type. Therefore, it is essential to separate those factors from the target of interest when performing feature extraction for health monitoring. In this study, we focused on the heat exchanger's deterioration due to slagging and fouling, which is defined as the undesirable formation of material on the heat exchanger tube. A data-driven deterioration feature extraction method is developed using covariate filtering and autoencoder-based feature extraction methods. The proposed framework is demonstrated using numerical examples and the multi-variate power plant's boiler sensor data.

## 국문 초록

발전소의 주요 감시대상의 운전데이터는 발전출력(MW), 기류 및 연료 유형과 같은 다양한 운전조건을 나타내는 잡음인자의 영향을 크게 받는다. 따라서 건전성 감시를 위해 잡음인자의 효과를 제거한 특징을 추출하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서는 화력발전소의 보일러 빅데이터를 활용하여 연소과정에서 발생하는 용융된 석탄재가 보일러 전열부에 부착하여 발생하는 Slagging & Fouling 에 의한 효율 저하를 감시대상으로 선정하고, 오토인코더 모델과 웨이블릿변환기법에 기반한 특징추출 방법을 제안한다.

제안된 방법은 국내 500MW 급 초초임계압 발전소의 운전데이터에 적용하여 과열기 전열부의 Slagging & Fouling 에 의한 건전성 악화추세를 측정할 수 있는 특징정보를 추출하였다. 제안된 방법으로 추출된 특징정보의 타당성을 확인하기 위해서 Slagging & Fouling 의 발생정도와 높은 상관성을 갖는 슈트블로워의 작동주기와 특징정보의 상관관계를 분석하였다. 또한 석탄성상에 대한 군집분석을 실시하여 Slagging & Fouling 생성을 유발하는 회분의 비율이 높은 탄종일수록 제안방법으로 추출한 특징정보가 높은 Slagging & Fouling 을 보이는 것을 확인하였다.

## 제 1장 서론

PHM 기술은 제품이나 시스템의 상태 정보를 수집하여 시스템의 이상 상태를 감지하고 분석 및 예지 진단을 통해 고장 시점을 사전에 예측함으로써 설비 관리를 최적화하는 기술이다. PHM 수행을 위한 기법은 크게 Physics-based Approach와 Data-driven Approach으로 구분된다. Physics-based Approach의 경우 잔여수명 및 열화와 관련된 물리적 모델을 사용할 수 있다고 가정하고 물리적 모델을 측정된 데이터와 결합하여 모델 매개 변수를 식별하고 미래의 행동을 예측한다. 그러므로 이상 감지가 빠르고 원인진단이 상대적으로 쉽다. 그러나 확립된 물리적 모델이 많지 않아 범위가 제한적이고 시간 및 비용이 많이 소요된다. 그에 따른 연구로 Lall, Pradeep, Ryan Lowe, and Kai Goebel[1]는 칼만 필터를 이용하여 solder ball의 손상정도를 예측하여 잔여수명을 추정하는 방법을 제안하였고, Maurizio Gobbato[2] 재귀적 베이지안 추정을 통해 알루미늄판에 피로 손상을 예측하는 방법을 제안하였다. 데이터 기반 접근(Data-driven Approach) 방법론은 이전에 수집된 데이터(훈련 데이터)의 정보를 사용하여 제품의 상태의 특징을 파악하고 향후 추세를 예측한다. 적용 범위가 굉장히 넓고 물리적 지식이 상대적으로 덜 필요하며, 대량의 데이터 확보가 가능한 경우 현실적인 결과를 제시할 수 있다. 데이터 기반 접근방법론에는 지도 학습(Supervised Learning)과 비지도 학습(Unsupervised Learning)으로 나누어진다.

지도 학습 알고리즘은 데이터와 관련된 라벨 데이터로 구성된 입력 변수와 원하는 출력 변수가 수반되며 정확한 분류 결과를 제공할 가능성이 높다. 그러나 학습데이터에 치중되어 새로운 입력 변수가 들어와도 제대로 기능을 못 하게 되는 과적합 현상이 발생할 수 있다. 그에 따른 연구로 Tang, Wenshuo, et al[3]은 KNN(K-Nearest Neighbor) 이용하여 배터리 충전상태(SOC)를 예측 및

RVM(Relevance Vecor Machine)을 통해 배터리 팩의 잔여수명 수명 추정 방법을 제안하였고, Hinchí, Ahmed Zakariae, and Mohamed Tkiouat[4]는 Convolution layer 를 통해 특징을 추출하고 LSTM(Long Short-Term Memory)을 이용하여 베어링의 잔여수명 예측하는 방법을 제안하였다.

비지도 학습 알고리즘은 데이터의 분류나 라벨 데이터가 없는 경우에 주어진 데이터 내에서 데이터를 분류하고 유사한 데이터들을 군집으로 묶어 데이터 간의 관계를 찾는 것을 목표로 하는 방법이다. 관련연구로 Jie Chen[5]은 비행 데이터의 특징을 바탕으로 착륙장치 상태를 Fuzzy C-Means 를 이용하여 추정해 건전성을 평가하였다. 또 Kishore K. Reddy[6]는 Deep Auto-Encoder 의 재구성 오류를 기반으로 멀티모달 센서의 정상 상태와 구별되는 고장 및 이상치를 탐지하였다.

오늘날 데이터 수집&처리의 비용과 난이도가 극적으로 감소하고 기계학습 기술이 발전함에 따라 다양한 산업분야에 PHM 기술을 적용하는 시도가 이루어지고 있다. 그중 건전성 이상 또는 고장으로 인한 영향이 큰 항공우주, 국방, 반도체, 발전산업 등 분야에서 PHM 기술 적용을 위한 연구가 활발하게 진행되고 있다.

이 중 발전분야는 장기간에 걸쳐 축적된 다변량 데이터가 존재하여 고급통계 및 머신러닝과 같은 데이터 분석기법을 적용하는데 최적의 환경을 갖추고 있다. 또한 대규모 설비가 복합적으로 구성되며 긴밀한 선/후행 관계로 연결된 시스템의 건전성 감시 및 진단할 수 있는 기술에 대한 수요와 그에 대한 기대효과가 크다.

발전산업의 PHM 의 기술 연구는 대상 설비의 작동 메커니즘을 기준으로 회전체와 비회전체로 구분하여 살펴볼 수 있다.

회전체는 터빈, 발전기, 펌프 등과 같은 회전력을 갖는 기기를 말하며 진동 특성을 가지고 있어 좁은 범위에서 빠른 회전 속도를 바탕으로 높은 에너지 효율을 얻을 수 있다. 그러나 기계의 마찰로 인해 소음 및 진동이 발생하고 장기간 사용할 시 기계의 피로파괴의 가능성과 기계의 고장이 쉽게 발생한다.

비회전체는 보일러와 같이 석탄의 연소 에너지를 고온 고압의 증기로 변환하는 과정에서 발생하는 복잡한 물리화학적 반응이 고장의 주요 원인이 된다. 이로 인해 회전체 특성을 갖는 설비에 비해서 고장 메커니즘에 대한 규명 뿐만 아니라 측정과 분석이 어려운 것으로 알려져 있다.

보일러에 대한 설비이상에 대한 연구는 주로 전열부의 연소불안정과 열효율에 집중되어 있다. 이 중 연소불안정 문제를 야기하는 가장 큰 원인은 보일러 각 전열부에 생성되는 Slagging & Fouling 으로 알려져 있다. 이 현상은 고온의 연소분위기에서 용융된 석탄재가 전열부에 부착되는 것을 말하는데 연소가스와 전열부의 열교환을 방해하여 보일러의 열구배의 불균형을 비롯한 국부적 과열현상을 초래하는 원인이 된다.

이를 위해 보일러의 주요 전열부에는 보일러에서 생성된 고온고압의 증기를 이용하여 Slagging & Fouling 을 제거하는 슈트블로워(Soot-Blower)가 존재한다. 슈트블로워의 작동은 곧 보일러 효율의 감소를 의미하기 때문에, 많은 연구들은 Slagging & Fouling 의 예측모델을 기반으로 슈트블로워의 동작주기를 최적화하는 시도가 지속적으로 이루어져 왔다.

이 때, Slagging & Fouling 을 예측하기 위한 기존 연구들은 석탄의 연소반응과 전열부의 열전달 특성에 기반한 물리적 모델 또는 경험적 계산식을 사용하는 접근이 주를 이루고 있다. Corey Cantrell [7]은 nussel number 를 이용하여

Slagging & Fouling 의 정도를 나타내는 Cleanliness factor 를 정의하는 방법을 제안하였고, Lalatendu Pattanayak[8]는 로그평균 온도차이(log mean temperature difference) 를 이용하여 Cleanliness factor 를 라벨 데이터로 정의하고 ANN 을 이용하여 슈트블로워를 최적화하는 모델을 제안하였다. Yuanhao Shi [9][10]는 [11]에서 제안한 방정식을 토대로 Cleanliness factor 를 정의하였고 이를 통해 슈트블로워를 최적화하는 모델을 제안하였다. Sylwester [12]은 전열부에 적층된 slaging & fouling 의 두께를 측정하고 이를기반으로 예측모델을 수립하여 슈트블로워 최적화하는 모델을 제안하였다. Kakietek, Sławomir, and Jerzy Szymczak[13]은 바이오매스와 물리적인 식을 통해 예측된 Slagging 을 라벨데이터로 설정하고 ANN 을 적용해 Slagging 축적 정도를 예측하는 모델을 제안하였다.

