한국압력기기공학회 논문집
제19권 제2호 2023년 12월 pp. 146-154

ISSN 1738-8333
http://dx.doi.org/10.20466/KPVP.202.19.2.146

원자력 발전소 배관 감육 측정데이터의 개선된 전처리 방법 개발

문성빈* · 이상훈** · 오영진† · 김성렬††

Development of the Modified Preprocessing Method for Pipe Wall Thinning Data in Nuclear Power Plants

Seong-Bin Mun*, Sang-Hoon Lee**, Young-Jin Oh†, and Sung-Ryul Kim††

(Received 17 November 2023, Revised 12 December 2023, Accepted 28 December 2023)

ABSTRACT

In nuclear power plants, ultrasonic test for pipe wall thickness measurement is used during periodic inspections to prevent pipe rupture due to pipe wall thinning. However, when measuring pipe wall thickness using ultrasonic test, a significant amount of measurement error occurs due to the on-site conditions of the nuclear power plant. If the maximum pipe wall thinning rate is decided by the measured pipe wall thickness containing a significant error, the pipe wall thinning rate data have significant uncertainty and systematic overestimation. This study proposes preprocessing of pipe wall thinning measurement data using support vector machine regression algorithm. By using support vector machine, pipe wall thinning measurement data can be smoothened and accordingly uncertainty and systematic overestimation of the estimated pipe wall thinning rate data can be reduced.

Key Words : Pipe wall thinning(배관 두께 감육), Support vector machine regression(서포트벡터머신 회귀), Data smoothing(데이터 평활화), Data preprocessing(데이터 전처리), Kernel regression(커널 회귀)

1. 서 론

유동가속부식(flow-accelerated corrosion), 액적 충돌 침식(liquid droplet impingement erosion), 캐비테이션 침식(cavitation erosion) 등은 원자력발전소의 2차계통 배관의 두께 감육(pipe wall thinning)을 일으킨다고 알려져 있다. 원자력 발전소에서는 두께 감육으로 인한 배관의 파손을 방지하기 위한 관리 방안으로 주기적인 유지보수 및 검사를 포함한 관리프로그램을 운영한다. 배관 두께 검사에는 초음파를 이용한 배관 두께 측정 방법(UT, Ultrasonic Test)이 주로 활용되는데 원주 방향과 축 방향으로 구성된 각 그리드의 교차점에서 수동 초음파 검사를 통해서 아래와 같이 이루어진다.

1) 검사 부위 선정
2) 배관 두께 검사(UT 검사)
3) UT 데이터 평가(감육속도 및 잔여 수명 평가)
4) 차기 검사시점 및 교체 시기 결정

이러한 UT 검사를 발전소 배관에 적용하면 상당한 양의 측정오차가 발생하고 있으며 감육속도 측정 및 배관 수명관리에 상당한 영향을 미칠 수 있다. 측정오차를 포함한 배관 두께 측정값을 이용하여 최대 감육속도를 결정하게 되면 감육속도 데이터는 높은

† 책임저자, 회원, 한국전력기술(주) 스마트융합연구소
E-mail: yjoh2@kepco-enc.com
TEL: (054)421-6463m FAX : (054)421-6438
†† 책임저자, 금오공과대학교 컴퓨터소프트웨어공학과
E-mail: sungryul@kumoh.ac.kr
TEL: (054)478-7549
* 한국전력기술(주) 스마트융합연구소
금오공과대학교 디지털융합공학과 석사과정
** 한국전력기술(주) 스마트융합연구소

불확실성을 갖게 된다. 현행 감육속도 평가는 해당 기기의 그리드에서 측정된 모든 감육값에 대한 최댓값을 해당 기기의 대표 감육속도로 간주하는 방법(MDPTP, Maximum-Delta Point-To-Point)으로 통용되고 있다. MDPTP 방법은 반복 측정된 배관의 두께 데이터를 이용하여, 최초 측정값과 최신 측정값의 차이를 각 측정 그리드 위치에서 계산하고, 이 측정값의 차이가 최대가 되는 그리드 위치의 감육량을 최대감육량으로 정의하는 방법이다. 모든 측정값에 대한 최댓값이라는 것은 측정오차를 모두 포함하게 되기 때문에 과보수성이 우려되며 일관성이 부족하게 된다. 그리고 특정 지점에서 과도한 측정오차가 발생한다면 배관 두께 측정값의 이상치(Outlier)를 감육으로 오인할 수 있다.

본 연구에서는 배관 두께 측정 데이터를 서포트벡터머신 회귀(SVR, Support Vector machine Regression)를 이용한 전처리 과정을 통해서 배관 두께 측정오차로 인한 불확실성을 줄이고자 한다.

