

발전플랜트 성능데이터 학습에 의한 발전기 출력 추정 모델

양학진¹, 김성근^{2*}

¹동양미래대학교 로봇자동화공학부, ²호서대학교 기계공학부

A Predictive Model of the Generator Output Based on the Learning of Performance Data in Power Plant

HacJin Yang¹, Seong Kun Kim^{2*}

¹School of Robot & Automation Eng., Dongyang Mirae Univ

²School of Mechanical Engineering, Hoseo Univ.

요약 터빈 발전 사이클에서의 안정적인 발전 출력 유지관리를 위해서는 검증된 성능 측정 데이터 그룹과 이를 바탕으로 한 발전 출력 성능 계산 절차의 수립이 필요하다. ASME PTC(Performance Test Code)의 성능 계산 절차를 기반으로 본 연구에서는 터빈 출력에 의한 발전기 출력 성능 산정을 위해서 터빈 팽창선 모델과 발전기 출력 측정 데이터의 입력 검증 모델을 구성하였다. 또한 불확실한 측정 데이터에 대한 검증 모델도 구성하였다. 지난 연구에서는 신경회로망과 커널 회귀의 학습 방법을 사용하였으나 본 연구에서는 미측정 데이터에 대한 보안을 하기 위하여 서포트 벡터 머신 모델을 사용하여 발전기 출력 계산 데이터의 학습 모델을 구성하였으며, 학습 모델 구성을 위해서 관련 변수의 선정을 위한 절차와 학습 데이터 구간을 설정하는 알고리즘을 개발하였다. 학습의 결과 오차는 약 1% 범위 안에 있게 되어 추정 및 학습 모델로서 유용함을 입증하였다. 이 학습 모델을 사용하여 측정 데이터 중 상실된 부분에 대한 추정 모델을 구성함으로써, 터빈 사이클 보정 성능 계산의 신뢰성을 향상시킬 수 있음을 검증하였다.

Abstract Establishment of analysis procedures and validated performance measurements for generator output is required to maintain stable management of generator output in turbine power generation cycle. We developed turbine expansion model and measurement validation model for the performance calculation of generator using turbine output based on ASME (American Society of Mechanical Engineers) PTC (Performance Test Code). We also developed verification model for uncertain measurement data related to the turbine and generator output. Although the model in previous researches was developed using artificial neural network and kernel regression, the verification model in this paper was based on algorithms through Support Vector Machine (SVM) model to overcome the problems of unmeasured data. The selection procedures of related variables and data window for verification learning was also developed. The model reveals suitability in the estimation process as the learning error was in the range of about 1%. The learning model can provide validated estimations for corrective performance analysis of turbine cycle output using the predictions of measurement data loss.

Keywords : Generator Output, Performance Test, Support Vector Machines, Turbine Cycle, Verification

1. 서론

기존의 연구[1-3]에서는 원자력 발전소의 터빈 사이

클의 열평형 분석을 위한 성능 계산 절차 및 분석 시스템을 개발하였으며, 입력 데이터 검증을 통한 보정 성능의 계산 정확도를 향상할 수 있도록 신경 회로망[4] 추

*Corresponding Author : Seong Kun Kim(Hoseo University)

Tel: +82-41-540-5811 email: kimskun@hoseo.edu

Received October 28, 2015

Revised November 30, 2015

Accepted December 4, 2015

Published December 31, 2015

정 모델을 적용하여 터빈 사이클 입력 데이터 검증 모델을 개발하였다.

