

터빈 사이클의 보정 성능 계산을 위한 급수 유량의 검증 모델

김 성 근[†], 양 학 진*, 이 강 희**, 최 광 희***

호서대학교 기계공학부, *호서대학교 대학원, **동양미래대학, ***한국수력원자력(주)

Verification Model of the Feedwater Flow for the Calculation of Corrective Performance of Turbine Cycle

Seong-Kun Kim[†], Hac-Jin Yang*, Kang-Hee Lee**, Kwang-Hee Choi***

School of Mechanical Engineering, Hoseo University, Chungnam 336-795, Korea

**Graduate School, Hoseo University, Chungnam 336-795, Korea*

***Dongyang Mirae University, Seoul 152-714, Korea*

****KHNP, Central Research Institute, Daejeon 305-343, Korea*

(Received March 22, 2012; revision received April 16, 2012)

ABSTRACT: Analysis of thermal performance is required for the economic operation of turbine cycle of power plant. We developed corrective model of main feed water flow which is the most important parameter for the precise analysis of turbine cycle performance. Classification model for the identification of feed water flow measurement status was applied to increase the suitability of the corrective model. We used neural network and support vector machine to develop estimation model of main feed water flow with more generalization capability. The estimation model can be used practically to evaluate corrective performance of turbine cycle plant.

Key words: Measurement classification(측정 판별), Measurement validation(측정 유효화), Support vector machine(서포트 벡터 머신), Turbine cycle(터빈 사이클)

1. 서 론

발전 터빈 사이클 설비의 열평형(heat balance) 분석은 유량, 온도, 엔탈피 등의 상태량을 결정하여 발전 효율, 열 소비율(heat rate) 및 기기 성능을 분석하기 위한 것으로서, Fig. 1과 같은 발전 터빈 사이클에서 보일러 또는 증기 발생기, 터빈 계열, 복수기 그룹, 저압급수가열기 그룹, 고압급수가열기 그룹을 순환하면서 반복 계산과 오류 최적화 과정을 통해 열 소비율 등의 대표 성능 정보를 얻기 위한 것이다.

과거의 연구⁽¹⁻³⁾에서 열평형 분석용 성능 계산 절

차 및 분석 시스템 개발을 하였는데, 본 연구에서는 이러한 절차를 기반으로 보정 성능을 정확히 결정할 수 있도록, 핵심 측정 요소인 주급수 유량의 상태를 판별하며 보정하는 추정 모델을 개발하였다. 지금까지 이러한 추정 모델 개발을 위해서는 신경 회로망(Artificial Neural Networks), 은닉 마르코프 모델(Hidden Markov Models), 유전자 알고리즘(Genetic Algorithms), 그리고 서포트 벡터 머신(Support Vector Machines, SVM)⁽⁴⁾ 등을 사용한 연구가 이루어져왔다. 가장 많이 적용된 신경 회로망은 학습에는 아주 효율적이지만 학습하지 않은 데이터에 대한 일반화 능력(generalization)은 부족한 성향이 있다. 서포트 벡터 머신은 기존의 통계적 학습 방법에서 이용되는 '경험적 위험 최소화(Empirical Risk Minimization)'와는 다른 '구조적 위험 최소화(St-

[†] Corresponding author

Tel.: +82-41-540-5811; fax: +82-41-540-9683

E-mail address: kimskun@hoseo.edu

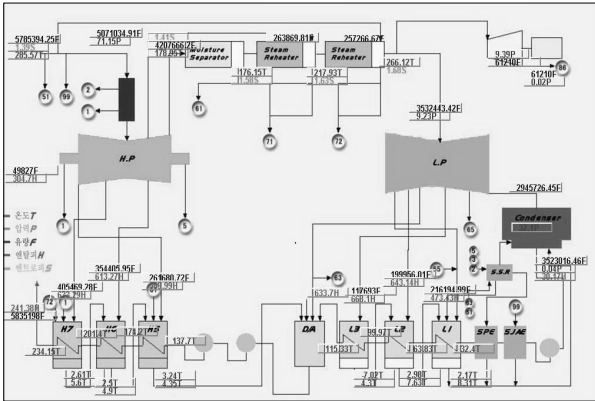


Fig. 1 Heat balance diagram of turbine cycle of power plant.