그러나 발전소의 운전 중에 보일러 내부에 생성되는 Slagging & Fouling 을 직접적으로 측정할 수 있는 수단은 매우 제한적이고 정량화하기 어렵기 때문에 기존 연구에서 제안된 Slagging & Fouling 예측모델의 정확성 검증이 어려울 뿐만 아니라, 현장에서 수집되는 발전소의 센서데이터의 측정범위와 품질은 정교한 물리적 모델을 사용하기에는 한계가 존재한다. 또한, 기존 방법론들은 대상 보일러 유형 또는 설계특성에 종속되는 경우가 많아 일반화 하여 다양한 감시대상에 방법론을 활용하기 어려운 단점이 존재한다.

따라서 본 연구에서는 발전소에서 수집되는 데이터를 활용하여 물리적 모델의 의존도를 최소화할 수 있는 감시대상 전열부의 Slagging & Fouling 특징정보 추출 방법론을 개발하고자 한다. 본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2 장에서는 화력발전소의 운전특성과 Slagging & Fouling 현상과 관련 이론을 소개한다. 3 장에서는 본 논문을 통해 제안하고자 하는 특징 정보 추출기법을 소개한다.

4 장에서는 실제 발전소에 제안한 방법론을 적용하고 도출된 결과의 타당성을 검토한다. 끝으로 5 장에서는 본 연구의 결론과 향후 연구 방향에 대해 논의한다.



## 제 2장 이론적 배경

### 제 1절 화력발전소 보일러의 Slagging & Fouling 현상

석탄화력발전소는 그림 1 과 같이 보일러에서 나오는 연소가스가 가진 열로 물을 가열하는 절탄기(Economizer)를 통해 수냉벽(wavter wall)에 공급되고 연소가스의 복사열로 에너지를 흡수하면서 초임계증기로 변환된다. 이후 기수분리기(separator)를 통해 물과 증기를 분리해 순수한 증기를 얻은 뒤 과열기(SuperHeater)를 거쳐 열효율을 극대화를 시켜 증기 온도와 압력을 높인 뒤 고압터빈으로 전달된다. 고압터빈(High Pressure Turbine)을 회전시킨 증기는 다시 재열기(reheater)에서 다시 가열되어, 중압터빈(Intermediate Pressure Turbine)과 저압터빈(Low Pressure Turbine)을 거치면서 터빈을 다시 회전시킴으로써 석탄의 화학에너지가 운동에너지로 최종 전환된다. 이때 보일러에서 석탄 연소 시 발생하는 불순물인 그을음(Soot)이 형성된다. 보일러 내의 수냉벽과 과열기 및

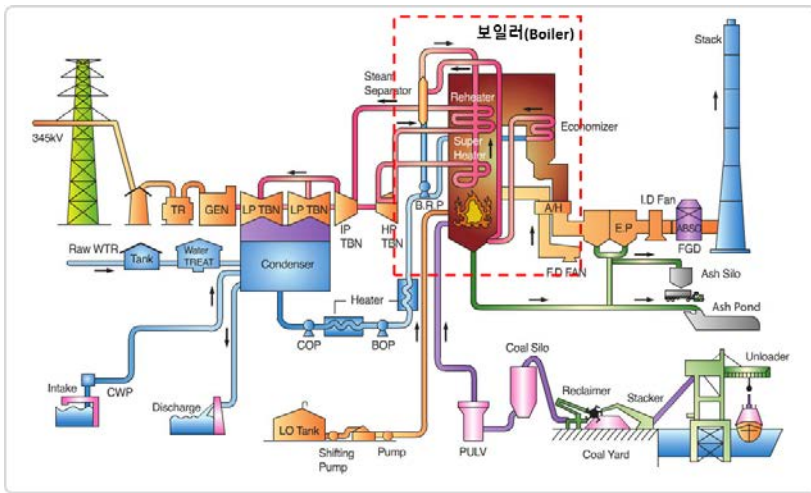


그림 1 석탄화력발전소 계통도

재열기 등 각 전열부에서 용융된 그을음(Soot)이 보일러 전열부에 부딪혀 급랭, 응집되어 튜브에 부착 및 퇴적되는데 위 현상을 Slagging 이라고 한다.

이후 Slagging 으로 인해 열전달이 제대로 이루어지지 못하게 될 경우 대류영역까지 고온영역이 확장되어 액체 및 고체상태의 그을음이 공존하게 된다. 이때 액체 상태의 그을음이 열전달 표면에 부착되고 점차 냉각되어 굳어져 점착물 층을 이루게 된다. 이후에 고체상태의 그을음도 함께 점착되어 퇴적속도가 증가한다. 이런 점착된 형태를 파울링(Fouling)이라고 한다[14].

Slagging & Fouling 이 형성되어 열전달이 저하됨에 따라 전반적인 연소가스의 온도를 상승시켜 보일러 효율 저하로 이어지며, 전열부에 Slagging 이 성장하여 튜브 파열, 연소실 내 압력변동 등으로 출력감발(Forced Derate) 또는 불시정지(Forced outage) 등의 문제점을 일으킨다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 보일러 운전 중에 Slagging & Fouling 을 제거하기 위한 목적으로 슈트블로워를 주기적으로 작동한다. 슈트블로워는 보일러 노(Furnace)내에 그을음에 의한 수냉벽 튜브에 형성되는 Slagging 및 고형 회분과 재열기(Reheater), 과열기(SuperHeater) 및 절탄기(Economizer) 등에 형성되는 Slagging & Fouling 을 제거하기 위하여 보일러열교환 튜브 전체에 걸쳐서 설치된다. 그러나 보일러 운전 중에 Slagging & Fouling 의 정도를 실시간으로 파악하기 어렵기 때문에 고정주기 혹은 발전소 운전원의 판단에 따라서 동작시키고 있다. 또한, 슈트블로워는 보일러에서 발생한 증기의 일부를 추출하여 사용하기 때문에 보일러효율이 저하되는 문제점이 있다.

## 제 2절 오토인코더(AE)

오토인코더(Auto-Encoder)는 출력값이 입력값과 유사해지도록 학습하는 비지도 학습 중 하나로 데이터의 주요 특징을 포착하는 데에 뛰어난 방식이다[15]. 많은 응용 분야에서 잠재변수의 특징을 학습하여 우수한 성능을 보여주고 있어 널리 사용되고 있다.

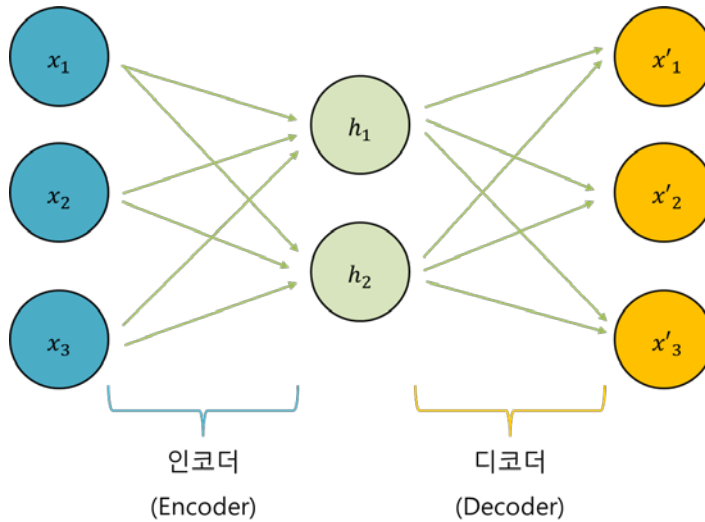


그림 2 오토인코더 구조

오토인코더의 구조는 그림 2 과 같이 입력 데이터를 받아 인코더(Encoder)를 통해 잠재 벡터로 압축되고 디코더를 통해 다시 출력 데이터로 복원되는 과정을 거친다. 인코더는 입력 계층과 은닉 계층으로 구성하며, 디코더는 은닉 계층과 출력 계층으로 구성한다. 이때 인코더는 함수  $f$ 에 의해 고차원 입력 데이터  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots)$ 를 저차원 은닉 표현  $\mathbf{h} = (h_1, h_2, \dots)$ 으로 인코딩하여  $\mathbf{x}$ 의 특성을 압축한다.