본 연구에서는 터빈 사이클 내에서도 발전 출력의 핵심이 되는 터빈, 발전기 출력에 관련하여 설비의 노후화 같은 환경 요인에 의한 이상 측정 상태가 발생할 경우를 고려하여 기존 연구의 보정 성능 추정 모델[4-5]을 개선하여 신뢰성을 높이고자 한다. 과거의 연구에서는 측정된 데이터만을 학습하여 새로운 발전 데이터나 측정 데이터의 신뢰성이 없는 경우에는 대처하기가 어려운 측면이 있었다. 본 연구에서는 추정 방법으로는 ‘구조적 위험 최소화(Structural Risk Minimization)’을 이용하여 일반화 오차를 감소시키는 기법으로 일반화 능력을 향상시킬 수 있는 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVMs)[6-7] 추정 모델을 비교·적용하고자 하였으며, 상관 변수의 효율적 결정을 위한 알고리즘을 개발하여 적용하였다. 또한 정상 상태 및 이상 상태에 대한 상태 판정 모델을 개발하여 추정 모델의 적용성을 높였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 터빈, 발전기 성능 출력 보정 모델을 구성하였으며, 발전기 출력에 대한 데이터 분석 및 변수간의 상관성을 파악하여 성능 변수를 선정하였다. 3장에서는 이러한 성능 변수를 바탕으로 추정 모델에 적용할 서포트 벡터 머신의 개념을 제시하였으며, 4장에서는 추정 모델을 적용하여 본 연구에서 제시한 추정 모델의 우수성을 검증하고, 5장에서는 결론을 제시하였다.

2. 성능 변수 분석

2.1 각 제동터빈 사이클 성능 분석

발전 터빈 사이클은 Fig. 1과 같이 증기 발생기, 고압 터빈, 습분 분리기 및 재열기, 저압터빈, 복수기, 저압급수 가열기 그룹, 주급수 펌프, 고압급수 가열기 그룹을 순환하면서 발전 출력을 생산하는 사이클로 구성된다 [1-3].

터빈 사이클의 출력을 결정하는 터빈 및 발전기 열평형 분석의 주요 구성 절차는 Fig. 1의 아래와 같이 구성된다.

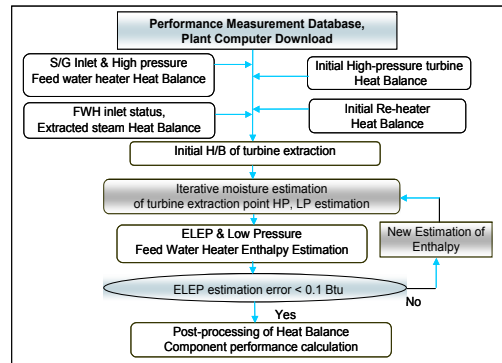
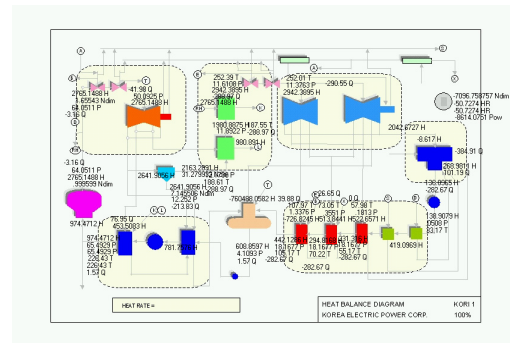


Fig. 1. Turbine cycle and analysis procedures of the turbine and generator output.

2.2 터빈, 발전기 성능 모델

현재 운영 중인 원자력 발전 플랜트의 종합 사이클 구조에 따르면, 고압터빈은 총 2개의 추기 단으로 구성되므로 고압터빈의 성능은 3개 추기단 그룹의 내부효율과 2개의 추기 단 습분제거효율로 나타낼 수 있다. 고압터빈 추기 단 입·출구의 증기 조건과 터빈 사이클 운전 성능 계산 결과로부터 해당되는 추기단의 증기 조건을 받아들이어 각 추기단의 그룹의 팽창선 효율과 추기단 습분제거효율을 산출한다.

또한 고압터빈의 성능은 식 (1)과 같이 전체 터빈 단 그룹의 내부효율로 나타낼 수 있으며, 이는 각 단 그룹의 내부효율과 동일한 방법으로 산출한다.