structural Risk Minimization)’을 이용하여 일반화 에러를 감소시킴으로써 일반화 능력을 향상시킬 수 있다. 본 연구에서는 신경회로망과 서포트 벡터 머신을 사용하여 주급수 유량 상태 판정 모델 및 유량값의 추정 모델을 개발하고 검증하였다. 이 추정 모델은 지난 연구⁽¹⁻³⁾에서 개발되었던 성능 계산 절차와 연결하여 측정 오류나 운전 이상 상태에서도 보다 정확한 열성능 분석을 가능하게 한다.

2. 운전 보정 성능 계산 모델

지난 연구^(5, 6)를 기반으로 터빈 사이클 열평형 계산 및 보정 계산 절차를 적용하였다. 터빈 사이클 성능 분석을 위해서 산업 표준인 ASME(American Society of Mechanical Engineers) PTC(Performance Test Code) 6, PTC 6A⁽⁷⁻¹⁰⁾를 기준으로 하여 터빈 사이클 열평형 계산 및 보정 계산 절차를 구성하였다. 열평형 수립문제는 터빈 팽창선 끝점을 독립 변수로 하고 열평형 오차 또는 습분 분리율 오차를 목적 함수로 하는 최적화 문제가 되므로^(1-3, 6) 물리에르 차트 상에서 팽창선의 곡률을 이용한 근사해법을 이용하면서 Fig. 2와 같은 계산 절차를 적용하였다.

운전 열평형 결과는 시험 당시의 모든 운전조건이 인수성능시의 조건대로 움직일 수 없으므로 현재 성능과 인수성능과의 정확한 비교분석을 위해서 그룹 #1, #2의 보정을 시행한다.⁽¹¹⁻¹³⁾ 계약자와 협의 하에 보정 곡선을 사용하도록 PTC 6.1-1984에서 추천하고 있으나 본 연구에서는 현재 발전소에서 사용하고 있는 터빈 사이클 플랜트 운영 절차를 기본으로 실제 성능 분석 특성에 맞는 보정 성능 계산 절차를 사용하였다. 그룹 #1의 보정 계수는 복

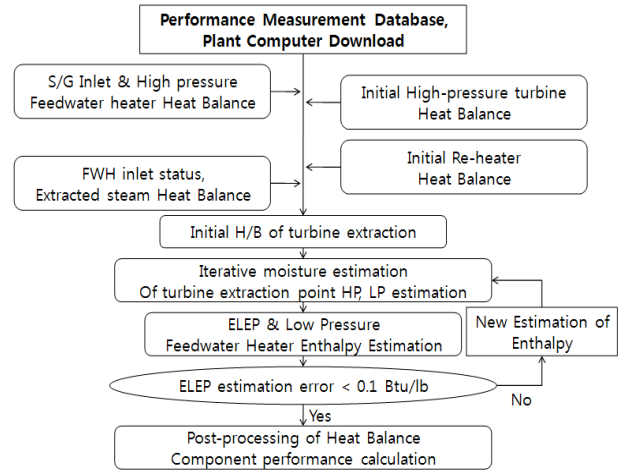


Fig. 2 Procedure for the calculation of operating heat balance of turbine cycle.

수 및 급수 계통이 열소비율에 영향을 주는 인자를 보정함으로써 터빈 및 발전기만의 성능을 비교분석하기 위해 사용한다. 본 연구에서 적용한 보정항목은 다음과 같이 구성하였다.