$$\mathbf{h} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{s}_f(\mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{b}) \quad (\text{식 1})$$

여기서  $s_f$ 는 활성화 함수(Activation function)이다.  $\mathbf{h}$ 는 인코더는 입력 계층의 노드 수와 은닉 계층의 노드 수의 가중치 행렬(Weight matrix)  $W$  와 편향 벡터(Bias vector)  $b$  로 이루어져 있다.

$$\mathbf{x}' = \mathbf{g}(\mathbf{h}) = \mathbf{s}_g(W'\mathbf{h} + \mathbf{b}') \quad (\text{식 2})$$

여기서  $s_g$  활성화 함수이며, 디코더는 함수  $\mathbf{g}$  를 통해 은닉 계층  $\mathbf{h}$  를 재구조(Reconstruction)화하여  $\mathbf{x}'$  의 각 데이터는  $\mathbf{h}$  를 통해  $\mathbf{x}$  의 각 데이터의 특성이 반영되어있다. 디코더는 은닉 계층의 노드 수와 출력 계층의 노드 수의 가중치 행렬  $W'$  과 편향 벡터  $\mathbf{b}'$  로 이루어져 있다. 활성화 함수는 일반적으로 하이퍼볼릭 탄젠트 함수(Hyperbolic Tangent Function)나 시그모이드 함수(Sigmoid Function) 등과 같은 비선형 함수를 사용한다. 입력 데이터와 재구조화된 출력데이터의 차이를 일반적으로 재구성 오류 (Reconstruction Error) 이라고 하며, 이 오차를 최소화하는 방향으로 훈련된다. 재구성 오류를 계산하는 방법으로는 연속형 데이터일 경우 MSE(Mean Square Error)를, 이산형 데이터에는 크로스 엔트로피(Cross-Entropy)를 주로 사용한다.

### 제 3절 이산형 웨이블릿 변환

이산형 웨이블릿 변환(Discree Wavelet Transform)은 Fourier 변환과 같이 신호의 전처리 및 해석을 위한 도구로 주로 사용된다. 특히, 신호 데이터에 존재하는 잡음을 제거하는데 좋은 성능을 발휘하는 것으로 알려져 있으며, DWT 변환에 사용되는 웨이블릿 함수의 종류 및 웨이블릿 계수에 적용되는 잡음제거 기법의 기준을 적절하게 선정함으로써 효과적으로 잡음을 제거할 수 있다. 이산 웨이블릿 변환은 Fourier 변환과 유사하게 신호를 고주파 영역과 저주파 영역으로 구분하여 단계적으로 분해한다. 이 때, 단계별로 얻어지는 웨이블릿 계수에 포함된 잡음성분을 제거하고 역 웨이블릿 변환을 통해서 신호를 복원함으로써 잡음이 제거된 신호를 얻을 수 있다.

## 제 4절 특징정보 평가척도

본 연구에서는 시간의 경과에 따른 Slagging & Fouling의 점진적 악화추세를 특징정보로 추출한다. 이 때, 특징정보를 평가하기 위해서 시계열 데이터의 단조성(monotonicity)을 판단하는데 사용되는 맨-켄달 검정과 켄달의 타우, 그리고 선형모델의 평균제곱근오차(RMSE)를 사용한다.

### 제 1항 맨-켄달 검정(MK test)

맨-켄달검정(Kendall, 1975)[16]은 데이터의 단조성을 확인하는데 사용되는 비모수적 통계기법이다. MK 검정은 시계열에 추세가 없다는 귀무가설  $H_0$ 과 데이터에 일정한 감소 또는 증가 추세가 있다는 대립가설  $H_1$ 을 설정하여 검정을 실시한다. 이 때, MK 통계량  $S$ 는 ( 식 3 )을 사용하여 계산할 수 있다. 맨-켄달 통계량  $S$ 는 ( 식 4 )을 통해 정규화할 수 있으며, 정규화 통계량  $Z_{MK}$  ( 식 5 )를 유의 수준 ( 식 6 )을 통해  $Z$  검정으로 검정할 수 있다.

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{k=i+1}^n \text{sgn}(x_k - x_i) \quad (\text{식 3})$$

$$\text{VAR}(S) = \frac{1}{18} [n(n-1)(2n+5)] \quad (\text{식 4})$$

$$Z_{MK} = \frac{S-1}{\sqrt{\text{VAR}(S)}} \quad \text{if } S > 0$$

$$Z_{MK} = 0 \quad \text{if } S = 0 \quad (\text{식 5})$$

$$Z_{MK} = \frac{S+1}{\sqrt{\text{VAR}(S)}} \quad \text{if } S < 0$$

$$p = 0.5 - \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{|Z_{MK}|} e^{-\frac{t^2}{2}} dt \right] \quad (\text{식 6})$$

여기서  $x$ 는 검정 데이터 집합이고,  $n$ 은 표본 수이며,  $Z_{MK}$ 는 MK 통계량이다.

## 제 2항 켄달의 타우

켄달의 타우[17]는 순위상관계수의 한 종류로서 두 변수 간의 증가 및 감소에 대한 상관관계를 나타내는 비모수 통계적 기법이다. 계산 과정은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 \pi_c &= P\{(X_i - X_j)(Y_i - Y_j) > 0\} \\
 \pi_d &= P\{(X_i - X_j)(Y_i - Y_j) < 0\}
 \end{aligned}
 \quad (\text{식 7})$$

$\pi_c$ 는 두 변수의 부호가 일치(Concordance Pair)하는 확률이고  $\pi_d$ 는 두 변수의 부호가 불일치(Discordance Pair)할 확률이며 다음과 같이 계산된다. 이후  $\pi_c$ 와  $\pi_d$ 를 이용하여  $\tau$ 를 계산할 수 있으며 식은 다음과 같다

$$\tau = \pi_c - \pi_d
 \quad (\text{식 8})$$

$\tau$ 의 범위는  $[-1, 1]$ 이며  $\tau$ 가 0일 때 두 변수는 증가 및 감소에 상관이 없고  $\tau > 0$ 일 경우 두 변수는 양의 상관성을 지니고 있으며  $\tau < 0$ 일 경우 음의 상관성을 지니고 있다고 해석한다.

## 제 3항 RMSE

평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error)(RMSE)[18]는 모델이 예측한 값과 실제 값의 차이를 다룰 때 흔히 사용되는 척도이며 식은 다음과 같다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y - \hat{Y})^2}{n}}
 \quad (\text{식 9})$$

### 제 3장 제안 방법론

일반적인 발전소 보일러 감시진단 프로세스는 그림 3 과 같이 데이터의 수집과 특징정보 추출 및 건전성 지수개발, 그리고 감시를 통한 진단 및 예측과 조치의 흐름으로 진행된다. 본 연구에서는 감시진단 방법론의 개발에 있어서 가장 중요한 부분인 특징정보 추출단계에 초점을 맞추고 보일러 전열부의 Slagging & Fouling 상태를 효과적으로 나타낼 수 있는 데이터 기반 방법론을 제안하고자 한다.

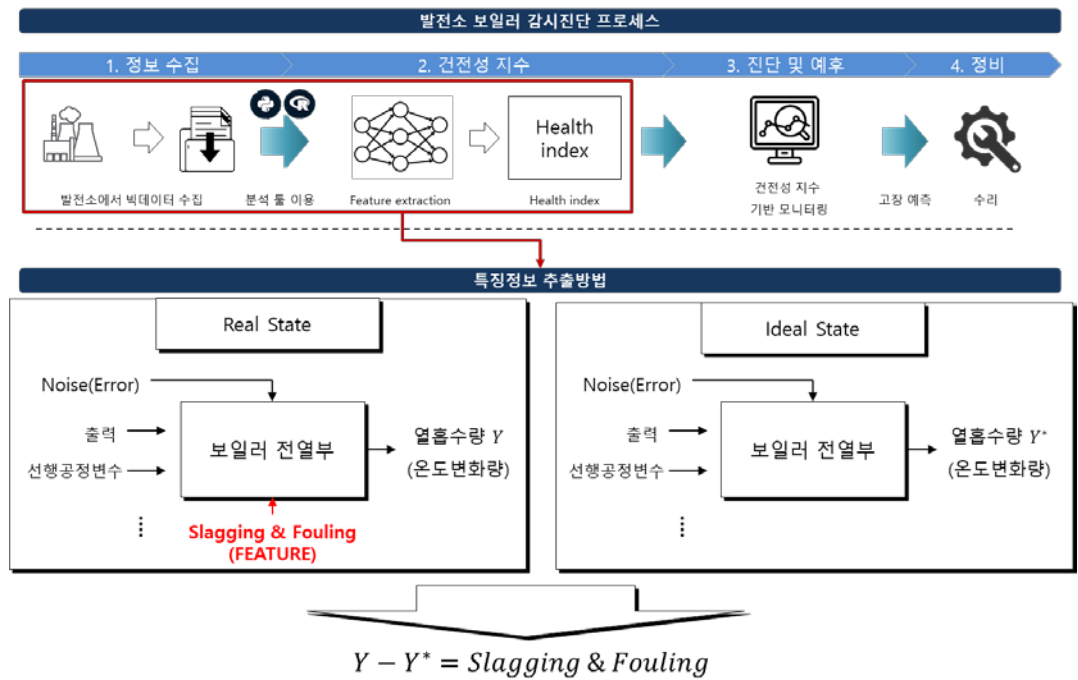


그림 3 발전소 PHM과 특징정보 추출 방법론

본 연구에서는 감시대상 영역을 포함한 보일러 선행 공정변수와 보일러 시스템의 운전정보 데이터에서 Slagging & Fouling 이 존재하지 않거나 영향이 최소화된 데이터를 선택적으로 추출하고, 이 구간을 이상적 상태(Ideal State)의 데이터로 정의한다. 그리고 이상적 상태 데이터를 포함한 보일러 데이터 전체를 현실상태(Real state)의 데이터라고 한다.