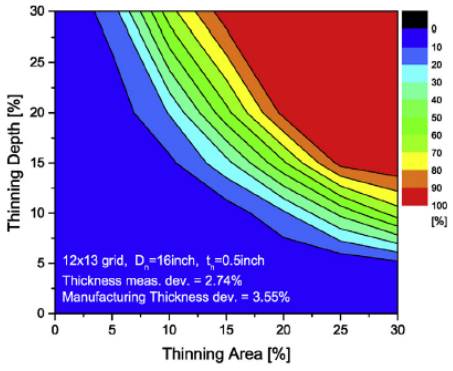
2. 선행연구 검토

2.1 현행 배관 감육 판별 방법

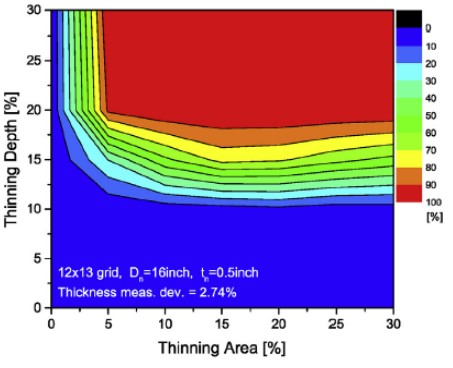
1장에서 언급된 바와 같이 배관 두께 감육을 관리하기 위한 배관 두께 측정시에 상당한 양의 측정오차가 발생한다. 이로 인해서 두께 측정 데이터를 단순하게 분석할 경우, 해당 배관에서 감육이 발생한 것인지, 측정오차에 의한 오해인지 판단하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 EPRI(Electric Power Research Institute)에서는 배관의 감육여부를 판별하기 위한 다양한 평가법을 제시하였는데, 일원배치 분산분석법(ANOVA-1, one-way analysis of variance)과 TPM(Total Point Method)이 대표적이다.

ANOVA-1 방법은 한 가지 독립 변수를 사용하여 데이터를 여러 그룹으로 나누어서 각 그룹 간의 차이를 비교하는 기법이다. 모든 그리드 위치에서 첫 번째 측정시의 배관 두께 측정값들의 편차와 두 번째 측정시의 배관 두께 측정값들의 편차를 비교하는 것이다. 다만, 엘보(elbow)나 티(tee)와 같은 배관 피팅류의 두께 분포 특성이 반영되어 있지 않다. 일반적으로 엘보의 내호 두께가 외호보다 두껍다고 알려져 있으며 이를 반영하고 있지 않기 때문에 판별 정확도가 높지 않다.[1]

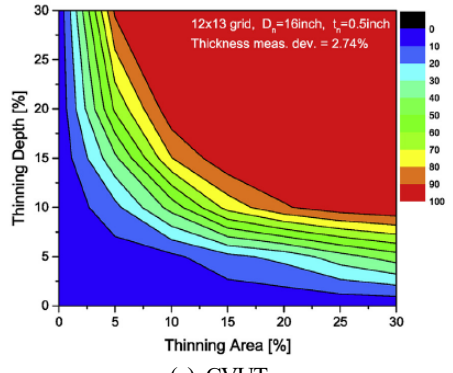
TPM은 배관에 표기된 전체 그리드 위치에서 반복 측정된 배관 두께 감육값들을 히스토그램으로 표현하는 배관 감육판별 방법이다. 히스토그램 특성상 계급의 간격에 따라서 히스토그램의 형상이 달라질 수 있으므로 감육 판별의 일관성을 유지하기가 쉽지 않다.[1]



(a) ANOVA-1



(b) TPM



(c) CVUT

Fig. 1 Comparison of discrimination accuracy of local wall thinning[1]

2.2 ANOVA-1 방법을 개선한 배관 감육 판별법

배관 감육이 측정 그리드의 전 범위 혹은 대부분의 지역에서 발생하는 경우는 EPRI의 ANOVA-1과 TPM을 통해서 배관 감육 여부를 식별할 수 있다. 그러나 국부적인 배관 감육이 발생할 때는 2.1에서 언급한 바와 같이 정확도가 감소한다. 선행연구[1]에서는 측정 그리드를 여러 그룹으로 나누어서 그룹 간의 감육량 편차를 비교하여 배관 감육을 추정해서 ANOVA-1의 문제점을 개선하는 방법(CVUT, Continuous Variables Uniformity Test)을 제시하였다. CVUT 방법은 EPRI의 ANOVA-1보다 국부 배관 감육부위에서 그림 1과 같이 정확도가 높은 영역이 훨씬 더 넓게 나타나는 모습을 나타냈다.

2.3 서포트벡터머신을 이용한 감육 배관 분류

선행연구[2]에서는 서포트벡터머신을 이용하여 두께 감육된 배관과 감육되지않은 배관을 분류하는 알고리즘을 개발하였다. 2.1에서 언급된 EPRI의 ANOVA-1 분류 알고리즘과 비교하였을 때 그림 2와 같이 서포트벡터머신을 이용한 분류가 더 우수한 분류 성능을 나타냄을 확인할 수 있다.