- (1) 최종 고압급수가열기 종단온도차 보정

$$TTD = T_s - T_o \tag{1}$$

TTD : 최종 FWH 종단 온도차
 T_s : 급수 가열기 셀압력의 포화온도
 T_o : 급수 가열기 급수 출구 온도

- (2) 최종 고압급수가열기 배수온도차 보정

$$DCA TD = T_d - T_i \tag{2}$$

DCA TD : 최종 FWH 배수 냉각 온도차
 T_d : 급수 가열기 급수 입구 온도
 T_i : 급수 가열기 셀측 배수 온도

- (3) 최종 고압급수가열기 추기관 압력 강하 보정

- (4) 급수 펌프 엔탈피 증가 보정

$$\Delta H = H_o - H_i \tag{3}$$

H_o : T_o, P_o에서의 급수 엔탈피
 H_i : T_i, P_i에서의 급수 엔탈피
 T_o, P_o : 급수펌프 평균 출구 온도, 압력
 T_i, P_i : 급수펌프 평균 입구 온도, 압력

(5) 급수 펌프 터빈 증기 유량 보정

$$\%FLOW = \frac{\text{급수펌프터빈기유량}}{\text{증기발생기증기유량}} \times 100 \quad (4)$$

(6) 복수기 과냉각 보정

$$\text{복수기과냉각} = T_{sat} - T_w \quad (5)$$

T_{sat} : 복수기내 압력에서의 포화온도

T_w : 복수기 Hotwell 온도

(7) 증기 발생기 취출수 유량 보정

VWO(Valve Wide Open) 조건에 해당하는 보정 값을 구한 후 다음 식으로 구하였다.

$$\text{보정인자} = 1 - \frac{\text{correction}}{100} \times \frac{\text{설계취출수유량\%} - \text{실제취출수유량\%}}{1\%} \quad (6)$$

그룹 #2의 보정계수는 터빈 계통의 운전 조건이 설계치와 다를 경우 이를 보정함으로써 실제 터빈 및 발전기의 성능을 측정하기 위해 사용하였으며, 그룹 #2의 보정 항목은 다음과 같다.

- 교축 압력 보정
- 교축 습도 보정
- 저압 터빈 배기압 보정
- 전기출력(MW) 열 출력 보정인자
- 교축 보정 인자

보정 항목의 비교 결과는 다음의 Table 1에 나와 있다. 제작사 제공 데이터와 절차서 기준에서 제시하는 보정 인자와 본 연구에서 개발된 절차에 의해 결정된 보정 인자의 보정 결과가 0.02%의 전력 오차 범위 내에서 있으므로 실용적인 유효 범위 내에 있음을 확인할 수 있다.

3. 주급수 유량의 보정 모델

3.1 주급수 유량의 특성 및 상관 변수

정확한 보정 성능의 계산을 위해서는 가장 중요한 변수인 주급수 유량의 신뢰성 있는 결정이 필요하다. Fig. 3은 장기 측정 주기에 걸친 주급수 유량

Table 1 Correction results for operating performance

List of correction factor	Calc. result [GW]	Acpt. result [GW]	Load difference [MW]
Feedwater Pump Enthalpy Rise Correction Factor	1.002938	1.002934	0.004273
Throttle Pressure Correction Factor	0.99707	0.997078	-0.00773
Throttle Moisture Correction Factor	1.000411	1.000422	-0.01083
LP TBN Exhaust Pressure Correction Factor	0.994756	0.994755	0.000454
M.W Thermal Correction Factor	1.009761	1.009587	0.176271
Throttling Correction Factor	1.003471	1.003427	0.045548
Total Correction Load	1.011389	1.011184	0.208693

의 실제 측정 결과이다. 주급수 유량은 운전기간이 경과함에 따라 오리피스에 생기는 불순물의 축적 등으로 실제값보다 큰 값으로 측정된다. 이에 따라 열출력이 실제보다 과다 계산되므로 안전 기준에 따라 운전 조정 변수를 조정해야 함으로 열출력이 실제 가능한 최대값보다 축소된 상태에서 운전되는 비효율적인 결과를 만들어 낸다. 이와 같은 상황이 지속된다고 판단되게 되면 계측기 보정으로 주급수 유량 측정을 강제 보정하게 되며, 그 후에는 보정된 계측에 따라 성능을 측정하고 분석하게 되는 것이 일반적이다. Fig. 3에서의 중간 부분의 유량 측정의 상승 부분이 나타나는 것은 이러한 강제 보정으로 유