$$EF1ht = \frac{HSht_i - HSht_{1i}}{HSht_i - HSht_{1i,isen}} \times 100 \quad (1)$$

$$MRE1ht = \frac{MSht_{1i} - MSht_{1o}}{MSht_{1i}} \times 100$$

$$EF2ht = \frac{HSht_{1o} - HSht_{2i}}{HSht_{1o} - HSht_{2i,isen}} \times 100$$

$$MRE2ht = \frac{MSht_{2i} - MSht_{2o}}{MSht_{2i}} \times 100$$

$$EF3ht = \frac{HSht_{2o} - HSht_o}{HSht_{2o} - HSht_{o,isen}} \times 100$$

$$EFht = \frac{HSht_i - HSht_o}{HSht_i - HSht_{o,isen,d}} \times 100$$

$$RFht = \frac{\left(\begin{array}{l} (HSht_i - HSht_{1i,isen}) \\ + (HSht_{1o} - HSht_{2i,isen}) \\ + (HSht_{2o} - HSht_{o,isen}) \end{array} \right)}{HSht_i - HSht_{o,isen,d}}$$

여기서,

- EF1ht : 입구 보울에서 No.1 추기 입구까지의 Group 효율
- MRE1ht : 고압터빈 No.1 추기 단에서의 습분제거효율
- EF2ht : No.1 추기 출구에서 No.2 추기 입구까지의 Group 효율
- MRE2ht : 고압터빈 No.2 추기 단에서의 습분제거효율
- EF3ht : No.2 추기 단 출구에서 터빈 출구까지의 Group 효율
- HSht_o : 고압터빈 배기 엔탈피
- HSht_o_isen : No.2 추기단 출구에서 고압터빈 배기 압력까지 등엔트로피 팽창하였을 경우의 배기 엔탈피
- EFht : 고압터빈 내부효율 (HP TBN Section Efficiency)
- RFht : 고압터빈 재열계수 (HP TBN Reheat Factor)
- HSht_o_isen_d : 고압터빈 입구 보울에서 터빈 배기 압력까지 등엔트로피 팽창하였을 경우의 배기 엔탈피

저압터빈은 총 5개의 추기단과 2개의 습분 분리 단으로 구성되어 있으나, 저압터빈 입구증기인 재열증기가 과열증기 상태이므로 저압터빈 No.1 및 No.2 추기단의 경우 그 추기 단 유동 증기는 과열증기 혹은 포화증기에 가까운 상태로서 습분제거가 행해지지 않는다. 따라서 대상 발전소 저압터빈 재부증기의 습분제거는 No.1 습분 분리 단에서부터 행해진다. 최근 원전 저압터빈의 성능변수로서 일부 도입 되고 있는 유효도와 재열계수를 별도로 산출하였다.

발전기 성능 손실은 발전기의 모든 전기적 손실과 베어링 마찰 손실을 제외한 발전기의 기계적 손실을 포함하고 있으며, 발전기 역률이 변화할 경우 발전기의 전기적 손실이 변동하고, 수소 압력이 변화할 경우 기계적 손실중의 Windage Loss에 영향을 미치게 된다. 이러한 발전기 손실의 변화는 발전기 제작사가 제공하는 보정 곡선에 의하여 결정해 주거나 손실 산정 함수를 이용하여 산출하였다.

팽창선이 하나의 직선 혹은 곡선으로 나타나는 화력 터빈과 달리 원자력 터빈의 팽창선은 팽창중인 증기의 습분제거로 인한 재열 효과를 고려해 주어야 하므로 보다 복잡해진다. General Electric사에서는 GET-6020을 통해서 고압터빈의 팽창선 곡률로서 50in 반경 곡선을, 저압터빈의 팽창선 곡률로서 K&E ship Curve No. 1864-31을 추천하고 있다. 그러나 이러한 팽창선의 곡률

은 대략적으로 추정한 것이므로 실제의 증기 팽창을 나타낸 것이 아닐 수 있으며, 이에 따라 터빈 팽창선의 곡률은 해당 터빈에 대하여 제작사가 보증하는 곡률이나 성능 시험의 결과로서 팽창선의 곡률을 예측하기 힘들 뿐만 아니라 재열 효과로 인하여 팽창선이 여러 부분으로 나뉘는 원전 터빈의 경우 곡률의 예측을 위하여 투자한 노력에 비하여 얻는 성과는 매우 적을 것으로 판단된다.