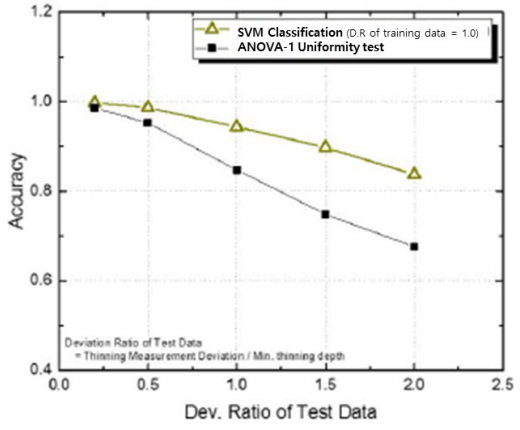


Fig. 2 Comparison of classification performance of ANOVA-1 and SVM[2]

2.4 TPM 판별 정량화 및 개선된 국부 감육 판별법 개발

EPRI가 제안한 TPM은 히스토그램에서 2개의 최빈값을 나타내는데, 이는 국부 감육을 의미한다(그림 3 참조).

선행연구[3]은 EPRI가 제안한 TPM에 대해서 판별 정량화 방법을 제시하였고, 통계학적 방법론을 적용하여 비모수적 판별 알고리즘과 모수적 판별 알고리즘을 이용하였다. 이중 최적 전산 알고리즘으로 선정한 모수적 판별 알고리즘을 이용하고 가상의 국부 감육 배관에 적용하여 감육면적 및 최대감육깊이의 변화에 따른 감육 판별 성공 확률을 그림 4와 같이 도출하였다.

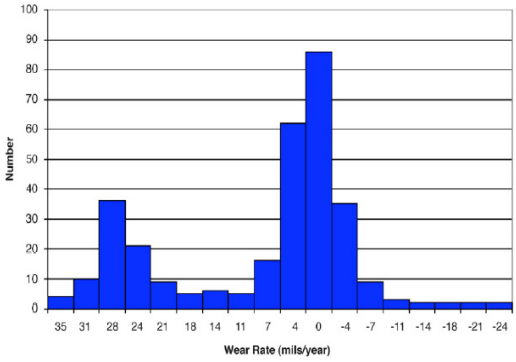


Fig. 3 Local wall thinning evaluation by TPM[3]

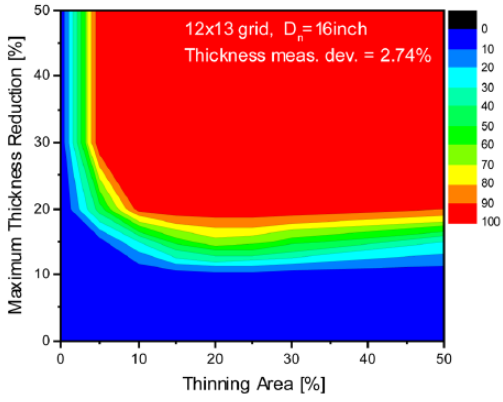
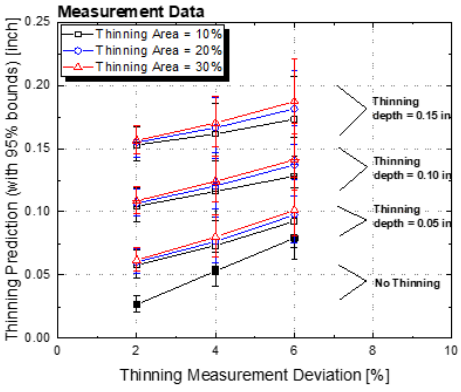


Fig. 4 Success probability of wall thinning evaluation for changes in wall thinning area and maximum wall thinning depth for local wall thinning piping[3]

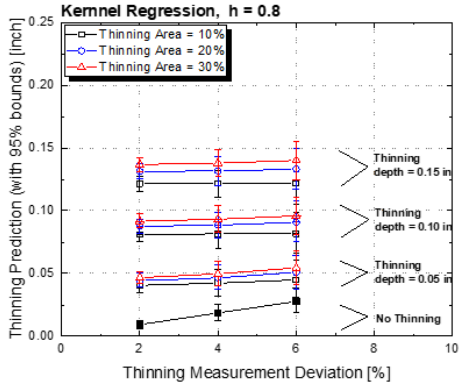
2.5 커널 회귀 기반 두께 측정 데이터 전처리

선행연구[4]에서는 일반적인 MDPTP방법으로 두께 측정 데이터를 처리할 경우, 두께 측정오차가 증가할수록 감육량 평가값이 함께 증가한다는 점을 지적하였다(그림 5(a) 참조). 즉, 두께 측정오차가 높은 경우, 감육이 거의 발생하지 않은 경우에도 상당한 양의 감육이 발생한다고 평가된다는 것이다. 해당

연구에서는 이와 같은 구조적 과보수성을 완화하기 위한 방법으로써 데이터 평활화(data smoothing) 처리를 시도하였으며, 데이터 평활화 방법으로써 커널 회귀 방법을 제안하였다. 그림 5(b)에 나타난 바와 같이 커널 회귀 기반 전처리를 통해 측정오차 증가에 따른 감육 평가값의 증가 성향을 상당히 감소시킬 수 있다.