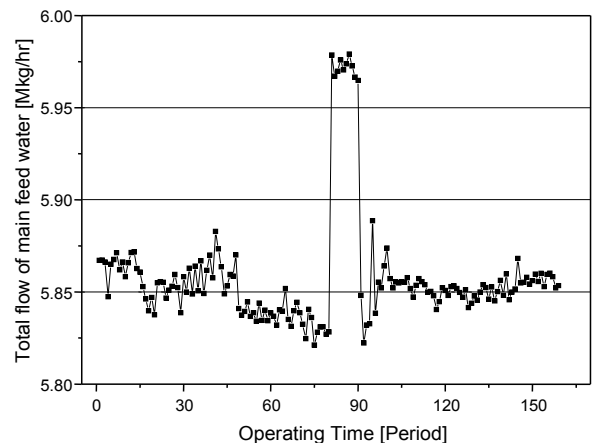


Fig. 3 Trend of main feedwater flow.

량이 실제보다 크게 측정되기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 급수 유량의 판정 영역을 아래의 3가지로 구성하고 각 영역의 측정 결과를 바탕으로 특성 추출 및 영역 판정 모델을 구하였다.

- 1 영역 : 초기의 정상적인 운전 영역
- 2 영역 : 강제 조정에 의한 변동 구간
- 3 영역 : 강제 조정 후 운전되는 영역

급수 유량(ZTFW)와 관련된 변수들은 상관관

Table 2 Correlated variables for the main feed water flow

Factor	Descriptions	Unit
ZHPTBNP	Avg. Pr. of HP TBN	kg/cm ² G
ZMSP	Avg. Pr. of Main Steam Pipe	kg/cm ² A
ZMSF	Total flow of Main Steam	Mkg/hr
ZFWHT	Avg. Temp. of Feed Water	℃
ZLTUBT	Avg. Temp. of Low Temp. Tube	℃
ZHTUBT	Avg. Temp. of High Temp. Tube	℃
ZBSCALDT	2 nd Heat Power/Delta Temp.	%/℃
ZBDELTD	1 st Power/Delta Temp.	%/℃
ZBTFSPT	Turbine Power/Delta Temp.	%/℃
ZSFDP	Diff. Pr. of Steam/Diff. Pr. of Feed water	-
ZRCPPD	Avg. Diff. Pr. of RCP	CM _{H₂O} G
ZFWHSGP	FW HDR-SG PR	-
ZBSBD	2 nd Heat Power/1st Power	-
ZBSBT	2 nd Heat Power/Turbine Power	-
ZGENPO	Normalized Gen. Power	MW _e
ZSTMF1	Steam Flow of train 1	Mkg%/hr
ZSTMF2	Steam Flow of train 2	Mkg%/hr
ZPNFW1	Power Normalized FW flow 1	Mkg%/hr
ZPNFW2	Power Normalized FW flow 2	Mkg%/hr
ZDELTA	Delta Temp.	℃
ZMSROPA	Avg. MSR A Outlet Pr.	kg/cm ² G
ZMSROPB	Avg. MSR B Outlet Pr.	kg/cm ² G
ZMSRTA	Avg. MSR A Outlet Temp.	℃
ZMSRTB	Avg. MSR B Outlet Temp.	℃
ZLPTP	Avg. LP TBN Ext. Pr.	mmHgA

계가 기준값을 넘는 변수들과 주성분 분석의 결과에서 보이는 상관 정도가 상대적으로 큰 변수들을 선택하였으며, 현장 운영 경험이 많은 운영자가 제공한 관련 변수들을 기본으로 하여 선정하였다. 급수 유량과 관계된 측정 변수들은 다음의 Table 2와 같다.

3.2 영역별 특성 및 판정 규칙

급수 유량의 보정을 적용하기 위해서는 우선 위의 3가지 영역에 대한 판정이 필요하다. 위의 3가지 영역 특성의 도출을 위해서 급수 유량과 상관성이 큰 측정 데이터 그룹을 선별하여 주성분 분석(Principal Component Analysis)⁽¹⁴⁾을 사용하여 영역 판정 규칙을 개발하였으며, 표준편차의 변화, 급수 유량에 대한 상관계수와 주성분 고유 벡터의 값을 규칙 인자로 사용하였다.