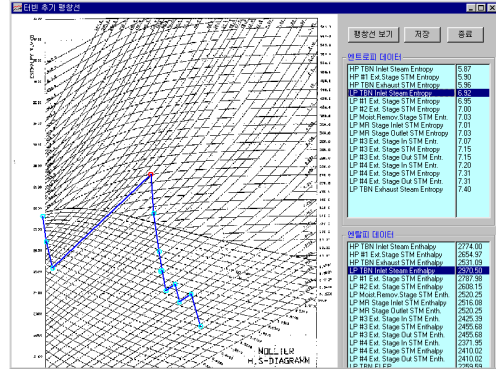


Fig. 2. Expansion line model of turbine.

본 연구에서는 터빈 각 Stage Group의 팽창선을 선형 회귀에 의한 피팅으로 산정 할 수 있게 하였으며, 이러한 가정은 터빈 설계용이 아닌 터빈 사이클의 분석용이므로 충분히 타당성을 가질 수 있다고 판단된다.

팽창선 모델의 기준은 Fig. 2와 같이 기존 연구[1-3]에서 개발된 팽창선 추정 결과를 선형회귀에 사용하여 구성하였다.

2.2 발전기 출력 분석

Fig. 3은 터빈 사이클의 성능 분석을 위하여 현장에서 측정하는 데이터 변수 중에서 주요 항목인 발전기 출력, 주급수 유량의 장기간(약 160주기)에 걸친 실제 변화이다. 이러한 발전기 출력은 터빈 사이클 효율과 함께 터빈 사이클 성능을 분석할 수 있는 중요한 지표로서 터빈이 공급하는 일량에서 베어링 마찰 손실 등과 같은 터빈에서 발생하는 각종 손실과 발전기 절연 손실 등과 같은 발전기에서 발생하는 각종 손실을 감하여 구해지지만(식 2), 각 항들은 복잡한 식으로 이루어져서 실제 계산식에 의한 결과 도출은 쉽지 않다.

$$KW_{generator,output} = KW_{turbine,output} - ML_{generator} - GL_{generator} \quad (2)$$

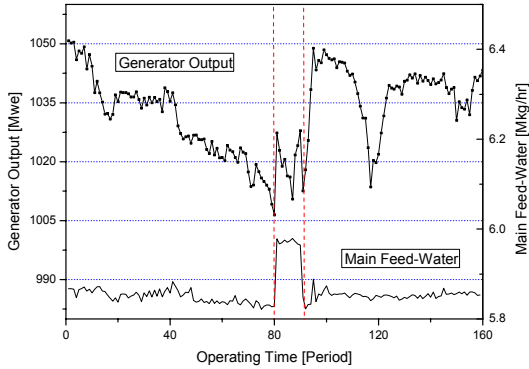


Fig. 3. Trends in the flow of main feed-water and generator output.

기존 연구[9]에서 언급했듯이 현장 설비의 노후화 같은 환경 요인에 의하여 이상 측정 상태가 발생할 수가 있다. 예를 들어, 운전 기간이 경과함에 따라 오리피스에 생기는 불순물의 축적 등으로 급수 유량이 실제 값보다 큰 값으로 측정된다. 이에 따라 열 출력이 과다 계산되므로 안전 기준에 따라 운전 제어 변수를 조정해야 하므로, 열 출력이 실제 가능한 최댓값보다 축소된 상태에서 운전되는 비효율적인 결과를 만들어 낸다. 이와 같은 상황이 지속된다고 판단되게 되면 계측기 보정으로 유량 측정을 강제 보정하게 되며, 그 후에는 보정된 계측에 따라 성능을 측정하고 분석하게 되는 것이 일반적이다. Fig. 3의 주급수 유량에 대한 동향을 살펴보면, 특별한 흐름을 보이지 않다가 앞에서 언급한 것처럼 측정 오류로 인한 강제 보정에 따른 변동 구간이 발생한다. 하지만 발전기 출력의 동향은 뚜렷한 변화가 포착되지 않으나 강제 보정 이후 영역에서 급증하였다가 급감하는 것을 알 수 있다.