(a) Existing method



(b) Preprocessing using kernel regression

Fig. 5 Comparison of existing method and kernel regression preprocessing[4]

2.6 두께 측정 오차의 특성

선행연구[5]에서는 배관 두께 측정할 때의 불확실성에 대해서 두 가지 정량적 모델을 개발하였다. 첫 번째 모델은 이전연구에서 연구자들이 실험실 조건에서 수행한 라운드 로빈 테스트 결과를 분석하여 개발한 모델이다. 배관 및 피팅의 직경이 감소함에 따라 두께 측정 편차가 증가하였는데 이를 정량화하여 직경의 함수로 개발하였다. 두 번째 모델은 국내의 4개 원자력 발전소의 배관 두께 측정 데이터를 기반으로 직경에 따른 배관 두께 측정 편차를 함수로 개발해서 정량화한 모델이며, 그림 6과 같이 확인할 수 있다. 두 번째 모델이 실험실 조건의 첫 번째 모델보다 두께 측정 편차가 높은 결과도 알 수 있다. 여기서 중요한 점은, 배관의 직경이 작을수록 두께 측정오차가 증가한다는 것이다. 2.5절에서 설명한 측정오차와 감육 평가값의 특성을 함께 고려하면, 배관의 직경이 작을수록 감육 평가값이 증가하는 특성으로 나타나게 된다.

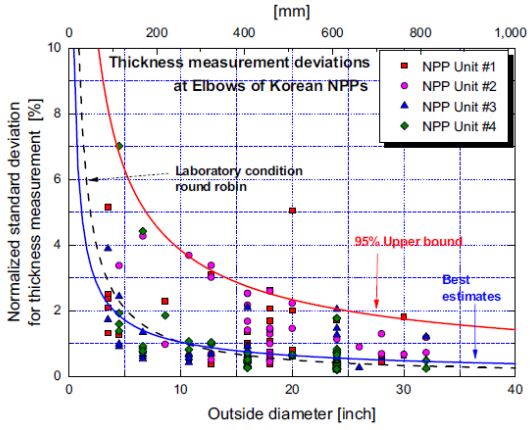


Fig. 6 Relationship between outside diameter and deviation thickness measurement on domestic nuclear power plant data[5]

3. 감육값 전처리 기술개발

3.1 접근법

선행연구[4]에서 제안된 커널 회귀 기반의 전처리 방법론은 감육 평가값에 대한 두께 측정 오차의 영향을 완화하였지만, 커널 회귀 방법의 특성상, 특이한 측정오차(outlier)가 소수 발생할 경우, 감육 평가값에 상당한 영향을 미칠 것으로 예상한다.

본 연구에서는 측정오차 특이값(outlier)에 대한 영향을 최소화하고, 반복 측정된 두께 데이터를 일괄처리하는 방법으로서, 3차원 비선형 서포트벡터머신 알고리즘을 제안하고자 한다.

감육값 전처리 기술개발 과정은 아래와 같이 진행하였으며, 접근방법을 요약하여 그림 7에 나타내었다.

