

특성 추출을 이용한 신경회로망을 기반한 열 풍로 열효율에 대한 모델링

민광기, 최태화*, 한중훈, 장근수
공정산업의 지능자동화 연구센터, 포항공과대학교 화학공학과
*포항제철 기술연구소

Modeling of heat efficiency of hot stove based on neural network using feature extraction

Kwang Gi Min, Taehwa Choi*, Chonghun Han, and Kun Soo Chang
Department of Chemical Engineering and Automation Research Center, POSTECH
*Iron and Steel making Research Department, Technical Research Laboratory's
Pohang Iron and Steel Company

1. 서론

최근 산업체에서는 국가간 경쟁력이 심화됨에 따라 효율적인 에너지 이용과 비용 절감을 위한 조업이 요구되어 왔다. 특히 가스를 연료로 사용하는 공정의 경우, 효율적인 조업은 사용되어지는 연료 양의 감소와 밀접한 관계를 갖으며, 연료 사용량의 감소는 오염물 배출을 감소시켜 생산성 향상에 많은 영향을 미친다. 이러한 효율적인 조업을 달성하기 위하여 최근 모델을 기반한 제어기술이 발전되어 왔으나, 이의 성공적인 제어를 위해서는 공정에 대한 정확한 모델의 구축이 선행되어야 한다. 그러나 실제공정에 대한 모델 구축은 공정이 갖는 복잡성, 비선형성, 그리고 시간에 따른 변화 등으로 인해 수식적인 해석과 모델링에 많은 어려움을 겪어왔다. 이에 대한 대안으로 실험적 모델이 컴퓨터의 발전과 더불어 발전하였으며, 이 중 신경회로망은 패턴 인식, 시계열 예측, 함수 추정 등 여러 분야에 걸쳐 많은 응용성을 갖는다. 그러나 신경회로망은 본질적으로 Curse of Dimension 의 문제를 내포하고 있어 응용에 제한을 갖고 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 조업 변수의 변화 특성을 추출, 이를 신경회로망에 이용하는 방법론을 제시한다. 제시된 모델의 적합성 평가를 포항 제철소 내 고로(Blast furnace)의 부속 설비 공정인 열 풍로 공정의 열 효율 예측에 적용, 그 결과를 다변량 통계적 방법인 Partial least square(PLS) 모델의 예측 결과와 비교하여 제시된 방법의 우수성을 검증하였다. 이를 통하여 제시된 방법이 연소를 위해 일정한 조업 패턴을 갖는 가스 연소 공정의 모델링에 적합함을 알 수 있었으며 일반 Cyclic process 의 모델링에 대한 확장 가능성을 제시하였다.

2. 본론

2.1 신경회로망

모델링 방법에 있어 신경회로망은 물리적 현상인식에 기반한 수식 모델의 한 대안으로 나타났으며, 데이터만을 이용하여 이들 관계를 학습하여 패턴인식, 시계열 예측, 함수 추정 등 여러 응용 분야를 갖는 실험적 모델의 한 방법이다. 이에 대한 수식 구조를 간단히 하면 다음과 같다.

$$z_j(X') = f\left(\sum_{i=1}^{N_i} v_{ji}^h x_i' + b_{j0}^h\right) \quad i = 1, 2, \dots, N_i \quad \hat{y}_k(z_j) = f\left(\sum_{j=1}^{N_h} w_{kj}^o z_j + b_{k0}^o\right) \quad j = 1, 2, \dots, N_h$$

여기서 N_j, N_h, N_o : 입력, 중간층, 출력의 노드 수, v_{ji}, w_{kj} : 입력과 중간층, 중간층과 출력간 weights, b_{j0}^h, b_{k0}^o : 중간층과 출력 층의 biases, $z_j, f(\cdot)$: 중간층의 출력 값과 활성화함수. 신경회로망

은 출력과 target 값과의 차를 줄이는 방향으로 학습한다.