2.4 상관 관계의 설정

발전기 출력과 상관관계가 있다고 판단되는 성능 변수를 측정 데이터나 통계적 상관관계와 성능 지침서들의 엔지니어링 정보를 활용하여 Table 1과 같이 선정하였다.

Table 1. Correlated variables for generator output

Factor	Descriptions	Unit
FWFQ1112	FWCS1 Total FW Flow	$e^6 \text{ kg/hr}$
FWFQ1122	FWCS2 Total FW Flow	$e^6 \text{ kg/hr}$
FWT1100	S/G1 FW Temp.	$^{\circ}\text{C}$
FWT1101	S/G2 FW Temp.	$^{\circ}\text{C}$
FWP0085	FW COM. Header Pr.	$\text{kg/cm}^2\text{G}$
MSFQ1024	S/G1 Header STM Pr.	$\text{kg/cm}^2\text{A}$
MSFQ1027	S/G2 Header STM Pr.	$\text{kg/cm}^2\text{A}$
TAP0222	HP TBN 1st. Pr.	$\text{kg/cm}^2\text{G}$
TAP0223	HP TBN 1st. Pr.	$\text{kg/cm}^2\text{G}$
ZHPTBNP	Average Pr. of HP TBN	$\text{kg/Cm}^2\text{G}$
ZMSP	Average Pr. of Main Steam Pipe	$\text{kg/Cm}^2\text{A}$
ZMSF	Total flow of Main Steam	Mkg/hr
ZFWHT	Average Temp. of Feed Water	$^{\circ}\text{C}$
ZLTUBT	Average Temp. of Low Temp. Tube	$^{\circ}\text{C}$
ZHTUBT	Average Temp. of High Temp. Tube	$^{\circ}\text{C}$
ZBSCALDT	2 nd Heat Power / Delta Temp.	$\%/\text{C}$
ZBDELDTT	1 st Power / Delta Temp.	$\%/\text{C}$
ZBTFSPTD	Turbine Power / Delta Temp.	$\%/\text{C}$
ZSFDP	Diff. Pr. of Steam / Diff. Pr. of Feed water	-
ZRCPPD	Average Difference Pr. of RCP	CM_{H_2O}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	$\text{Mkg}\%/\text{hr}$
ZSTMF2	Steam Flow of train 2	$\text{Mkg}\%/\text{hr}$
ZPNFW1	Power Normalized FW flow 1	$\text{Mkg}\%/\text{hr}$
ZPNFW2	Power Normalized FW flow 2	$\text{Mkg}\%/\text{hr}$
ZDELT	Delta Temp.	$^{\circ}\text{C}$
ZMSROPA	Average MSR A Outlet Pr.	$\text{kg/Cm}^2\text{G}$
ZMSROPB	Average MSR B Outlet Pr.	$\text{kg/Cm}^2\text{G}$
ZMSRTA	Average MSR A Outlet Temp.	$^{\circ}\text{C}$
ZMSRTB	Average MSR B Outlet Temp.	$^{\circ}\text{C}$
ZLPTP	Average LP TBN Ext. Pr.	mmHgA

발전기 출력 및 측정 변수 그룹간의 선형적인 관계의 강도를 알아보기 위하여 Pearson Product-Moment 상관 계수를 사용하여 정의하였다(식 3).

$$r_{ij} = \frac{s_{ij}^2}{\sqrt{s_{ii}s_{jj}}}$$

$$\text{where } s_{ij}^2 = \frac{\sum (y_i - \bar{y}_i)(y_j - \bar{y}_j)}{N-1} \quad (3)$$

Fig. 4는 전반적인 측정 데이터를 이용하여 추출한 상관 계수이다. ± 0.8 이상의 강한 상관 관계를 갖고 있는 변수도 있지만, ± 0.5 이하의 약한 상관 계수를 갖고 있는 변수도 있다. 이러한 상관 계수는 데이터 쌍의 분량이 많을수록 변수간의 영향력을 명확하게 파악할 수 있으나, 현장에서의 여건상, 많은 양의 데이터 쌍을 수집하는 것은 어려운 상황이다. 따라서 이전 연구[8-9]에서처럼 60 주기를 하나의 윈도우를 설정하였다.