이 때, 이상적 상태의 데이터는 슈트블로워의 작동이 완료된 직후의 일정기간으로 설정할 수 있는데, 이 데이터를 활용하여 감시대상을 포함한 연관 운전변수에 대한 오코인코더 모델을 학습한다. 이 모델을 현실상태 데이터에 적용하여 오코인코더 모델의 복원값과 입력값의 차이를 계산했을 때 측정되는 감시대상 변수의 오차를 활용하여 Slagging & Fouling 에 대한 특징정보를 추출할 수 있다. 이 데이터는 슈트블로워 작동시점을 기준으로 점진적인 단조추세를 갖는데, 웨이블릿 변환을 활용한 잡음제거와 선형모델 적합을 통해 최종 특징정보가 추출된다.

제안 방법의 절차가 그림 4 에 정리되어 있다. 보일러 데이터에서 이상적인 상태를 가진 학습 데이터(Train Data)를 생성하기 위해 데이터 전처리를 실행한다. 이후 오토 인코더에 이상적인 상태의 데이터를 학습시키고 현실상태 데이터를 모델에 입력하여 출력값과의 잔차(residual)를 계산한다. 마지막으로 웨이블릿 기법을 통해 잔차에 포함된 잡음을 제거하고 선형추세 기울기를 계산하여 특징정보를 추출한다. 이 과정에서 각 단계마다 특징정보의 성능에 영향을 줄 수 있는 의사결정변수들이 존재하는데, 켄달의 타우와 RMSE 를 활용하여 정량적인 특징정보의 성능평가 및 최적화를 실시한다.

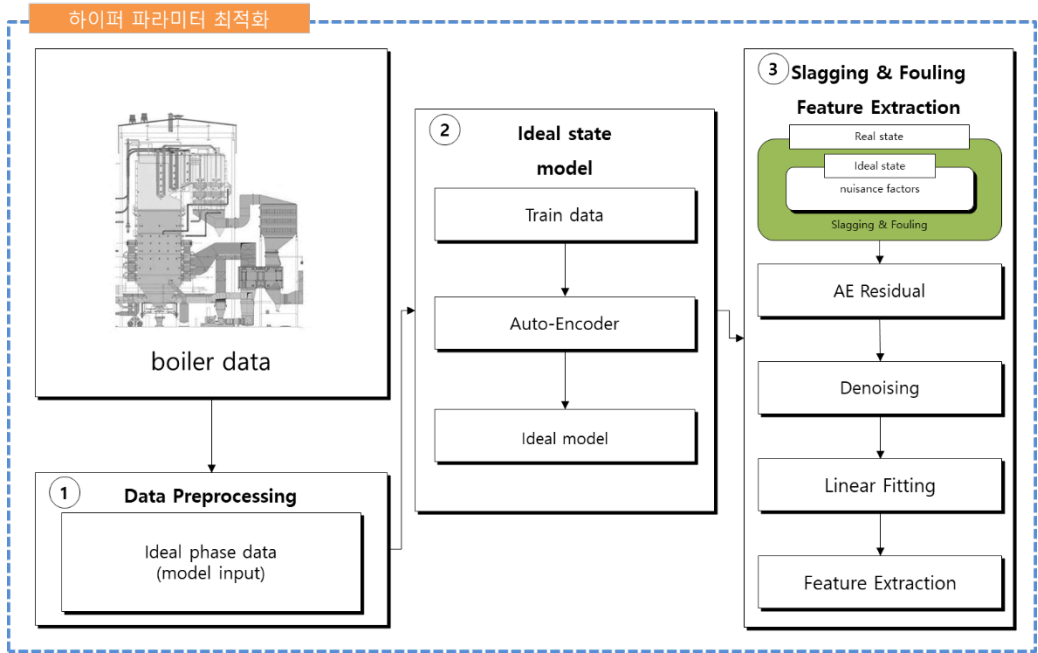


그림 4 모델 프로세스

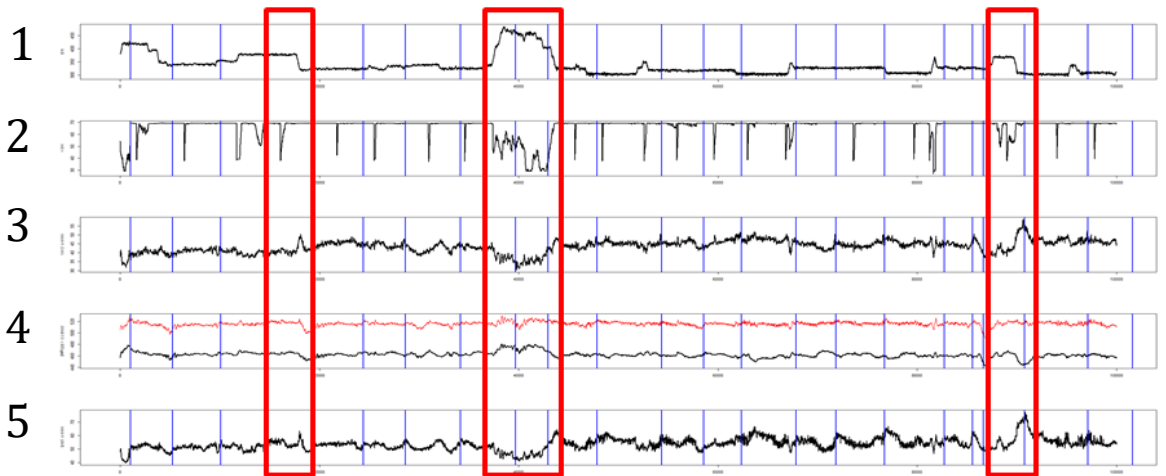


그림 5 출력 MW(1), 틸트 위치 %(2), Division 과열기 온도 변화량 °C(3)  
Platen 과열기 입/출구 온도량 °C(4), Platen 과열기 온도 변화량 °C(5)

## 제 1절 보일러 데이터

본 연구에서는 국내 발전사의 초초입계압(USC 급)에서 약 9개월간 1분 간격으로 수집된 DCS(Distributed Control System) 데이터를 사용하였다. 대상 변수와 선행공정변수는 출력, 급탄량 등 보일러 시스템 전체의 상태를 나타내는 상태 정보 변수와 본 연구의 대상인 Platen 과열기 전열부를 기준으로 보일러에 급수가 유입되는 시점부터 해당 감시 영역에 이르는 주요 부위별 온도 정보와 온도 변화량 정보들로 구성되어있다.

그림 5는 출력과 선행공정변수 일부분이며 세로 파란 선은 슈트블로워 작동 시작 시점이다. 그림 5를 볼 때 출력이 급변할 때 다른 변수들도 변함을 빨간색 상자를 통해 확인할 수 있다. Division 과열기는 Platen 과열기의 바로 앞단에 존재하는 과열기이다. Division 과열기의 온도변화량(3)과 Platen 과열기 온도 변화량(5)을 보았을 때 온도의 흐름이 비슷한 것을 관찰할 수 있으며, Platen 과열기의 온도변화 특성은 선행공정변수의 영향을 받음을 시사한다. 또한 Platen 과열기 입/출구 온도량(4)을 보았을 때는 잘 보이지 않지만, Platen 과열기 온도 변화량(5)에서 주기적 또는 추세적 변화를 관찰할 수 있다. 이는 보일러 상태변화에 의한 영향을 포함한 Slagging & Fouling 에 의한 영향이 반영된 결과라고 해석할 수 있다.