2 영역에서는 주요 변수들의 표준편차의 변화가 나타나는데, 변화 규칙은 다음의 Table 3과 같이 요약될 수 있다. 이를 사용하여 판정 규칙(Classification Rule) #1으로 구성하였다. 또한, 2 영역과 3 영역의 시작 구간에서 상관 계수 기울기 값이 급변하는 변수들을 보조 규칙으로 구성하였다.

1 영역에서는 급수 유량과 상관관계가 높은 변수 그룹이 일관성 있게 유지되었으며 주성분 분석에서의 고유벡터 값들이 유사하였다. 2 영역에서는 1 영역과 비교할 때, 상관 그룹 변수들이 변화하며, 고유벡터 값 차이가 크게 변화하는 것을 알 수 있었다. 3 영역에서는 다시 1 영역의 상관 그룹 및 고

Table 3 Variations in standard deviations of correlated variables in region 2

Factor	Unusual changes	
ZHPTBNP	Increase	0.1 → 0.4
ZBSCALDT	Increase	0.1 → 0.5
ZFWHSGP	Increase	0.1 → 0.55
ZBSBD	Increase	0.2 → 0.4
ZGENPO	Increase	0.1 → 0.35
ZBDELTD	Decrease	0.4 → 0.25
ZBTFSPT	Decrease	0.4 → 0.25
ZPNFW1	Decrease	0.1 → 0
ZPNFW2	Decrease	0.2 → 0
ZDELTA	Increase	0.1 → 0.5
ZMSROPA	Increase	0.1 → 0.4

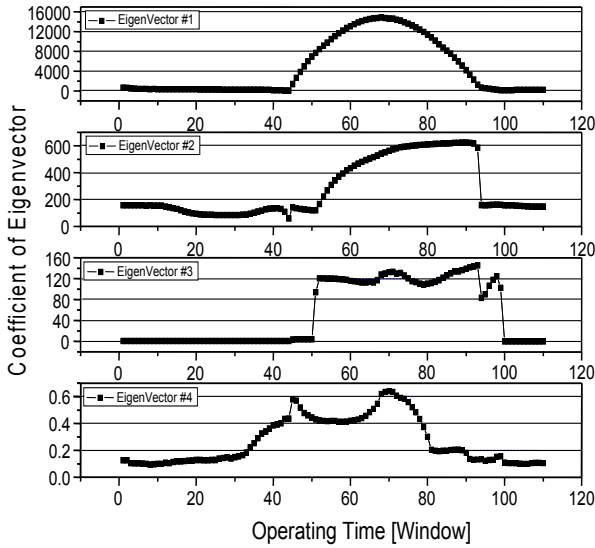


Fig. 4 Eigenvector of principal component analysis for main feed water flow.

유 벡터 값들과 유사성을 보인다. Fig. 4에서 주 성분 고유벡터의 경향을 확인할 수 있는데, 1 영역에서 80개, 2 영역에서 19개, 3 영역에서 60개의 데이터를 취득하여 30개로 데이터 윈도우로 설정하고 주 성분의 고유 벡터(Egv #1~#4)를 구하였다. 영향력이 제일 큰 고유 벡터 #1를 비롯하여 #2~#4의 고유 벡터값이 2영역에 들어서면서 급상승하고 3 영역으로의 진입에서 하강함을 알 수 있었고 이를 판정 규칙(Classification Rule) #2로 구성하였다.

4. 주급수 유량의 보정 모델

앞의 규칙 외에 소프트 컴퓨팅을 위해 영역 판정용 함수 모델을 구성하였으며 주급수 유량 추정모델을 개발하였는데, 신경 회로망 모델과 서포트 벡터 머신을 사용하였다. 입력층은 Table 2의 변수로 구성되었으며, 출력은 영역 판정 모델에서는 3가지 영역을 나타내는 인덱스 변수(-1, 0, 1)로 설정되었고, 주급수 유량 추정에서는 주급수 유량 값으로 구성하였다. 신경 회로망에서는 20개의 뉴런을 갖는 은닉층을 설정하였으며, 활성 함수는 아래의 식과 같이 Sigmoid 함수를 사용하였다.