1) 가상의 배관 두께에 대해서 참값과 측정값 데

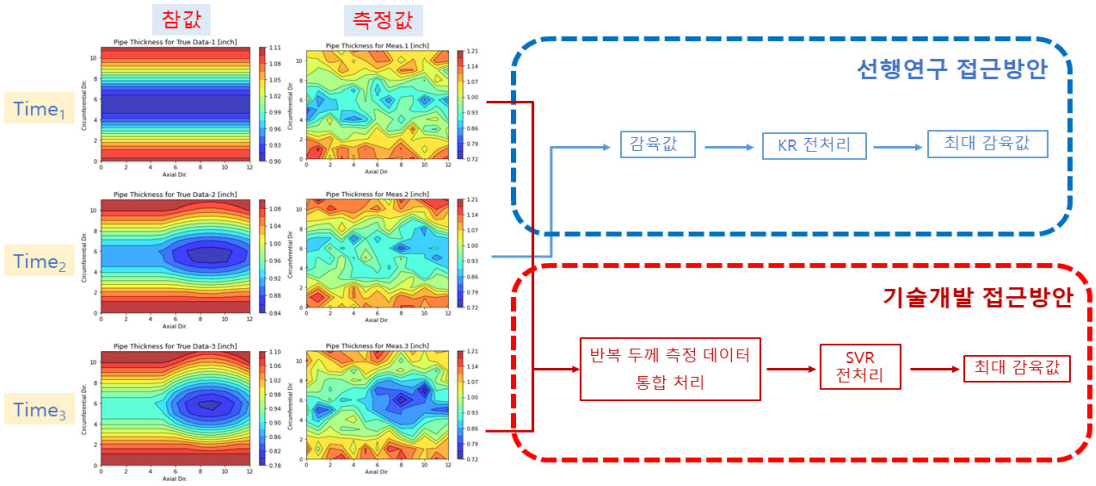


Fig. 7 Preprocessing technology process

이터 생성

2) 서포트벡터머신 회귀로 전처리하여 최적 하이퍼파라미터 선정
3) 측정 횟수에 따른 최대 감육값 RMSE(Root Mean Square Error) 비교검증
4) 측정 횟수에 따른 측정오차와 최대 감육값 간의 관계 비교검증
5) 이상치 변화에 대한 최대 감육값의 민감도 비교검증

3.2 배관 감육 참값 및 측정값 생성

배관의 형상을 축 방향과 원주 방향으로 나누어서 격자 형태의 그리드를 구성하도록 하였다. 특히 원주 방향은 0°와 360°에서 발생하는 불연속 문제를 해결하기 위해서 2차원(cos함수, sin함수)으로 확장해서 벡터화하여 데이터를 생성하였다.

타원형 감육을 가정한 가상의 배관 두께 측정 참값 데이터와 가상의 측정 데이터를 표 1과 같은 기준으로 그림 8과 같이 생성하였다. 측정오차 범위는 실제 측정에서 나타나는 측정오차를 발생할 수 있는 범위로 선정하였다. 총 세 번의 측정이 이루어진다고 가정하였으며, 최초 측정, 두 번째 측정은 2년 뒤 그리고 최종 측정은 4년 뒤로 간주하였다.

3.3 서포트벡터머신 회귀

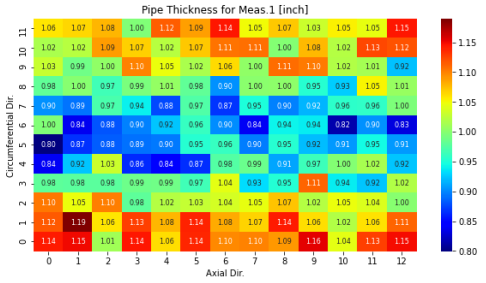
3.3.1 개요

서포트벡터머신 회귀는 제한된 마진 오류(즉, 도로 밖의 샘플) 안에서 도로 폭 안으로 가능한 한 많은 데이터가 들어갈 수 있도록 학습한다.[6-7] 본 연구에서 설정한 하이퍼파라미터(hyperparameter)는 C, gamma, epsilon, TNC(Time Normal Coefficient)이며, 그리드 서치(grid search)과정을 통해서 최적의 하이퍼파라미터를 찾고자 한다. C는 예측값에 대한 규제 부여를 의미하는데, 즉 오류를 얼마나 허용할 것인지 규제한다. gamma는 커널의 밴드 폭과 관련되며, 하나의 데이터가 영향력을 미치는 범위를 조절한다. 밴드 폭은 하이퍼파라미터 epsilon으로 조절하며, 오차범위를 조절한다.

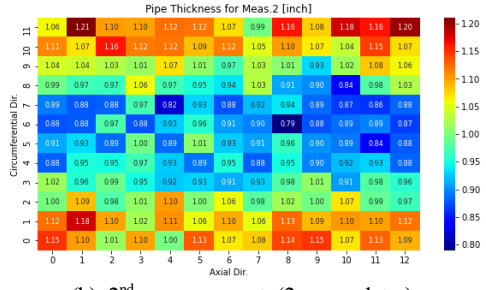
TNC는 반복 측정하는 시간 축의 커널 밴드 폭을 조절한다. 이는 평활화 전처리된 데이터가 시간 축

Table 1 Pipe wall thickness measurement virtual data creation standard

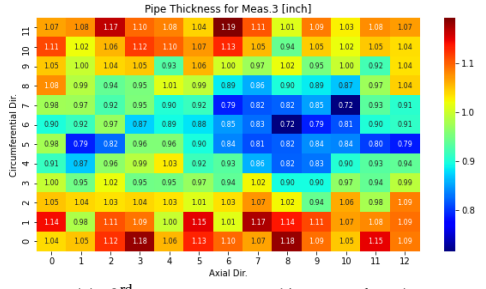
배관 직경	1 inch
측정 그리드 개수 (축 방향)	13
측정 그리드 개수 (원주 방향)	12
감육 깊이 범위	0 ~ 30% (균일분포 난수)
감육 면적 범위	5 ~ 50% (균일분포 난수)
감육 형상비(축/원주)	0.5 ~ 2 (균일분포 난수)
측정오차 범위	1 ~ 10% (균일분포 난수)
반복데이터 개수	1,000



(a) 1st measurement



(b) 2nd measurement (2 years later)



(c) 3rd measurement (4 years later)

Fig. 8 Measuring data creation

으로 지나친 비선형성을 갖지 않도록 제안하기 위함인데, 이는 배관 감육 현상이 시간에 따라 일정하게(선형적으로) 발생한다는 점을 고려한 것이다.

