

# 인공 신경회로망을 이용한 지종교체 공정의 Bilinear 역모델 예측제어

추연욱 · 김준열 · 여영구<sup>†</sup> · 강홍<sup>\*1</sup>  
(2004년 10월 22일 접수: 2005년 1월 26일 채택)

## Bilinear Inverse Model Predictive Control for Grade Change Operations Based on Artificial Neural Network

Yeon-Uk Choo, Joon-Yeol Kim, Yeong-Koo Yeo<sup>†</sup>, and Hong Kang<sup>\*1</sup>  
(Received on October 22, 2004: Accepted on January 26, 2005)

### ABSTRACT

In the grade change operations inputs and outputs are highly correlated and application of conventional linear feedback control methods such as PID schemes might lead to poor control performance. In this study the neural networks model for the grade change operation is trained by using bilinear terms which can represent non-linear characteristics of grade change operations. The inverse model of the grade change operation is obtained from training and the optimal input variables are computed from the trained neural networks as well. The proposed bilinear inverse model predictive control scheme was found out to show little discrepancy between simulated outputs and setpoints.

**Keywords** : *grade change, bilinear systems, neural network, inverse predictive control*

### 1. 서론

제지공장에서는 지절 현상이나 품질 저하등의 문제점들을 미연에 방지하기 위하여 숙련된 조업자들의 경험과 DCS, QCS 등의 데이터를 근거로

공정을 운전하고 있다. 이로써 공장의 생산성 향상과 원가 절감에 상당한 영향을 주고는 있으나 지종교체시에는 자동적인 제어가 효율적으로 이루어지고 있지 않고 있다.

지종교체시 중요한 제어변수는 Fig. 1에 보인 바

• Department of Chemical Engineering, Hanyang University, Seoul 133-791, Korea,  
\*1 J. J. Engineering, Seoul 143-200, Korea.  
<sup>†</sup> 주저자(Corresponding author): E-mail: ykyeo@hanyang.ac.kr]2

와 같이 평량, 회분함량, 수분함량의 세 가지이며, 주요 조절변수로는 stock flow, filler flow, 수증기 압력, 그리고 speed의 네 가지가 지중교체 운전시에 널리 이용된다.

근래 들어 제지공정과 같은 비선형 화학공정의 특성을 나타내기 위한 모델로서 bilinear 모델이 효율적으로 이용되고 있다. Bilinear 모델은 입력 변수와 출력 변수에 대해서는 비선형이나 모델 파라미터들에 대해서는 선형으로서 그 구조적 특성은 선형모델의 구조와 유사하다. 특히 입력의 이차항을 제거함으로써 각각의 파라미터에 대하여 선형이므로 수학적 조작이 간편하면서도 공정의 비선형 특성을 잘 표현할 수 있다는 장점을 지닌다. 이러한 bilinear 모델과 관련하여 Ruberti<sup>1)</sup>와 Mohler<sup>2)</sup>는 다양한 적용사례 및 그의 유용성을 정리 요약하였다.

인공신경 회로망은 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적인 뇌의 신경세포(neuron)를 모델화하여 인공적으로 유사한 기능을 수행하도록 한 것이다. 즉 인간의 뇌에 존재하는 생물학적인 신경세포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 모델링 함으로써 인간의 두뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현하는 것이다. 이를 제어기에 이용한 신경회로망 제어기는 기존 상용 제어기가 지니는 많은 어려움을 극복할 수 있는 매력적인 제어기이다. 신경회로망 제어기의 핵심이라고 할 수 있는 신경회로망은 간단한 구조의 비선형 공정에 의해서 학습을 통하여 비선형 계를 일반화 할 수 있는 특성을 가지고 있다.<sup>3)</sup> Hornik<sup>4)</sup>에 의하면 다층 신경 회로망의 뉴런이 sigmoid 형태의 활성화 함수를 갖고 두 개 이상의 은닉층(hidden layer)에 무한히 많은 뉴런을 갖는 경우 모든 비선형 함수가 근사 될 수 있다는 것을 증명하였다. Jordan 등<sup>5)</sup>이 제안한 신경

회로망 제어기는 신경 회로망을 이용하여 공정의 역모델을 학습시킨 후 이를 제어기로 사용하는 방법으로서 역모델의 정확도에 의해 제어성능이 좌우되며 학습이 충분히 이루어 지더라도 제어기로 적합하지 않을 수 있으며, 공정의 입력들과 출력들이 서로 대응되는 관계인 경우에만 적용되는 단점을 가지고 있다.