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i + b_i \quad (7)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{(-\beta x)}}$$

여기서, S 는 은닉층 출력, x_i 는 입력층, w_i 는 가중치, b_i 는 바이어스, f 는 활성함수, 그리고 β 는 임계치(= 1)이며, 학습률은 0.2로 정하였다.

서포트 벡터 머신 회귀(SVM Regression)에서는 RBF 커널 함수를 사용하여 구성하였다. 최적 회귀 모델 $\hat{f}^*(\bar{x}) = \bar{w}^* \cdot \bar{x} - b^*$ 을 구하기 위한 SVM 모델은 다음과 같이 구성된다.

$$\min \Phi(\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}') \quad (8)$$

$$= \min_{\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}'} \frac{1}{2} \bar{w} \cdot \bar{w} + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i')$$

$$y_i - \hat{f}(\bar{X}_i) \leq \xi_i + \epsilon \quad (9)$$

$$\hat{f}(\bar{X}_i) - y_i \leq \xi_i' + \epsilon$$

$$0 \leq \xi_i, \xi_i'$$

$$\text{for } i = 1, \dots, l \quad \hat{f}(\bar{x}) = \bar{w} \cdot \bar{x} - b$$

모델 구성을 위한 Lagrangian 최적 모델은 구속 조건을 포함하여 다음과 같이 구성된다.

$$\max_{\bar{\alpha}, \bar{\alpha}', \bar{\beta}, \bar{\beta}'} \min_{\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}'} L(\bar{\alpha}, \bar{\alpha}', \bar{\beta}, \bar{\beta}', \bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}') \quad (10)$$

$$= \max_{\bar{\alpha}, \bar{\alpha}', \bar{\beta}, \bar{\beta}'} \min_{\bar{w}, b, \bar{\xi}, \bar{\xi}'} \left(\frac{1}{2} \bar{w} \cdot \bar{w} + C \sum_{i=1}^l (\bar{\xi} + \bar{\xi}') \right)$$

$$- \sum_{i=1}^l \alpha_i (\xi_i + \epsilon - y_i + \hat{f}(\bar{x}_i))$$

$$- \sum_{i=1}^l \alpha_i' (\xi_i' + \epsilon - \hat{f}(\bar{x}_i) + y_i)$$

$$- \sum_{i=1}^l \beta_i \xi_i - \sum_{i=1}^l \beta_i' \xi_i'$$

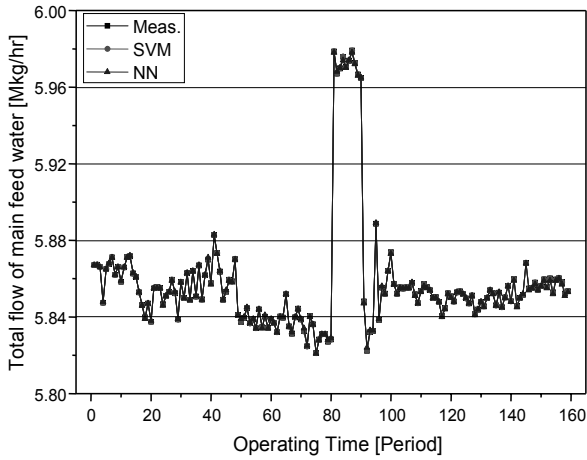
이를 사용한 최적 SVM 회귀 모델은 식(11)을 사용하여 구성된다.