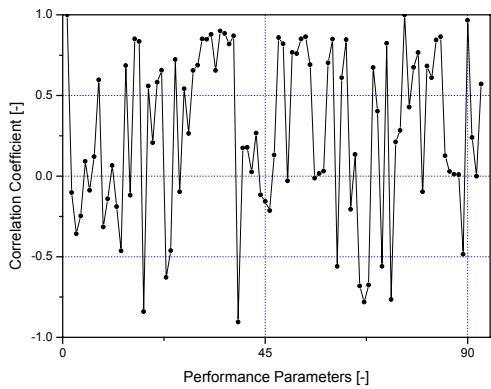


Fig. 4. Comparison between correlation coefficients.

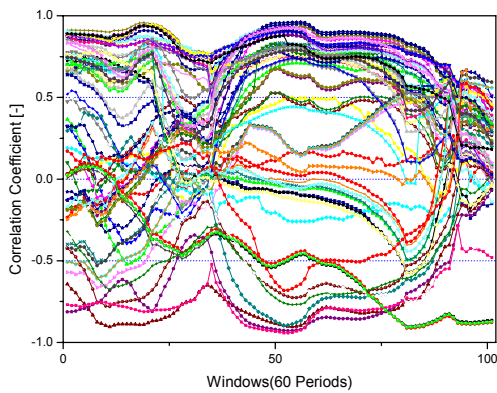


Fig. 5. Calculation of the correlation coefficient between generator output and related parameters with 60 periods.

이러한 60 주기별 상관관계의 강도 변화는 성능 변수 별로 다양한 형태로 나타나고 있다(Fig. 5). 특히 30 윈도우와 90 윈도우쪽에서 대부분의 상관관계의 강도 변화가 심하게 나타나는 것을 알 수 있는데, 이러한 부분은 앞에서 언급한 강제 보정 구간의 데이터를 윈도우에 포함되는 시점과 끝점이다.

Fig. 6은 상관 계수를 0.7 이상으로 하여 추출한 강인한 상관 계수를 갖고 있는 인자 수이다. 인자 수가 많을 때는 40개가 넘는 경우도 있으며, 적을 때는 10개 미만일 때도 있다. 기존 연구[9]에서는 상관 계수를 계산한 값이 임의의 기준보다 강하면 우수 인자로 판단하였다. 그러나 Fig. 6에서 처럼 인자 수가 많은 경우는 예측 알고리즘을 실행할 때, 가동 시간이 길어지는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 우수 인자 수가 많은 경우는 우수

인자끼리 상관 관계를 계산하여 종속적인 인자는 우수 인자에서 제외하여 적절한 후보 우수 인자를 추출하고, 예측 알고리즘에서 입력 인자로 사용하였다.

본 연구에서는 Fig. 7처럼 후보 우수 인자를 추출하는 알고리즘을 추가하였다. (1) 발전기 출력과 관련 인자들의 상관 계수를 계산하고 상관 계수 값이 가장 강한 값인 ± 1 (상관 계수 기준값 i)과 비교하여 우수 인자를 추출한다. (2) 임의로 정한 우수 인자의 수보다 많은 인자가 적용되는지를 판단한다. 본 연구에서는 임의의 우수 인자 수를 4로 정하였다[9].

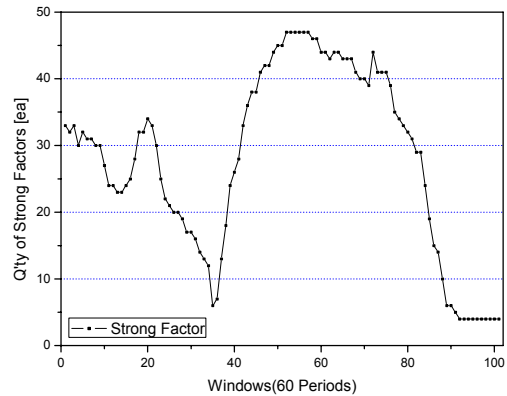


Fig. 6. Quantity of the strong factors.