본 연구에서는 인공 신경망 모델에 비선형성을 포함한 bilinear항을 결합하여 제지공정의 모델을 구성하고 인공 신경망 역모델로부터 최적의 출력을 얻기 위한 입력값을 구하는 제어 방법을 제안하였으며 수치모사를 통하여 그 유용성을 입증하고자 하였다.

## 2. 인공신경망의 학습

인공신경망은 기본적으로 단순한 기능을 하는 처리기가 상호 복잡하게 연결된 구조로 되어 있다. 각 처리기는 Fig. 2에 보인 바와 같이  $W_i$ 의 연결강도로 연결된 일련의 신호  $x_i$ 를 입력으로 받아 들인다. 다음에 가중된 입력 신호들과 적절한 바이어스를 모두 합한 후 전이 함수를 통하여 하나의 출력을 계산해 낸다. 많은 처리기들이 대규모로 연결되어 있는 구조의 신경망을 보면 이러한 하나의 처리기는 이와 연결된 다른 처리기로부터 입력을 받아 이를 모두 합한 후 적절한 전이 함수를 거쳐서 또 다른 처리기들에게 출력을 내보낸다. 따라서 신경망은 훈련으로부터 각 입력에 연결된 강도를 조정함으로써 학습되며, 주어진 신경망의 학습법칙을 이용하여 풀고자 하는 문제의 주어진 입력에 대하여 올바른 출력을 내도록 연결 강도를 어떻게 변화시킬 것인가를 결정하게 된다.

본 연구에서는 인공 신경망 학습 방법으로 오류

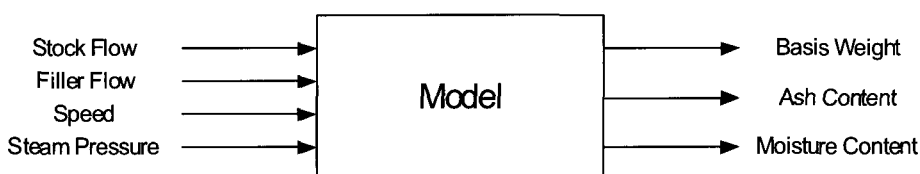


Fig. 1. Input / Output variables

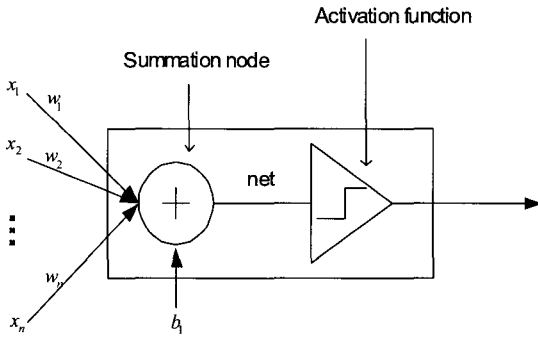


Fig. 2. 뉴런 모델

역전파(Error Backpropagation) 알고리즘을 이용하였다. 이는 feedforward multi-layer의 학습에 효과적으로 사용할 수 있어서 다양한 분야에 가장 널리 활용되는 학습 알고리즘이다. 이를 이용한 인공 신경망 학습은 크게 3단계로 진행된다. 1단계에서는 학습 패턴을 입력하여 출력을 구하고 2단계에서는 출력과 목표치의 오차를 구하며 3단계에서는 오차값을 역방향으로 전파시키면서 출력층의 가중치 및 은닉층의 가중치를 변경시킨다. 이러한 학습 과정에서 오차에 관련된 출력이 역방향으로 전파되며, 학습이 완료되면 입력이 feedforward로 진행되면서 출력이 나오는 feedforward 신경망을 나타낸다. 알고리즘에 의한 학습에는 상당한 시간이 소요되고 은닉층과 node 수의 적절한 선택이 필요하지