$$\hat{f}^*(\bar{x}) = \bar{w}^* \cdot \bar{x} - b^* \quad (11)$$

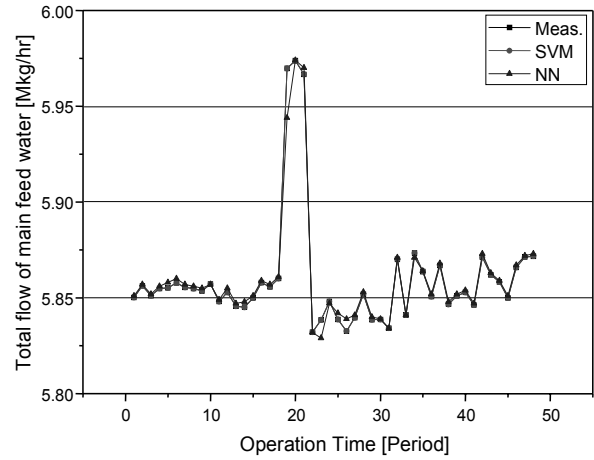
$$= \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i'^*) \bar{x} \cdot \bar{x}$$

$$- \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i'^*) \bar{x} \cdot \bar{x}_j - y_j$$

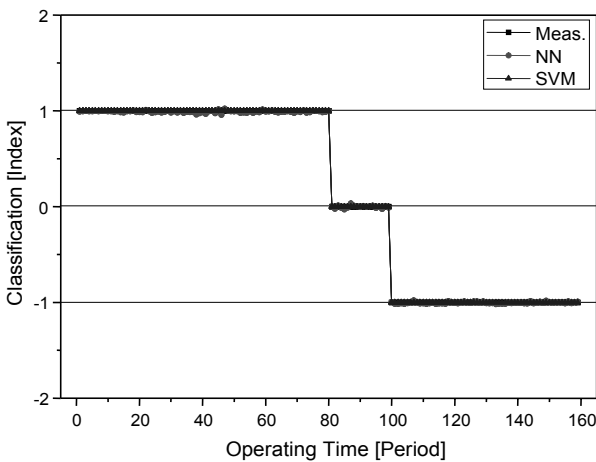
신경 회로망 모델 및 서포트 벡터 머신을 위한 모델링 데이터는 159개의 취득 데이터를 활용하였다. Fig. 5(a)는 신경 회로망 및 서포트 벡터 머신이 이



(a) Comparison between NN, SVM and real measurements of main feed water flow



(a) Comparison between NN, SVM and real measurements of main feed water flow

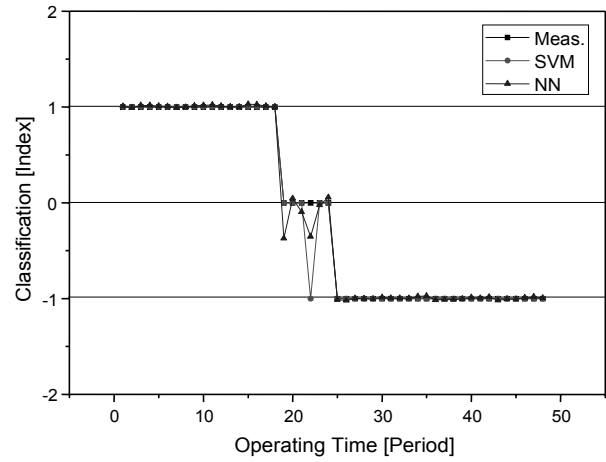


(b) Result of classification

Fig. 5 Modeling Result of NN and SVM.

용하여 주급수 유량을 학습할 경우의 오차 비교이며, Fig. 5(b)는 판정 영역에 대한 추정 결과로서, 인덱스 1은 1 영역을, 0은 2 영역을, 그리고 -1은 3 영역을 나타내며 정확한 학습 모델링이 가능함을 알 수 있다.

또한, 취득 데이터 중, 각각의 영역에서 60%를 학습데이터로 랜덤하게 구성하여 모델링하고, 30%를 검증 데이터로 사용한 결과가 Fig. 6에 나와 있다. Fig. 5(a)의 결과를 보면 검증 정확도와 일반화 능력이 실용적으로 충분함을 볼 수 있다. Fig. 5(b)에서는 SVM 검증 결과에서 2 영역의 데이터 하나가 3 영역으로 예측되었으며, 신경회로망에서는 예측편차가 -0.372, -0.352로서 다소 큰 오류를 갖는 예측 값이 발생하였지만, 그 외의 예측 값은 거의 일치하므로 판정 영역 함수의 실용적 적용이 가능하고 서포트 벡터 머신 모델이 더 효과적임을 알 수 있었다.