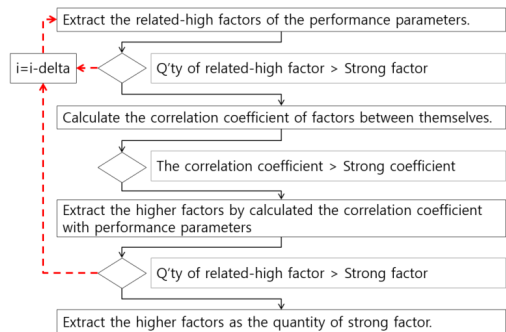


Fig. 7. Extraction of the high-related factors of performance parameters.

(3) 2 단계에서 만족하지 못하면, 상관 계수 기준값을 δ ($= 0.05$) 만큼 감소시켜 비교한다. (4) 2 단계를 만족하면, 우수 인자끼리 상관 계수를 구한다. 우수 인자끼리 계산한 상관 계수가 강인하면 발전기 출력과 계산한 상관 계수를 비교하여 상대적으로 약한 인자를 제거한다.

(5) 이렇게 구성된 인자 수가 임의로 정한 인자 수와 같으며, 본 인자를 학습 데이터의 입력 데이터로 적용한다. (6) 4 단계에서 구성된 인자 수가 임의로 정한 우수 인자 수보다 적으면 상관 계수 기준값 i 을 감소시켜 다시 우수 인자를 추출한다. (7) 4 단계에서 구성된 인자 수가 임의로 정한 우수 인자 수보다 많으면 발전기 출력과의 상관 계수를 서열로 배치하고, 임의로 정한 인자 수만큼을 채택하여 학습 데이터의 입력 데이터로 적용하였다.

3. 추정 알고리즘

3.1 서포트 벡터 머신

발전기 출력을 예측하기 위한 비선형 모델로서, 본 연구에서는 여백을 최대한으로 하여 일반화 능력을 극대화할 수 있는 서포트 벡터 머신 회귀 모델[6-7]을 사용하였으며, 이러한 모델을 사용하기 위하여 학습 데이터를 구성하였다. 학습 데이터는 60개의 데이터 쌍으로 구성된 윈도우와 추정값 1 주기로 이루어졌으며, 윈도우의 데이터 순번은 랜덤으로 재배치한다. 라그랑지 최적 모델은 구속조건을 포함하여 구성하였으며, 최적 서포트 벡터 머신 회귀 모델은 식 (4)를 사용하여 구성되었고, 대표적인 커널 함수인 방사 기저 함수 커널(Radial Basis Function Kernel)을 적용하였다.

$$\begin{aligned} \hat{f}(\bar{x}) &= \bar{w}^* \cdot \bar{x} - b^* \\ &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i^{**}) \bar{x} \cdot \bar{x} \\ &\quad - \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i^{**}) \bar{x} \cdot \bar{x}_j - y_j \end{aligned} \quad (4)$$

4. 검증

Fig. 8은 실제 측정값과 예측값 1, 2를 비교한 결과이다. 예측값 1은 본 연구에서 사용한 후보 우수 인자로서, 인자끼리 종속성이 있다고 판단되면 제거하여 적절한 후보 우수 인자를 추출하여 예측 알고리즘을 구동시킨 것이고, 예측값 2는 우수 인자를 서열로 배치하고, 4개의 우수 인자만을 추출하여 예측 알고리즘을 구동시킨 결과이다. 모든 예측값에서 대체적으로 오차가 1% 미만으로 나타났으며, 측정값을 정확하게 추정하는 값(0.1% 미만)들도 상당수가 있었다. 하지만 본 연구의 인자 추출 알고

리즘으로 적용한 결과가 좀더 우수하게 나타나는 것을 알 수 있었다.

두 예측값의 결과를 비교해 보면, 각각의 결과에 대한 오차는 0.39%, 0.43%로 나타났으며, 측정값과 가장 차이가 보이는 값의 오차는 2.01%와 2.17%로 나타났다. 또한 1% 이상의 오차를 갖고 있는 예측값의 수는 9개와 11개로 나타났다.