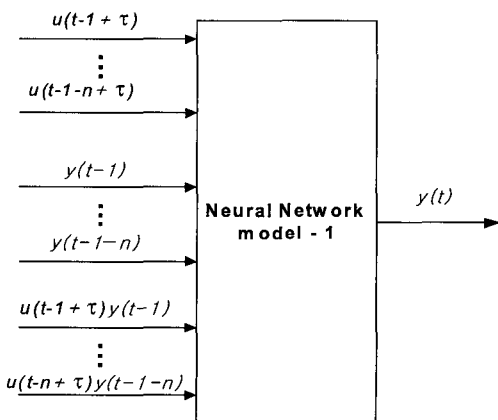


Fig. 3. 인공신경망 모델

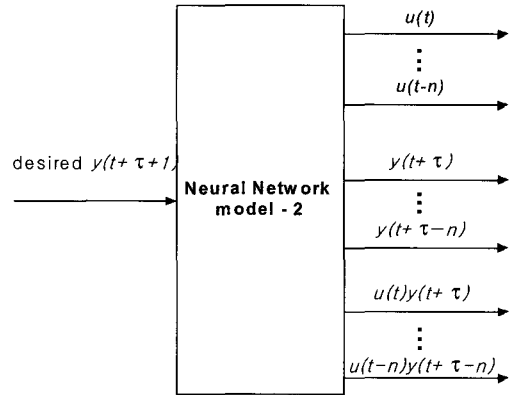


Fig. 4. 인공신경망 역모델

만 일단 학습이 완료되면 응용 단계에서는 매우 빠르게 결과를 산출할 수 있다.

Fig. 1에 보인 4 개의 입력과 3 개의 출력 가운데에서 과거의 입출력 값들과 bilinear항을 어떤 비선형 함수  $f$ 로 나타내어 이로부터 미래의 출력값을 구할 수 있다.

$$y(t+\tau+1) = f \left( \begin{matrix} u(t), \dots, u(t-n), \\ y(t+\tau), \dots, y(t+\tau-n), \\ u(t)y(t+\tau), \dots, u(t-n)y(t+\tau-n) \end{matrix} \right) \quad [1]$$

여기서  $\tau$ 는 우리가 이미 알고 있는 시간지연의 의미하며 이를 도식적으로 나타내면 다음과 같다.

그러나 이 신경회로망 모델은 공정인식에는 이용이 가능하지만 이를 직접 제어기로 사용하기 위해서는 Fig. 4에 보인 것처럼 공정의 역모델을 학습하여 이를 제어기로 이용하는 기법을 택한다.

대상공정을 학습하여 공정을 인식하는 Fig. 3의 인공 신경망 모델과 공정의 역모델을 학습하여 제어기로 사용하는 Fig. 4의 인공 신경망을 결합하여 Fig. 5와 같은 인공 신경망 제어기를 구성할 수 있다.

### 3. 결과 및 고찰

Fig. 6은 평량기준 71→52 g/m<sup>2</sup>으로 지중교체

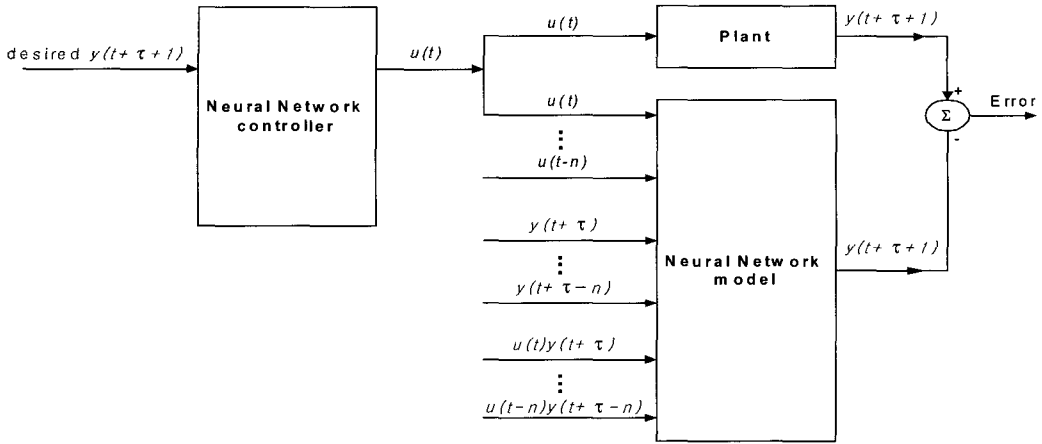


Fig. 5. 인공신경망 제어기의 구조

운전이 이루어지는 경우 bilinear 역모델 예측제어기로부터 계산된 최적 입력값과 실제 지종교체 운전에서 이용된 조업데이터를 비교한 결과이다. Fig. 7은 Fig. 6에 보인 bilinear 역모델 예측제어기로부터 계산된 입력변수 값들을 모델에 적용했을 때 얻어진 출력값과 실제 운전에서 측정된 조업데이터를 보인 그래프이다. Fig. 8과 Fig. 9는 평량기준 62→52 g/m<sup>2</sup>으로 지종교체 운전이 이루어지는

경우에 대하여 앞서와 같은 결과를 보인 것이다. 즉 Fig. 8은 bilinear 역모델 예측제어기로부터 계산된 최적 입력값과 실제 지종교체 운전에서 이용된 조업데이터를 비교한 결과이며 Fig. 9는 Fig. 8에 보인 bilinear 역모델 예측제어기로부터 계산된 입력변수 값들을 모델에 적용했을 때 얻어진 출력값과 실제 운전에서 측정된 조업데이터를 보인 그래프이다.