## 제 2절 데이터 전처리 및 가공

보일러 데이터에서 감시영역과 선행공정변수들은 긴밀한 선/후행 관계를 가지고 상호영향을 주면서 주기적으로 슈트블로워가 작동되고 있기 때문에 이상적인 상태의 데이터를 추출하기 위해서는 보일러의 운전특성을 고려한 전처리가 요구된다. 그림 6에 데이터 전처리 및 가공을 통한 학습데이터 생성과정이 도식화되어있다. Slagging & Fouling을 제거하는 슈트블로워를 작동 시점을 기준으로 구간을 분할하고 데이터 유실되어 비연속적이거나 구간의 길이가 지나치게 짧은 구간은 제거하였다. 각 분할된 데이터에 대해서 슈트블로워를 작동 시점  $t_0$ 분 후로부터  $\Delta t$ 분 동안의 데이터를 추출하고 통합하여 이상적인 상태를 가진 학습 데이터 세트를 생성하였다.

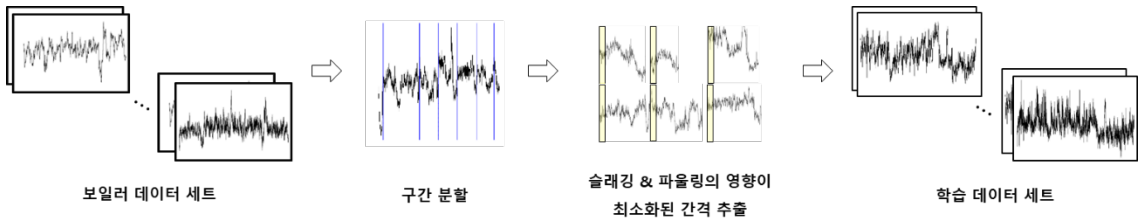


그림 6 이상적인 학습 데이터 생성

### 제 3절 이상적인 상태 모델

오토인코더를 통해 학습 데이터 세트를 학습하여 이상적인 상태를 가진 모델을 생성하기 위해 에포크를  $p_1$ , 스케일링은  $p_2$ , 학습 데이터 중 검증 데이터를  $p_3\%$  사용하고 배치 사이즈는  $p_4$  로 지정한다. 이후 현실상태 데이터를 적용하여 오토인코더 모델 추론을 통해 출력값을 얻는다. 이 과정이 그림 7에 제시되어 있다.

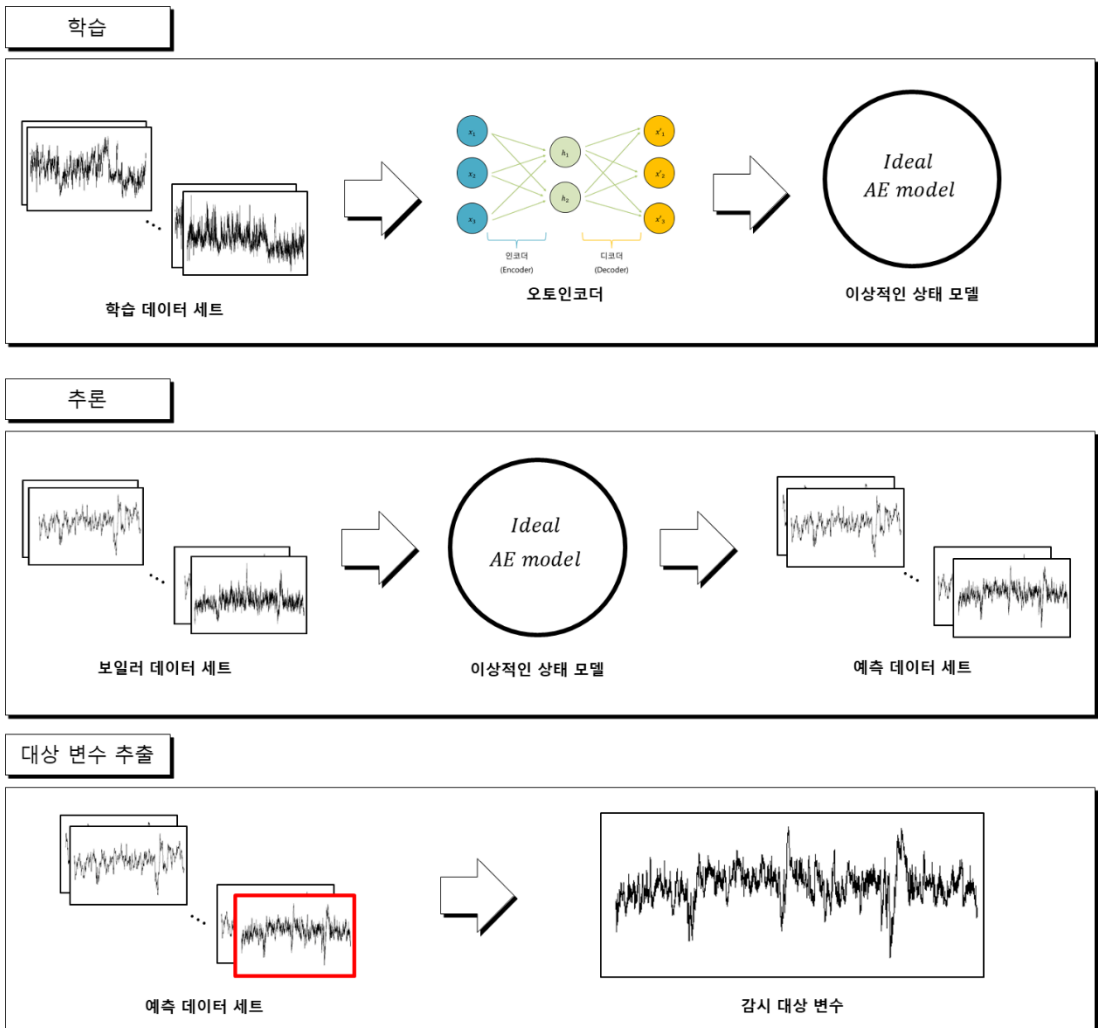


그림 7 학습을 통한 모델 생성과 추론을 통한 예측 값 생성

Y는 실제 데이터에서 관측되는 감시영역(Platen 과열기)의 온도변화량이고, Y\*는 이상적인 상태모델로부터 재현된 감시영역의 온도변화량 예측값이다. 이 때, Y\*는 현재 보일러 운전조건에서 Slagging & Fouling 이 없는 상태에서의 온도변화량을 나타내며 Y와의 차이를 계산함으로써 Slagging & Fouling 을 간접적으로 측정할 수 있게 된다(그림 8 참고).

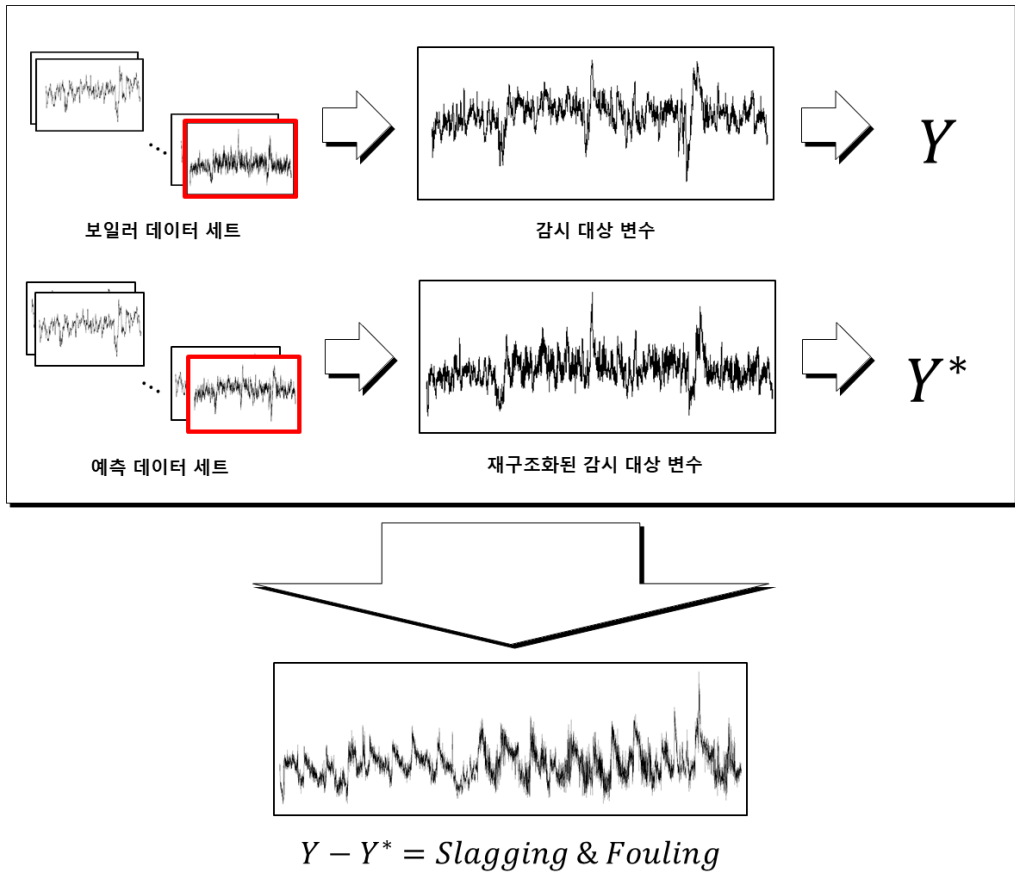


그림 8 특징정보 추출 방법

## 제 4절 Slagging & Fouling 특징추출

그림 9 의 왼쪽은 추출된 Slagging & Fouling 데이터를 나타내고 있다. 슈트블로워 작동시점을 기준으로 점진적으로 감소하는 추세가 추출된 것을 확인할 수 있으나, 여전히 노이즈로 인해 변동성이 큰 것을 확인할 수 있다. 데이터의 변동성을 제거하기 위해 이산형 웨이블릿 변환 종류와 수준을 결정하고 잡음제거를 실시한다. 각 슈트블로워 간격을 기준으로 구분하여 잡음이 제거된 Slagging & Fouling 추세데이터에 선형 기울기를 추정(그림 10)하여 최종적인 특징정보를 추출한다.