(b) Result of classification

Fig. 6 Verification Result of NN and SVM.

여기서 구해진 주급수 유량의 보정모델을 통해 실제 주급수 유량의 값으로 수정함으로써 보정 성능 계산의 정확도를 높여 열소비를 계산함으로써 발전 운영 엔지니어링의 신뢰도를 높일 수 있게 된다.

5. 결론

터빈 사이클에 대한 정확한 보정 성능 분석은 발전소의 향상된 경제성 운영을 위해 필요하다. 본 연구에서는 산업표준을 바탕으로 인수 성능 데이터를 원용하여 보정 성능 분석 절차를 개발, 적용하였으며, 정확한 보정성능 계산의 핵심 요인인 주급수 유량의 상태를 영역별로 판별하며 보정하는 계산 모델을 구성하였다. 주급수 유량의 측정 오류 및 강제 조정에 따른 변동 구간을 판별하기 위한 모델을 개

발하고, 신경 회로망과 서포트 벡터 머신을 사용한 보정 모델을 개발하여 실용적인 적용성을 확인할 수 있었다. 다른 성능 변수와의 비선형 관계 속에서 보정 성능의 오류 가능성을 축소할 수 있는 보정 성능 계산 모델에 대한 연구가 앞으로 필요하다고 판단된다.

후 기

본 연구는 호서대학교의 연구비 지원(2010-0118)으로 수행되었으며 한국수력원자력(주)의 관계자 여러분들에게 감사드립니다.

참고문헌

- Kim, S. K. and Choi, K. H., 2001, Development of Performance Analysis System(NOPAS) for Turbine Cycle of Nuclear Power Plant, Journal of Korean Nuclear Society, Vol. 33 No. 1, pp. 211-218.
- Kim, S. K. and Choi, K. H., 2001, Development of Performance Analysis Methodology for Nuclear Power Plant Turbine Cycle using Validation Model of Performance Measurements, Journal of KSME, Vol. 24, No. 12, pp. 1625-1634.
- Kim, S. K. and Choi, K. H., 2000, Thermal Performance Analysis System Based on Measurement Validation for Nuclear Power Plant, 4th KSME-JSME Thermal Engineering Conference.
- Cai, J., Ma, X., and Li, Q., 2009, On-line monitoring the performance of coal-fired power unit : A Method based on support vector machine, Applied Thermal Engineering, Vol. 29, pp. 2308-2319.
- Korea Hydraulic and Nuclear Co., 2003, User's Guide for PERUPS, Programmer's Guide for PERUPS, Technological Guide for PERUPS.
- Kim, S. K. and Choi, K. H., 2005, PERUPS (PERformance UPgrade System) for On-Line Performance Analysis of Turbine Cycle of Nuclear Power Plant, Journal of Korean Nuclear Society, Vol. 37 No. 2, pp. 165-172.
- American Society of Mechanical Engineers, 1976, Performance Test Code 6, Steam Turbines.
- American Society of Mechanical Engineers, 1982, Performance Test Code 6A, Appendix A to Test Code for Steam Turbines.
- American Society of Mechanical Engineers, 1978, Performance Test Code 12.1, Closed Feed Water Heaters.
- American Society of Mechanical Engineers, 1983, Performance Test Code 12.2, Steam Condensing Apparatus, USA, pp. 337-350.
- Munchausen, J. H., 1995, EPRI Performance Enhancement Program, Proceeding of the American Power Conference, USA, pp. 519-221.
- Spencer, R. C., Cotton, K. C., and Cannon, C. N., 1974, A Method for Predicting the Performance of Steam Turbine-Generators, 16,500 KW and Larger, General Electric Co. Report.
- British Electricity International, 1991, Modern Power Station Practice : Volume G Station Operation and Maintenance.
- Kim, S. K. and Yang, H. J., 2010, Verification of Measured Input Data for Thermal Performance Analysis of Turbine Cycle, Proceedings of KSPE Spring Conference, pp. 1035-1036.