서포트벡터머신 회귀는 산정된 최적의 하이퍼파라미터를 이용하였으며, 커널 회귀와의 비교검토를 수행해서 데이터 평활화 효과와 측정오차와 감육값의 관계 특성에 대해서 분석하였다.

3.3.2 서포트벡터머신 회귀 전처리

그리드 서치에 사용된 각 하이퍼파라미터의 범위 및 개수는 아래와 같다.

- C : 0.01 ~ 500 사이 15개
- gamma : 0.1 ~ 100 사이 10개
- epsilon : 0.0005 ~ 0.5 사이 10개
- TNC : 0.0005 ~ 0.5 사이 10개

선정한 하이퍼파라미터 조합을 토대로 데이터 평활화의 목적에 맞는 최적의 하이퍼파라미터 조합을 찾고자 하였다. 서포트벡터머신 회귀로 전처리한 데이터 1000(반복데이터 개수) × 3(측정 횟수) × 12(배관 측정 그리드의 축 방향 수) × 13(배관 측정 그리드의 원주 방향 수) 의 15,000개 조합 중에서 최대 감육값으로 RMSE 검증을 수행하였으며 이를 통해 도출된 최적의 하이퍼파라미터는 다음과 같다.

- C = 1
- gamma = 10
- epsilon = 0.01
- TNC = 0.02

3.4 측정 횟수 및 측정오차의 영향 분석

측정 횟수를 2, 3, 5, 9회로 증가시키면서 측정값, 커널 회귀 그리고 서포트벡터머신 회귀의 특성을 아래와 같이 2가지로 나누어서 분석하였다.

- 최대 감육 평가값의 오차(RMSE)
- 측정오차와 최대 감육값 사이의 민감도

먼저, 최대 감육값 RMSE 관점에서 분석한 내용이다. 최대 감육값을 측정 횟수가 3회인 점을 고려하여 LSPTP(Least Square Point To Point) 방식을 이용하여 산정하였다. LSPTP는 시간에 따른 선형회귀를 이용하는 방법으로 최종 측정 시기의 배관 두께값과 최초 측정 시기의 배관 두께값의 기울기를 구할 수 있다. 12(원주 방향)×13(축 방향)의 측정 그리드 위치 중에서 기울기의 절댓값 중 최댓값과 최종 측정 시기와 최초 측정 시기의 시간 차이의 곱으로 최대 감육값을 구할 수 있다. 이는 아래와 같이 정리할 수 있다.

$$\text{wall thinning}_{(LSPTP)} = \max.((\text{time}_f - \text{time}_i) \times [\text{grad.}])$$

- time_f : 배관 두께값 최종 측정 시기
- time_i: 배관 두께값 최초 측정 시기
- grad. : 해당 그리드 위치에서 선형회귀를 통한 두께 감육값의 기울기

서포트벡터머신 회귀의 하이퍼파라미터는 3.3.2에서 선정한 최적 하이퍼파라미터 조합인 C=1, gamma =10, epsilon=0.01, TNC=0.02로 반영하였다. 측정 횟

수를 변화시키면서 산출한 서포트벡터머신 최대 감육값 RMSE를 그림 9에 나타내었으며, 이를 전처리 비적용결과 및 커널 회귀 전처리 결과와 함께 나타내었다.

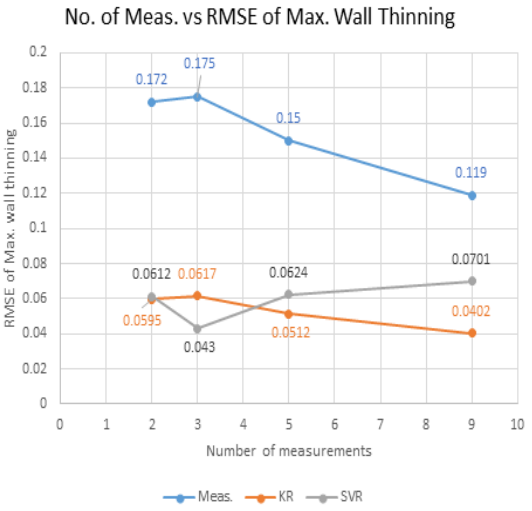


Fig. 9 Number of measurement vs RMSE of maximum wall thinning

모든 측정 시기에서 커널 회귀와 서포트벡터머신 회귀는 측정값보다 최대 감육값 RMSE가 우수한 특성을 나타냈다. 이는 데이터 평활화 효과를 보여주는 결과이다. 하지만 측정 횟수마다 최대 감육값 커널 회귀와 서포트벡터머신 회귀 간의 비교검증은 일관된 결과를 나타내지는 않았다. 그리고 측정 횟수가 증가하면서 측정값과 커널 회귀의 최대 감육값 RMSE는 감소하는 특성을 보인다. 반면에 서포트벡터머신 회귀의 최대 감육값 RMSE는 측정 횟수의 증가와 명확한 관계를 나타내지는 못했다.