2.2 특성 추출(Feature Extraction)

어떤 변수의 패턴에 대한 특성 추출은 orthogonal 변환에 의해 이루어진다. Orthogonal 변환은 correlated 된 데이터를 decorrelation 시키며 데이터에 들어있는 정보를 압축하는 기능을 갖는다. Orthogonal 변환에는 Karhunen-Loeve 변환, Singular Value Decomposition(SVD)등 여러 방법들이 제시되어 있으나 본 연구에서는 계산 구조가 간단하고 하드웨어에 대하여 implementation 이 수월한 특성을 갖는 Walsh-Hadamard orthogonal 변환(WHT)을 이용하였다. Walsh-Hadamard 변환은 Walsh function 과 Hadamard matrix 로 구성되어 있으며 이에 대해 간단히 정리하면 다음과 같다.

Walsh function 의 성질을 간단히 표현하면 다음과 같다.

- 1) Walsh function 은 크기 1, -1 로 구성된 orthogonal rectangular pulses 의 complete set 으로 구성된다.
- 2) $\{wal(i, t), i = 0, \dots, n - 1\}$ 여기서 $n = 2^p$, p 는 양의 정수이며 n 은 특정 데이터 set 의 수이다.
- 3) Walsh function 은 상호 직각의 성질을 갖는다. 4) Walsh function 은 상호 대칭의 성질을 갖는다. Hadamard matrix 의 성질을 간단히 표현하면 다음과 같다.

1) 가장 저차의 Hadamard matrix 는 (a)와 같으며 고차의 Hadamard matrix 는 recursive 하게 (b)와 같이 형성된다.

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (a) \quad H_n = \begin{bmatrix} H_{n/2} & H_{n/2} \\ H_{n/2} & -H_{n/2} \end{bmatrix} \quad (b)$$

- 2) $H_n^T H_n = nI_n$ and $H_n^{-1} = 1/n H_n$
- 3) $H = H_m \otimes H_n = H_{mn} = mnI_{mn}$ 의 성질을 갖는다.

n 개의 데이터를 갖는 x 에 대한 WHT 변환은 $x_w = \frac{1}{n} H_n x$, $n = 2^p$, $p = 1, 2, 3, \dots$ 이며, 이에 대한 역 변환은 $x = H_n x_w$ 같이 나타난다.

2.3 PLS

PLS 는 X와 Y 공간 상에서 각각 가장 큰 상관 관계를 가진 latent (or loading) vector 들을 찾아 X와 Y 공간들의 차원을 동시에 줄여, X와 Y로 각각 나타나는 outer relation 과 두 block 사이를 연결짓는 inner relation 으로 구성된다.

X block 에 대한 outer relation 과 Y block 에 대한 outer relation 은 다음과 같다.

$$X = TP' + E = \sum_{h=1}^a t_h p_h' + E \quad Y = UQ' + F = \sum_{h=1}^a u_h q_h' + F'$$

각각의 block 의 loading vector 는 residual E와 F를 최소화 시키는 방향으로 설정된다. 두 block

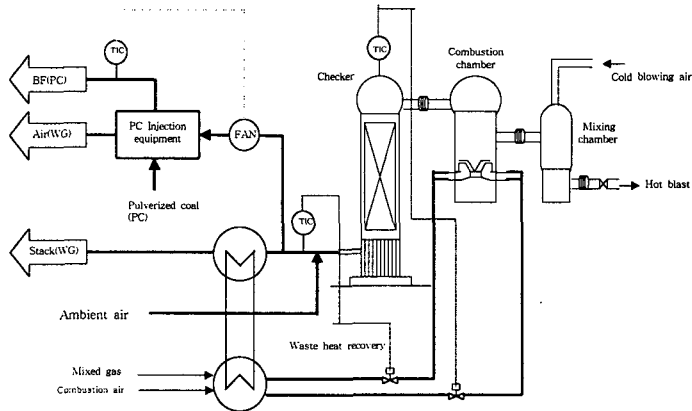
의 score vector 를 연결하는 Inner relation 은 $\hat{u}_h = b_h t_h$ 이며 여기서 $b_h = u_h' t_h / t_h' t_h$ 는 regression coefficients 이다. 위의 loading vectors, score vectors, 그리고 regression coefficients 들은 NIPALS 알고리즘에 의해 순차적으로 구해진다.