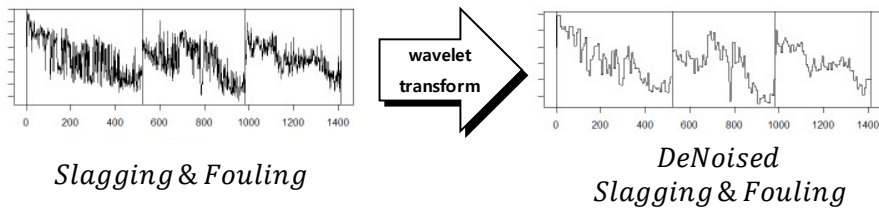


그림 9 Slagging & Fouling의 Denoising

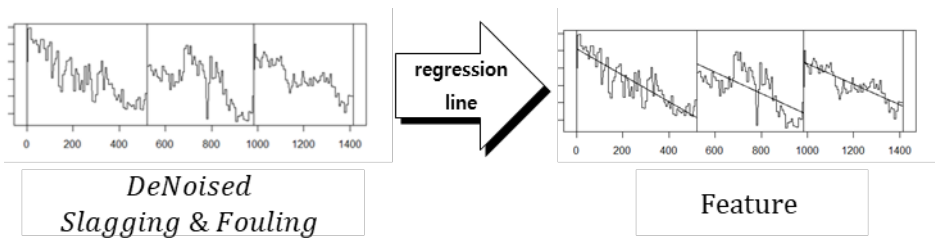


그림 10 Slagging & Fouling 정도를 파악하는 기울기(Feature) 추출

## 제 5절 하이퍼 파라미터 최적화

### 제 1항 성능 측정

Slagging & Fouling 의 특징을 추출하는 모델의 다양한 파라미터들의 성능을 측정하기 위해 척도로 켄탈의 타우와 RMSE 를 사용한다. Slagging & Fouling 은 시간이 지남에 따라 점진적으로 쌓이고 슈트블로워가 동작하여 다시 제거되는 사이클을 가지고 있다. 따라서 MK test 의 p-value 가 0.05 미만으로 추세가 있다고 검증된 슈트블로워 작동 간격마다 켄탈의 타우를 이용하여 시간과 Slagging & Fouling 간의 타우 값을 구한다. 이후 각 슈트블로워 작동 간격의 타우 값을 합하여 성능을 측정하며 ( 식 10 ) 과 같은 식으로 되어있다.

$$T = \sum_{i=1}^n \tau_i \quad (\text{식 10})$$

이때  $\tau_i$ 는 각 슈트블로워 작동 간격의 타우 값이며 T는 각 타우 값의 총합이다.

또한 각 슈트블로워 작동 간격마다 Slagging & Fouling 에 대한 선형추세에 대한 RMSE 를 구하고, 두 지표를 비교하여 성능을 판단한다.

$$RMSE_{ALL} = \sum_{i=1}^n RMSE_i \quad (\text{식 11})$$

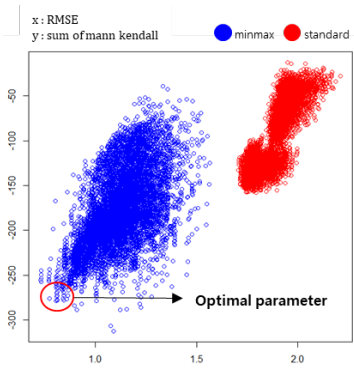
### 제 2항 하이퍼 파라미터 최적화

표 1 에 하이퍼파라미터의 요인과 수준이 주어져 있으며, 총 1,728 개의 탐색조합이 존재한다. 켄탈의 타우와 RMSE 성능지표에 대한 그림과 최적화 조합이 그림 11 에 제시되어 있다. 하이퍼파라미터 최적화는 그리드 서치를 통해 T와  $RMSE_{ALL}$ 가 최소가 되는 프런티어 라인에 위치한 파라미터 중 하나를 선택하여 이루어진다.



Parameters	Method	Level		
Auto-Encoder	Epochs	50	100	150
	Validation late	0	0.1	0.15
	Batch size	256	512	
	Scaling	Min-Max	Standard	
Wavelt Transform	haar			
	daubechies 4	3	6	
	daubechies 6			
	Least Asymmetric 8			
Train Data	Starting point	1	21	41
	End point	20	30	

표 1 하이퍼 파라미터 튜닝



Auto-Encoder			
Epochs	Scaling	Validataion late	Batch size
50	minmax	0.1	256

Train data		Wavelet transform	
start time	End time	method	level
1	31	haar	3

그림 11 최적화된 하이퍼 파라미터 선정

## 제 4장 모델 적용 및 검증

### 제 1절 모델 적용

본 연구에서는 용융된 회가 가장 쉽게 쌓이는 Platen SuperHeater (PSH)를 연구 대상으로 하였다. PSH의 위치는 최종 과열기(Final SuperHeater) 앞단에 위치하고 있다(그림 12). 이 때 PSH 영역에서 입구와 출구의 온도 변화량  $\Delta PSH$ 은 전열부의 열흡수량을 간접적으로 측정할 수 있는 지표로서 특징추출을 위한 감시영역의 대표변수로 설정하였다. 제안 방법론을 적용하기 위해 감시영역  $\Delta PSH$ 을 포함한 보일러 상태변수 및 선행공정변수 29 개를 선정하였으며 그 목록은 표 2에 제시되어 있다.

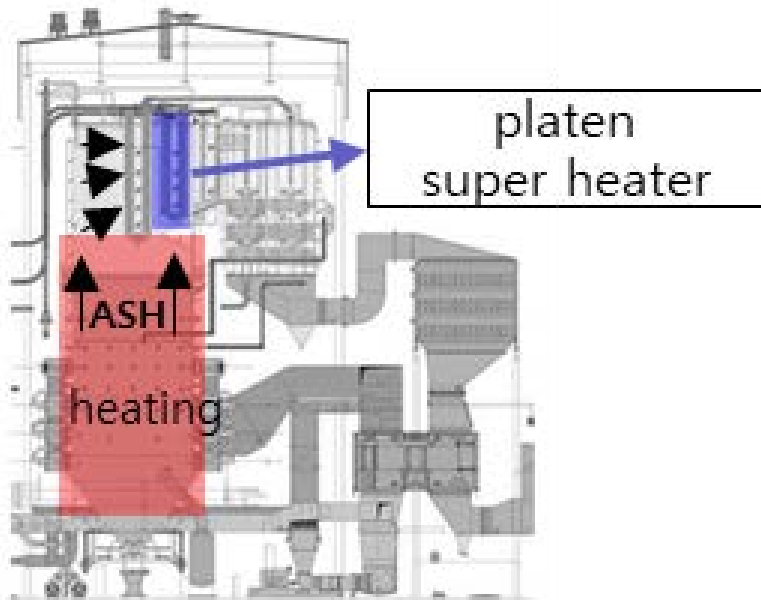


그림 12 Platen SuperHeater 위치

번호	사용된 변수	단위
1	$\Delta$ Economizer	℃
2	$\Delta$ Water Wall	℃
3	$\Delta$ Division SuperHeater	℃
4	ACTUAL MW LOAD	MW
5	ACT COAL FLOW	Ton/hr
6	BTU compensation	%
7	FW/FF RATIO	%
8	Primary Air Flow	Ton/hr
9	AIR FLOW DEMAND	Ton/hr
10	Secondary Air Flow	Ton/hr
11	MAIN BURNER TILT POSITION	%
12	PRI ECO INL HDR MET T AVR	℃
13	PRI ECO IN HDR LF MTL T	℃
14	SEC ECON OUTL TEMP AVR	℃
15	SEC ECO OUT LINK STM TEMP	℃
16	SEPA STOR TK OUTL LINK T	℃
17	1-Spiral Tube Outlet Steam Temperature	℃
18	3-Spiral Tube Outlet Steam Temperature	℃
19	5-Spiral Tube Outlet Steam Temperature	℃
20	Division SuperHeater Left Inletet Steam Temperature	℃
21	1-Division SuperHeater Outlet Steam Temperature	℃
22	Division SuperHeater Inletet Steam Temperature	℃
23	Division SuperHeater Inletet Right Steam Temperature	℃
24	Division SuperHeater Right Inletet Steam Temperature	℃
25	3-Division SuperHeater Outlet Steam Temperature	℃
26	A Platen SuperHeater Inletet Steam Temperature Average	℃
27	A Platen SuperHeater Outlet Steam Temperature Average	℃
28	B Platen SuperHeater Inletet Steam Temperature Average	℃
29	B Platen SuperHeater Outlet Steam Temperature	℃