다음으로 측정오차와 최대 감육값 사이의 민감도 측면에서 분석하였다. 2.6절에서 선행연구[5]를 통해서 배관의 직경이 작을수록 두께 측정 편차가 커진다는 것을 확인하였다. 또한 2.5절에서 선행연구[4]을 통해서는 측정오차가 클수록 배관 두께 감육 측정값은 증가하는 경향을 보인다는 것을 확인하였다. 따라서 작은 직경의 배관에서 측정오차가 큰 값을 갖게 되는 특성을 갖는데, 이로 인해서 감육이 발생한 것으로 판단할 가능성이 존재한다. 측정오차에 대한 배관 감육값의 종속성에 대해서 커널 회귀와 서포트벡터머신 회귀를 비교·분석을 하였으며 그림 10과 같이 확인할 수 있다.

모든 측정 시기에서 커널 회귀와 서포트벡터머신 회귀는 측정값보다 추세선 기울기가 낮은 특성을 나타냈다. 이는 커널 회귀와 서포트벡터머신 회귀가 배관 감육값에 대한 측정오차의 영향을 완화하는 것으로 판단할 수 있다. 다만, 최대감육값 RMSE와 같이 측정 횟수에 대해서는 커널 회귀와 서포트벡터머신의 비교검증 부분에서 일관된 결과가 나타나지는 않았다.

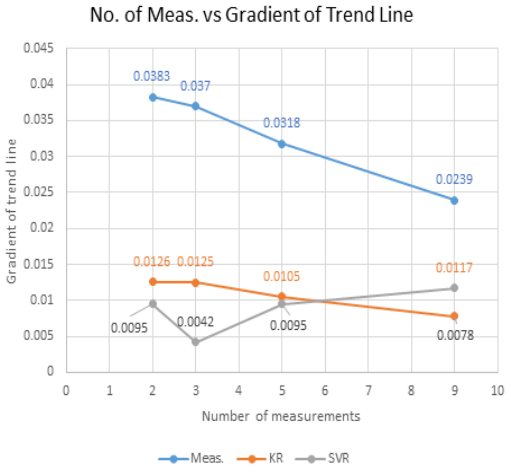


Fig. 10 Number of measurement vs Gradient of trend line

3.5 측정값 이상치에 대한 영향 분석

앞선 측정횟수에 따른 비교검증에서는 이상치가 없는 데이터를 기준으로 분석하였으나, 대부분의 배관 측정 데이터에는 이상치가 포함되어 있으므로 이를 고려한 비교검증을 수행하였다.

측정 횟수는 3회로 반영하였으며, 측정오차를 변화시키면서 이상치 부여에 대한 최대 감육값을 확인하였다. 이상치의 측정 그리드 위치는 12(원주 방향)×13(축 방향) 의 그리드에서 무작위로 추출하였고, 1,000번의 학습데이터에 각각 1개씩 반영하였다. 그 결과를 그림 11과 같이 확인할 수 있다.

측정오차를 증가시키면서 이상치를 부여하는 과정에서 측정값과 커널 회귀는 RMSE가 상당히 증가함과 비교해서 서포트벡터머신 회귀는 변화가 거의 나타나지 않았다. 이는 서포트벡터머신 회귀가 커널 회귀에 비해서 이상치에 대한 민감도가 현저히 낮다는 점을 의미한다. 또한 부여된 모든 이상치에서 서