3. 열 풍로 시스템

열 풍로는 제철소 내 고로에 고온 공기를 공급하는 설비로서 연소와 송풍을 한 주기로 하여 운전되는데, 연소기간에는 축열실에 열을 축열시키고 송풍기간에는 대기 공기를 축열실을 통과 시키며 열을 전달시켜 고온의 공기를 생성하는 공정이다. 또한 열 풍로 공정은 전형적인 에너지 소비 공정으로 열 풍로 열 효율의 향상을 위한 조업이 요구되어진다. 열 풍로 공정의 주된 에너지 소비는 주로 연소 기간에서 이루어지므로, 열 효율 향상을 위해서는 연소 기간 내서의 조업 조건과 열 효율간의 관계를 위한 모델이 요구되어진다. 조업 변수로는 COG양, BFG양, 혼합 연료

온도, 연소 공기 온도, 연소 공기 유량, 배 가스 온도, 혼합 연료 가스 양, 돔 온도, COG 비, BFG 엔탈피이며 품질 변수로는 열효율이다. 열 풍로 조업은 연소와 송풍을 한 주기로 조업 되는 공정이므로 cyclic 공정으로 고려하며, 각 cycle에서의 변수의 변동 경향이 일정 패턴을 따른다. 전체 열 풍로 공정에 대한 개략적인 그림을 그림 1에 나타내었다.

그림 1. 열 풍로 공정도

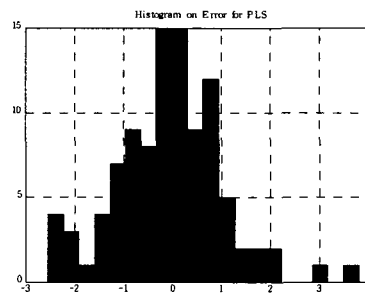
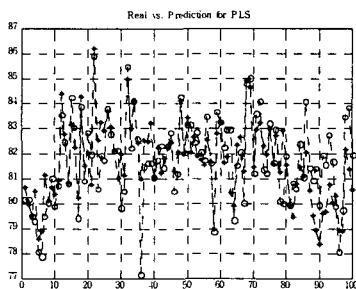


4. 실험결과

모델을 구성하기 위하여 4월부터 7월까지의 열 풍로의 가열기간의 조업 데이터를 수집하였으며 총 800 sets를 수집하여 720 sets를 모델 구성을 위해 80 sets 모델 평가를 위해 사용하였다. 조업 변수는 10 개이며, 가열기간이 51분 sampling time이 1분이므로 각각의 조업변수는 51 차원을 갖게 되며, 전체 변수에 대해서는 510 차원을 갖는다. 먼저 PLS 방법으로 모델 구성을 위한 데이터에 대한 분석한 결과와 cross-validation 데이터 sets에 대한 예측 결과에 대한 Sum of Square Error(SSE)를 표 1 과 그림 2에 나타내었다.

표 1. PLS 분석결과

LV #	----X-Block----		----Y-Block----		Prediction SSE
	This L	Total	This LV	Total	
1	20.09	20.09	65.77	65.77	270
2	19.77	39.86	7.72	73.49	163.7
3	11.86	51.72	4.23	77.72	136.74
4	4.18	55.90	2.45	80.17	137.09
5	4.13	60.04	1.20	81.37	140.23