표 2 특징추출을 위한  $\Delta$ PSH 및 관련 변수

x = time y = temperature

●  $\Delta PSH$  | ●  $\widehat{\Delta PSH}$

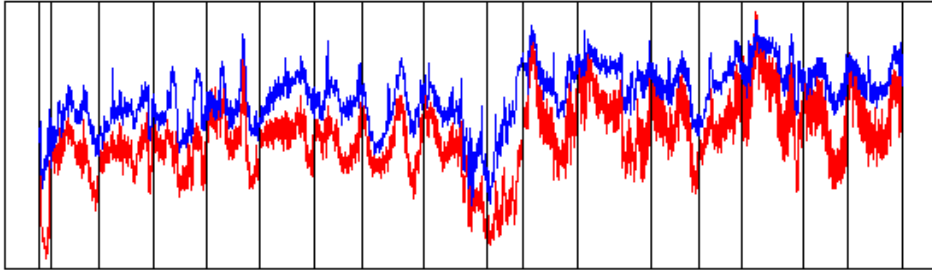


그림 13 실제 상태( $\Delta PSH$ )와 이상적인 상태( $\widehat{\Delta PSH}$ ) 비교

제안된 방법론을 통해 얻어진 이상적인 상태예측모델로 예측한 Slagging & Fouling 효과가 제거된 상태의  $\Delta PSH$  예측값과 실측값이 그림 14에 주어져 있다. 실제 상태의  $\Delta PSH$ 는 빨간색(아래)이고 이상적인 상태를 예측한  $\widehat{\Delta PSH}$ 는 파란색(위)이다.  $\Delta PSH$ 는 Slagging & Fouling의 영향을 받아 이상적인 특징을 가진  $\widehat{\Delta PSH}$ 보다 낮은 온도변화, 즉 상대적으로 적은 열량을 흡수하는 것을 관찰할 수 있다. 그림 13는 두 값의 차이를 계산하여 얻은 Slagging & Fouling 추세와 잡음제거된 결과, 그리고 선형추세(실선)로 추출된 특징을 나타내고 있다. 마지막으로 계산된 선형추세의 기울기를 통해서 슈트블로워 간격마다 Slagging & Fouling의 정도를 파악할 수 있다. 이 때, 기울기는 시간에 따른 온도변화량(열흡수량)이 감소하는 정도를 나타내므로, 가파른 기울기는 Slagging & Fouling의 적층속도가 빠른 것을 의미한다.

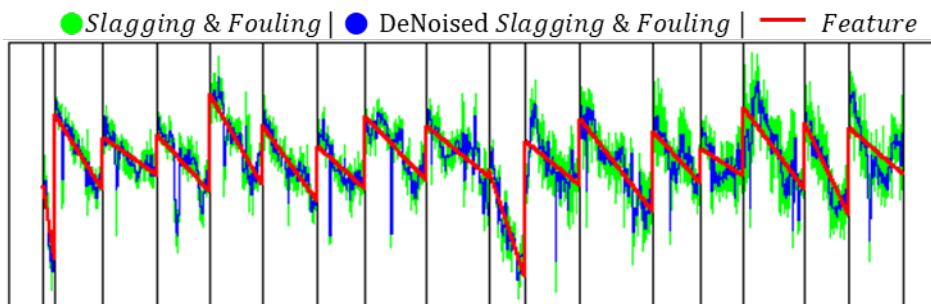


그림 14 Slagging & Fouling와 Feature 비교

## 제 2절 특징정보의 타당성 검토

### 제 1항 슈트블로워 작동주기와 특징정보의 상관관계 분석

보일러의 전열부는 면적이 매우 넓고 분위기 온도 또한 매우 높아 현실적으로 Slagging & Fouling 에 대한 정확한 측정을 실시하는 것이 어렵다. 따라서 추출된 특징정보의 성능을 직접적으로 입증하는 것은 불가능하므로, 보일러 운전데이터와 석탄의 성상정보를 분석하고 상관관계를 분석함으로써 제안한 방법의 타당성을 확인할 수 있다.

보일러 데이터에서 슈트블로워 간격과 특징정보(기울기)의 관계가 그림 15 주어져 있다. X 축은 PSH 영역의 슈트블로워 작동주기를 나타내고, Y 축은 Slagging & Fouling 특징정보(기울기)를 나타낸다. 발전소에서 슈트블로워는 전문운전원의 종합적인 판단 또는 사전에 설정된 작동주기에 의해서 작동되는데, 감시영역의 Slagging & Fouling 적층이 빠르게 이루어져 보일러 연소에 장애를 일으키는 경우 작동주기를 짧게 운전하는 경향이 있다. 그림 15 에서 Y 축의 기울기가 음의 값을 가질수록 작동주기가 짧은 상관관계가 뚜렷하게 나타나는 것을 확인할 수 있는데, 이는 제안한 방법론으로 추출된 특징정보가 실제 감시영역의 Slagging & Fouling 의 특성을 합리적으로 나타내고 있음을 보여주고 있다.

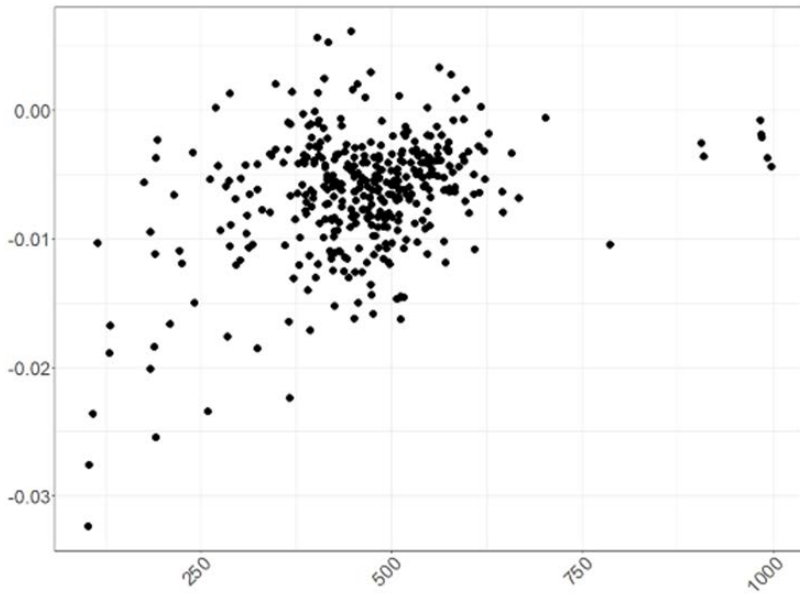


그림 15 슈트블로워 간격과 특징정보의 산점도

## 제 2항 석탄의 성상 균집분석을 통한 특징정보 연관성 분석

석탄의 성상과 특징정보간의 연관성을 파악하기 위해 균집분석을 실시하였다. 보일러 연소에 사용된 석탄의 성상정보를 중심으로 균집분석을 실시한 결과 3 개의 균집으로 구분되었으며, 그림 16 을 통해서 Slagging & Fouling 의 생성과 직접적으로 연관되는 회분의 비율이 각 균집에 따라서 구분되는 것을 확인할 수 있다. 각 균집에 사용된 석탄이 연소된 시점에서 추출된 특징정보(기울기)를 대응시키고 각 균집에서의 특징정보의 산포를 상자그림으로 그림 17 에 나타내었다. 회분의 비율이 높을수록 특징정보인 기울기가 음의 값을 크게 갖는 것을 확인할 수 있다. 이는 회분이 높은 비율을 차지하는 석탄을 연소했을 때 Slagging & Fouling 에 의한 영향이 크게 나타나 특징정보인 기울기가 가파르게 추정되는 경향이 존재함을 의미한다.