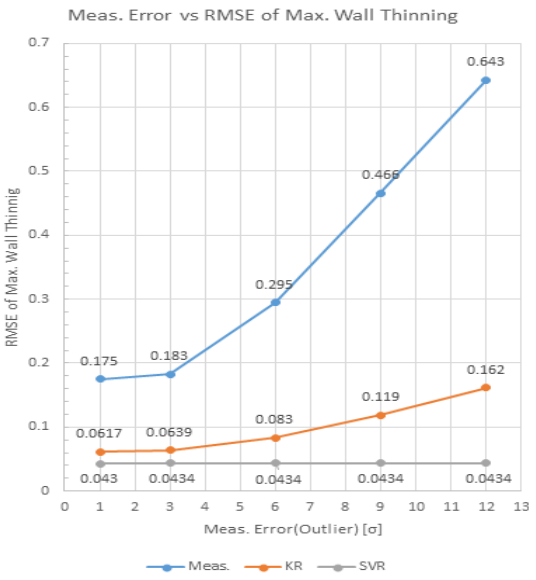


Fig. 11 Meas. Error vs RMSE of maximum wal thinning

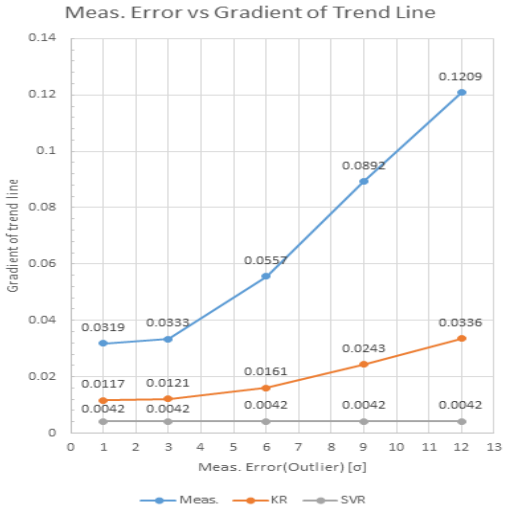


Fig. 12 Meas. error vs Gradient of trend line

포트벡터머신 회귀가 커널 회귀에 비해서 낮은 RMSE를 나타냈다. 이는 서포트벡터머신 회귀가 측정 이상치에 대한 감육값의 종속성을 완화하는 특성을 가진다는 것을 의미한다.

같은 과정으로 측정오차와 최대 감육값 사이의 민감도 측면에서 그림 12와 같이 분석하였다. 측정 이상치의 오차를 증가하면서 측정값과 커널 회귀는 측정오차와 최대 감육값 사이의 추세선 기울기가 증가하는 특성을 보였다. 반면에 서포트벡터머신 회귀는 추세선 기울기의 변화가 미미한 점을 주목할 수 있다. 이는 서포트벡터머신 회귀는 이상치에 따른 감육값의 민감도가 낮다는 것을 의미한다. 또한 부여된 모든 이상치에서 서포트벡터머신 회귀는 커널 회귀에 비해서 추세선 기울기가 낮은 결과를 나타냈다. 이는 서포트벡터머신 회귀가 커널 회귀에 비해서 감육값에 대한 측정 이상치의 영향을 완화하는 것으로 판단할 수 있다.

4. 결 론

본 연구에서는 서포트벡터머신 회귀를 이용한 데이터 전처리 방법을 개발하였다. 이를 통해서 배관 두께 측정값의 측정오차 종속성을 완화하는 방법을 선행연구[1]의 커널 회귀와 비교하여 제시하였다. 비교 과정은 최대 감육값 RMSE 평가와 측정오차와 최대 감육값 사이의 추세선 기울기를 비교하여 데이터 평활화의 성능을 검증하였다. 추가로 이상치가 발생하였을 때도 고려하여 데이터 평활화의 성능을 정량적으로 도출하여 제시하였다.

본 연구의 배관 감육 데이터 전처리 방법으로 배관 검사의 불확실성 저감에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

후 기

본 연구는 산업통상자원부(MOTIE)와 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다(과제번호 : 20224B10100030).

참고문헌

(1) Yun. H., Moon. S.J., and Oh. Y.J., “Development of wall-thinning evaluation procedure for nuclear power plant piping - Part 2: Local wall-thinning estimation method“, *Nuclear Engineering and Technology*, Vol.52, No.9, pp.2119-2129, 2020. doi:https://doi.org/10.1016/j.net.2020.03.001

(2) Oh. Y.J., Jee K.K. and Park. H.B., “Machine Learning Approach for Thinned Pipe Classification using Thickness Measurement Data of Nuclear

Secondary Piping Systems", Trans. of the Korean Nuclear Society Spring Meeting, Jeju, 2019.05.23 – 24.

(3) Oh. Y.J., Yun. H., Moon. S.J., Han K.H. and Park. B.U., 2015, "Development of Numerical Algorithm of Total Point Method for Thinning Evaluation of Nuclear Secondary Pipes", *Trans. of the KPVP*, Vol.11, No.2, pp. 31-39.

(4) Oh. Y.J., Yun. H. and Park. H.B., 2018, "Pre-processing Method of Measurement Data for Machine-Learning Application to Thinning Location Prediction", Proc. of 2018 KPVP, Gwangju, 2018.11.22 –23.

(5) Yun. H., Moon. S.J, and Oh. Y.J., "Development of Wall-Thinning Evaluation Procedure for Nuclear Power Plant Piping Part 1: Quantification of Thickness Measurement Deviation", *Nuclear Engineering and Technology*, Vol.48, No.3, pp.820-830, 2016. doi:http://dx.doi.org/10.1016/j.net.2016.01.020

(6) Aurelien Geron, 2020, Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow, 2nd, Hanbit Media Inc., pp.216-218.

(7) Jang. H.Y., Hwang. H.R., Park. H.B., Yun. H., Oh. Y.J., Kim. K.S., Lee. D.Y., 2020, "Development of improved management method for nuclear secondary pipe thinning using machine learning and artificial intelligence technique", KEPCO-ENC Technical development report.