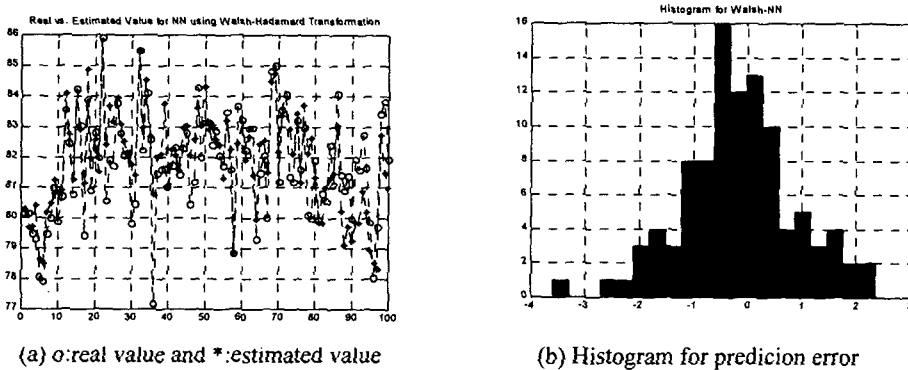


(a) o:real value and *:estimated value

(b) Histogram for prediction error

그림 2. PLS 에 예측 결과

Walsh-Hadamard 변환을 이용한 실험결과는 다음과 같다. 경향성을 갖는 8 개의 변수에 대해 Walsh-Hadamard 변환하고 random 하게 움직이는 변수에 대해서는 평균으로 대표 값을 취해 신경 회로망의 입력을 결정한다. Walsh-Hadamard 변환하면 51 차원의 각 변수에 대해 4 개의 feature vector 를 구할 수 있다. 신경회로망의 구조는 입력 34 개의 node 와 1 개의 hidden node 구성하였으며 SSE 는 109 이다. 특성 추출에 대한 그림과 신경회로망의 결과를 그림 3 에 나타내었다.



(a) o:real value and *:estimated value
 (b) Histogram for prediction error
 그림 3. Walsh-Hadamard 변환을 이용한 신경회로망의 실험결과

5. 결론

본 논문은 여러 조업 조건들에 의하여 조업 변수들이 일정한 패턴을 갖는 경우 이에 대한 특성을 추출하여 신경회로망을 이용한 모델링 방법론을 제시하였다. 제시된 방법론의 성능 평가를 위하여 PLS(partial least square) 방법과 비교, 그 결과를 제시하였다. 두 방법 모두 데이터의 dimension reduction 을 이용하는 공통점을 갖고 있으나 전자는 변수 각각이 갖는 특성을 추출하여 dimension reduction 을 하는 반면, 후자는 전체 변수들이 갖는 variation 을 linear projection 시켜 dimension reduction 하는 특성을 갖는다. 두 방법 모두 각각의 장단점을 갖고 있으나 변수가 일정한 패턴에 따라 움직이는 공정의 모델링 시, 제시된 방법론이 simulation 결과에서 알 수 있듯이 보다 좋은 예측 결과를 제시하는데 이는 후자의 방법이 linear projection 시킴으로 발생하는 데이터의 정보손실이 전자의 방법보다 많음을 나타낸다. 그러므로 제시된 방법은 신경회로망을 이용한 모델링 시 모델의 예측 성능을 저하시키는 over parameterization 문제를 해결하는 하나의 방법을 제시하였으며, 조업 변수들이 일정 패턴을 나타내는 가스 연소 공정, 포항 제철의 고로(Blast furnace) 공정의 부속 설비 공정인 열 풍로 공정, 에 적합함을 알 수 있었다. 또한 제시된 방법이 일반 cyclic process 모델링으로 확장 가능성을 제시하였다.

6. 참고문헌

- [1] Haykin, S., *Neural Networks a comprehensive foundation*, Macmillan, 1994
- [2] Kanjilal, P. P., *Adaptive prediction and predictive control*, IEE, 1995
- [3] Johnson, R.A. and D.W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice hall, New Jersey. 1992
- [4] Jackson, J.E., *A User's Guide To Principal Components*, John Wiley & Sons, INC, 1991
- [5] Geladi, P., and B. Kowalski, "Partial Least Square Regression: A Tutorial," *Analytica Chimica Acta*, 185(1996)