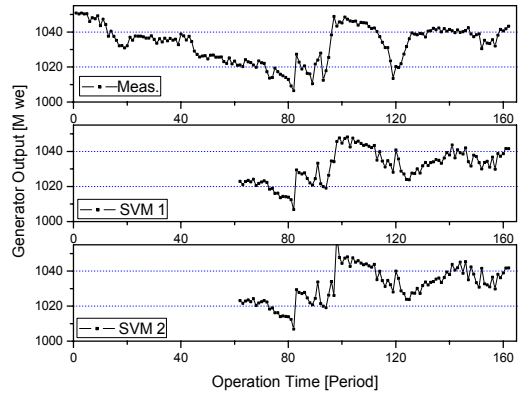


Fig. 8. Estimation results through support vector machines.

5. 결론

터빈 사이클의 성능 상태량을 결정하기 위한 보정 열 성능 분석은 발전소의 향상된 경제성 운전을 위해 필요하다. 본 연구에서는 정확한 보정 분석을 위하여 발전기 출력에 대한 보정하는 추정 모델을 서포트 벡터 머신을 사용하여 구성하였으며, 발전기 출력의 측정 오류로 발생할 수 있는 보정 성능의 오류 가능성을 축소할 수 있도록 구성하였다.

측정치 대비 추정치를 보면, 대체적으로 오차가 1% 미만이었으나, 몇몇 데이터의 오차가 상대적으로 크게 나타나는 것을 알 수 있었다. 이러한 데이터는 예측하고자 하는 값의 영역은 강제 보정 이후의 영역이지만 강제 보정 영역의 데이터를 포함한 학습 데이터를 사용하기 때문에 발생한다.

따라서 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 영역별로 윈도우의 데이터 수를 조절하여 상관 계수를 극대화시키고, 예측 알고리즘을 구동할 수 있는 방법에 대한 연구가 추가적으로 필요하다고 판단된다.

References

- [1] S. K. Kim and K. H. Choi, "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, 2001.
- [2] S. K. Kim and K. H. Choi, "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, 2001.
- [3] S. K. Kim and K. H. Choi, "Thermal Performance Analysis System Based on Measurement Validation for Nuclear Power Plant", 4th KSME-JSME Thermal Engineering Conference, 2000.
- [4] Korea Hydraulic and Nuclear Co., "User's Guide for PERUPS, Programmer's Guide for PERUPS, Technological Guide for PERUPS", Research Report, Korea Hydraulic and Nuclear Co., 2003.
- [5] Korea Hydraulic and Nuclear Co., "Development of Thermal Performance Analysis Computer Program on Turbine Cycle of Yongwang 3, 4 Units", Research Report, Korea Hydraulic and Nuclear Co., 2003.
- [6] C. J. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition", Data Mining and Knowledge Discovery, Vol. 2, pp.121-167, 1998.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1023/A:1009715923555>
- [7] Nello Cristianini and John Shawe-Taylor, "Introduction to Support Vector Machines and other Kernel-based Learning Method", Cambridge University Press, 2000.
- [8] S. K. Kim and K. H. Choi, "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, 2005.
- [9] H. J. Yang, S. K. Kim and K. H. Choi, "A Study of the Feature Classification and the Predictive Model of Main Feed-Water Flow for Turbine Cycle", Journal of Energy Engineering, Vol. 23, No. 4, pp.263-271, 2014.
DOI: <http://dx.doi.org/10.5855/ENERGY.2014.23.4.263>

김 성 근(Seong Kun Kim)

[정회원]



- 1985년 3월 : 서울대학교 기계설계학과(학사)
- 1987년 3월 : 서울대학교 기계설계학과(석사)
- 1992년 8월 : 서울대학교 기계설계학과(박사)
- 1995년 3월 ~ 현재 : 호서대학교 기계공학부 교수

<관심분야>

플랜트 성능 해석 및 진단, 설계/가공

양 학 진(HacJin Yang)

[정회원]



- 2002년 8월 : 호서대학교 기계공학과(석사)
- 2012년 8월 : 호서대학교 기계공학과(박사)
- 2014년 3월 ~ 현재 : 동양미래대학교 로봇자동화공학부 교수

<관심분야>

플랜트 성능 해석 및 예측, 장비 설계(CAD)