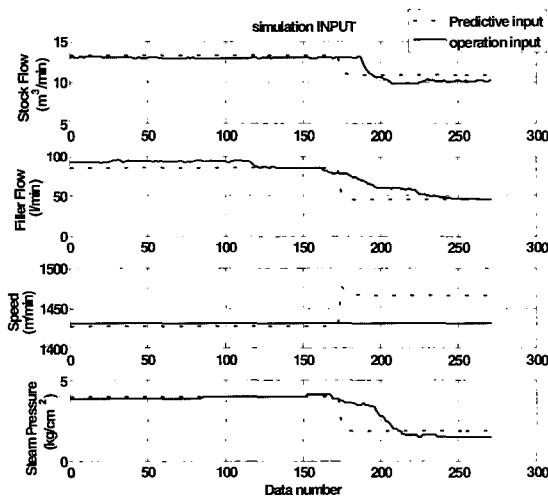


Fig. 6. Input trend of operation data and simulation data (71→52 g/m<sup>2</sup>).

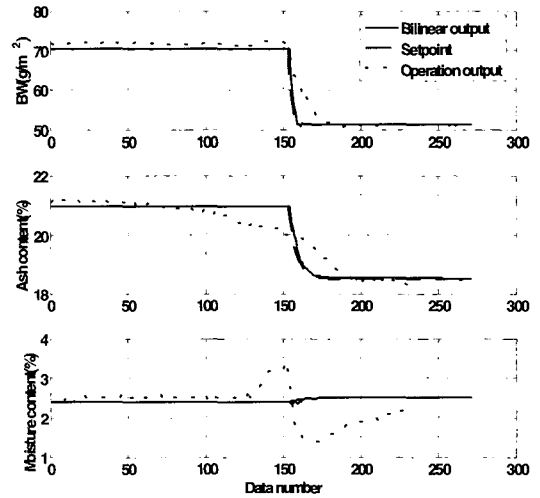


Fig. 7. Output trend of operation data and simulation data (71→52 g/m<sup>2</sup>).

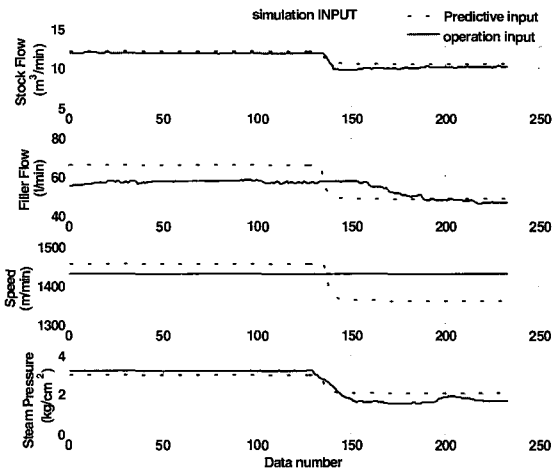


Fig. 8. Input trend of operation data and simulation data ( $62 \rightarrow 52 \text{ g/m}^2$ ).

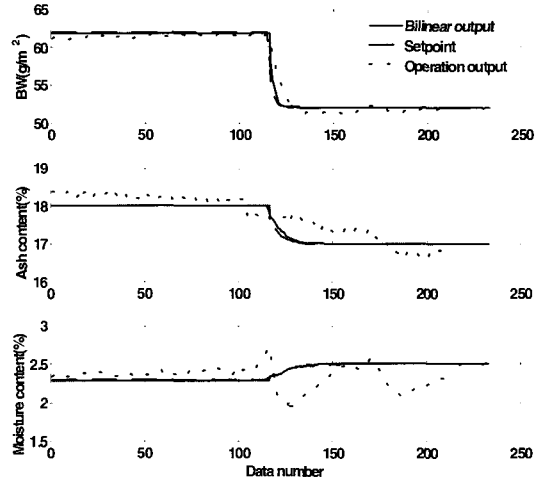


Fig. 9. Output trend of operation data and simulation data ( $62 \rightarrow 52 \text{ g/m}^2$ ).