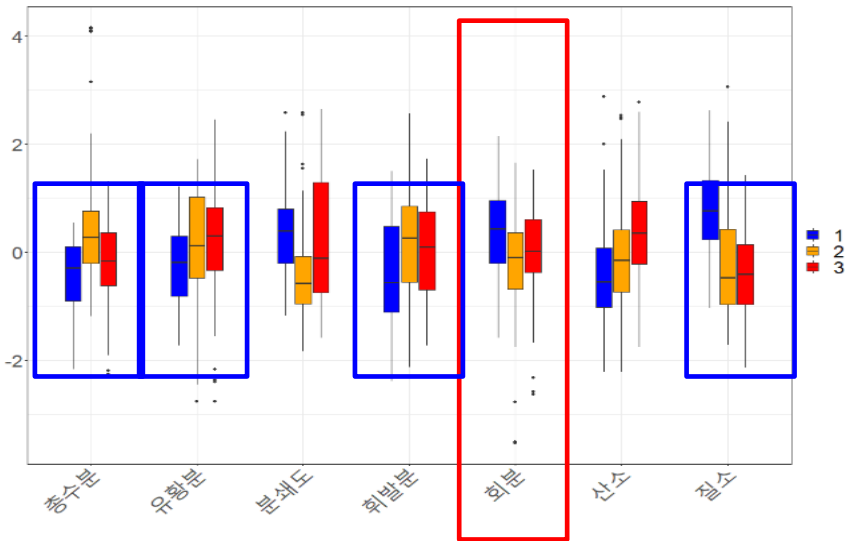


그림 16 석탄성상 균집분석 결과

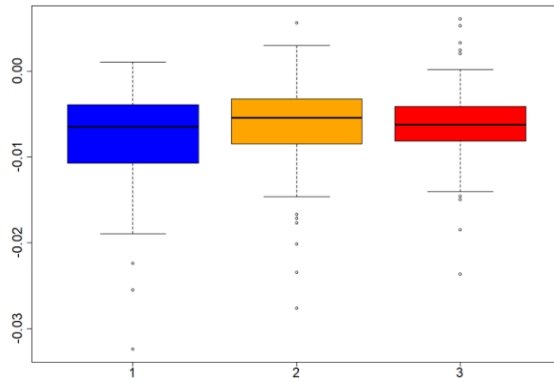


그림 17 군집에 따른 특징정보의 상자그림

군집에 따른 특징정보에 차이에 대한 통계적 유의성을 검정하기 위해 분산분석과 군집간 t-검정을 실시하였다. 분산분석에서 p-value 가 0.00958 로 유의수준 0.01 에서 석탄성상의 군집별로 Slagging & Fouling 특징정보에 유의한 차이가 존재함을 확인할 수 있다. 또한, 군집간의 t-검정을 실시한 결과, 회분의 비율이 가장 높은 군집 1 과 나머지 군집 2,3 은 유의한 차이가 확인되었고, 회분의 비율에 차이가 적은 군집 2 와 군집 3 은 Slagging & Fouling 특징정보의 차이가 유의하게 발생하지 않음(p-value 0.4966)을 확인할 수 있다. 이것은 앞서 그림 16 과 그림 17 을 통해 얻은 시사점을 정량적으로 지지하는 결과로서, 높은 회분 비율을 가진 석탄을 연소할수록 Slagging & Fouling 특징정보가 뚜렷하게 확인되는 사실을 객관적으로 입증하는 것으로 해석할 수 있다.

변수명	Df	Sum sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
cluster	2	9.2	4.616	4.704	<b>0.00958</b>
Residuals	386	378.8	0.981		

표 3 석상 군집과 특징정보 값의 차이 검정(ANOVA)



비교군	Statistic	df	Pr(>F)
● 군집 1 vs ● 군집 2	-2.9408	221.01	0.003622
● 군집 1 vs ● 군집 3	-2.3123	212.11	0.02172
● 군집 2 vs ● 군집 3	0.6808	263.94	0.4966

표 4 성상 군집간 특징정보 값의 차이 검정(T-test)

## 제 5장 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 특징추출을 하고자 하는 대상변수에 영향을 미치는 잡음인자가 존재할 때 오토인코더를 이용하여 특징 정보를 추출하 방법을 제안하였다. 슈트블로워의 동작 시점을 기준으로 Slagging & Fouling 의 영향이 최소화된 이상적인 상태 데이터를 추출하고 오토인코더 모델에 학습시켜 이상적인 상태의 감시영역 재현모형을 생성하였다. 생성된 오토인코더 모델을 통해 Slagging & Fouling 정보를 추출하고, 웨이블릿 변환을 통해 잡음을 제거한 후에 선형추세를 분석하여 최종 특징정보를 나타내는 기울기를 계산하였다. 이 때, 데이터 전처리와 모델학습 및 특징추출의 과정에 존재하는 하이퍼파라미터들을 결정하기 위해 켄탈의 타우와 RMSE 를 성능지표로 사용하여 최적화를 수행하였다.

제안된 방법은 국내 화력발전 보일러의 Platen 과열기를 감시영역에 적용하였다. 그리고 추출된 특징정보와 슈트블로워의 작동주기 그리고 석탄성상의 군집분석결과와의 상관관계를 분석한 결과, 보일러 연소에 따른 Slagging & Fouling 의 특성에 대한 인과관계가 일치하는 경향성이 존재함을 확인하였다.

향후 연구 계획으로는 추출된 특징정보를 기반으로 적절한 슈트블로워 동작 시점을 제안할 수 있는 건전성감시 및 최적 작동주기 연구와 훈탄의 비율에 따른 Slagging & Fouling 의 정도를 파악하고 최적화된 훈탄조합을 결정할 수 있는 연구를 수행할 필요가 있다고 판단된다.

## 참고문헌

- [1] Lall, Pradeep, Ryan Lowe, and Kai Goebel. "Prognostics health management of electronic systems under mechanical shock and vibration using Kalman filter models and metrics." *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 59.11 (2012): 4301-4314.
- [2] Gobbato, Maurizio, John B. Kosmatka, and Joel P. Conte. "A recursive Bayesian Approach for fatigue damage prognosis: An experimental validation at the reliability component level." *Mechanical Systems and Signal Processing* 45.2 (2014): 448-467.
- [3] Tang, Wenshuo, et al. "Prognostics and health management for the optimization of marine hybrid energy systems." *Energies* 13.18 (2020): 4676.
- [4] Hinch, Ahmed Zakariae, and Mohamed Tkiouat. "Rolling element bearing remaining useful life estimation based on a convolutional long-short-term memory network." *Procedia Computer Science* 127 (2018): 123-132.
- [5] Chen, Jie, et al. "Health monitoring of landing gear retraction/extension system based on optimized fuzzy C-means algorithm." *IEEE Access* 8 (2020): 219611-219621.
- [6] Reddy, Kishore K., et al. "Anomaly detection and fault disambiguation in large flight Data: A multi-modal deep auto-encoder Approach." *Annual Conference of the PHM Society*. Vol. 8. No. 1. 2016.
- [7] Cantrell, Corey, and Stephen Idem. "On-line performance model of the convection passes of a pulverized coal boiler." *Heat transfer engineering* 31.14 (2010): 1173-1183.
- [8] Pattanayak, Lalatendu, Sai Prem Kumar Ayyagari, and J. N. Sahu. "Optimization of sootblowing frequency to improve boiler performance and reduce combustion pollution." *Clean Technologies and Environmental Policy* 17.7 (2015): 1897-1906.
- [9] Shi, Yuanhao, Jingcheng Wang, and Zhengfeng Liu. "On-line monitoring of ash fouling and soot-blowing optimization for convective heat exchanger in coal-fired power plant boiler." *Applied thermal engineering* 78 (2015): 39-50.
- [10] Shi, Yuanhao, et al. "An optimization study on soot-blowing of air preheaters in coal-fired power plant boilers." *Energies* 12.5 (2019): 958.
- [11] Fan, Quanguai, Weiping Yan, and Shunling Yan. "Boiler principle." (2004).
- [12] Kalisz, Sylwester, and Marek Pronobis. "Investigations on fouling rate in convective bundles of coal-fired boilers in relation to optimization of sootblower

operation." Fuel 84.7-8 (2005): 927-937.

[13] Kakietek, Sławomir, and Jerzy Szymczak. "Artificial neural networks application for solid fuel slagging intensity predictions." E3S Web of Conferences. Vol. 14. EDP Sciences, 2017.

[14] 陸心均. "열전달 모델기반의 해석을 통한 슬래깅과 파울링 제거 알고리즘에 관한 연구." 국내석사학위논문 慶北大學校 大學院, 2005. 대구

[15] Goodfellow, Ian, Yoshua Bengio, and Aaron Courville. *Deep learning*. MIT press, 2016.

[16] Kendall, Maurice George. "Rank correlation methods." (1948).

[17] Kendall, Maurice G. "A new measure of rank correlation." *Biometrika* 30.1/2 (1938): 81-93.

[18] Hyndman, Rob J., and Anne B. Koehler. "Another look at measures of forecast accuracy." *International journal of forecasting* 22.4 (2006): 679-688.