Fig. 6과 Fig. 8로부터 bilinear 역모델 예측제어 기로부터 계산된 입력변수 값들은 실제 지종교체 운전 데이터에서 나타나는 진동이나 교란이 거의 없음을 알 수 있다. 이는 곧 bilinear 역모델 예측제어기에서는 불필요한 측정잡음까지도 입력변수로 간주될 수 있는 위험성을 피할 수 있음을 의미한다. 지종교체가 일어나는 두 가지 경우 모두 평량이 감소되는 경우( $71 \rightarrow 52$ ,  $62 \rightarrow 52$ )에 해당되는데 입력변수의 변화 양상을 보면 두 번째 지종교체의 경우( $62 \rightarrow 52$ )에서는 평량이 감소되어야 함에도 불구하고 speed가 다소 감소됨을 알 수 있다. 이는 통상의 운전경향과는 다른 경향으로서 speed의 감소에도 불구하고 stock flow나 filler 주입량의 감소에 따른 효과가 더 크기 때문에 평량이 줄어드는 것으로 해석할 수 있다. 이는 곧 지종교체 운전이 지나는 비선형성을 그대로 나타내는 좋은 예라고 할 수 있다. 즉 일반적으로 기대할 수 있는 선형성이 언제나 유지되는 것은 아니며 stock flow나 speed, filler flow 및 수증기 압력들 사이의 상대적인 작용정도의 크기변화에 따라 기대했던 바와는 다른 경향이 나타나기도 한다.

출력변수들의 변화양상을 보인 Fig. 7과 Fig. 9로부터 불안정한 조업데이터와는 달리 bilinear 역모델 예측제어기로부터 계산된 출력변수 값들은 실

제 지종교체 운전 데이터에서 나타나는 진동이나 교란이 거의 없으며 설정된 set point를 잘 따라가고 있음을 알 수 있다. 출력변수에서 나타나는 진동이나 교란을 억제하여 주지 못한다면 경우에 따라 진동이나 교란의 진폭이 증가하게 되어 궁극적으로는 지종교체 공정 자체가 불안정하게 된다. 현재 널리 사용되고 있는 feedback 제어기로는 진동이나 교란을 억제시키는 데에 많은 시간이 소요되는데 이는 곧 지종교체 시간이 길어짐을 의미하며 운전의 경제성이 저하되는 결과를 초래한다. 비록 지종교체 시간의 단축 효과는 두드러지게 나타나지 않았지만 bilinear 역모델 예측제어에 의한 출력변수들에서의 진동의 억제는 기존의 feedback 제어로부터 비롯될 수 있는 진동 및 교란현상의 방지에 따른 불안정한 조업을 사전에 예방하여 준다는 점에서 기존의 수동에 의존하는 지종교체 제어방법에 비해 우수한 성능을 지니고 있다.

## 4. 결론

본 연구에서는 bilinear 항을 이용한 인공신경망 모델을 이용하여 비선형 지종교체 공정에 대한 모델을 구하였고 이의 역모델을 이용하여 최적의 입력값을 계산하였다. 은닉층의 적절한 node의 수를

정하여 학습시킨 모델은 비선형 공정인 제지공정에 적합한 모사값들을 나타내었으며 공정의 역모델을 이용한 입력값 계산으로 보다 안정적이고 빠른 예측제어가 가능함을 보였다. 여기에서 제안한 bilinear 역모델 예측제어기가 지니는 장점으로는 지종교체 운전시 출력변수들이 보이는 진동이나 교란 현상을 억제하여 준다는 점을 들 수 있다. 비록 지종교체 시간의 단축 효과는 두드러지게 나타나지 않았지만 bilinear 역모델 예측제어에 의한 출력변수들에서의 진동의 억제는 수동에 의한 통상적인 feedback 지종교체공정의 제어로부터 비롯될 수 있는 교란현상의 방지에 따른 불안정한 조업을 미연에 방지할 수 있도록 하여 준다.

## 인용문헌

1. Ruberti, A., A. Isidori, and P. D'Alessandro, Theory of Bilinear Dynamical Systems, Springer-Verlag, (1972).
2. Mohler, R. R., Bilinear Control Process, Academic Press, New York, (1973).
3. Zurada, J. M., Introduction to artificial neural systems, PWS Publishing Company, Boston, (1992).
4. Hornik, K., Stinchcombe, M., and White, H.: "Multilayer feedforward networks are universal approximators", Neural Networks, 2:359 (1989).
5. Jordan, M. I., and Rumelhart, D. E.: "Forward models: supervised learning with a distal teacher", Occasional paper 40, Center for Cognitive Science, MIT, (1991).