

Differential Evolution 방법과 Wavelet Transform 방법을 이용한 잡음이 있는 SOPDT 모델의 페루프 응답에 대한 TITO 공정 식별

김진식, 심헌태¹, 조동련², 강성주^{2,*}

전남대학교 화학공학과, ¹전남대학교 신화학소재공학과, ²전남대학교 응용화학공학부
(sjkang@jnu.ac.kr*)

TITO Process Identification from Closed-Loop Response of SOPDT Model with Noisy Signal Using Differential Evolution and Wavelet Transform Methods

Jin-Sik Kim, Hun-Tae Shim¹, Dong-Lyun Cho², Sung-Ju Kang^{2,*}

Department of Chemical Engineering, Chonnam National University,

¹Department of Advanced Chemicals, Chonnam National University,

²School of Applied Chemical Engineering, Chonnam National University

(sjkang@jnu.ac.kr*)

Introduction

최근 공정 최적화 방법을 논의하는 분야에서 잡음이 존재하는 공정의 최적화는 현존하는 최적화 방법의 중요한 논제로 떠오르고 있으며, 이러한 공정의 제어는 화학공정산업에서 자주 접할 수 있다. 잡음의 크기와 사장시간이 매우 작은 것은 여러가지 공정 모델식을 이용하여 빠르고, 정확하게 식별할 수 있지만, 화학공정산업에서 주로 나타나는 큰 잡음을 포함한 공정을 식별하는 것은 어려운 일이다. 또한, 다변수 공정의 식별은 전역최적화 방법을 사용하여야 하고, 고사양의 컴퓨터를 사용하며, 결과는 정확하고, 신뢰성이 있어야 하므로 매우 어렵다. 따라서 큰 잡음을 포함한 다변수 공정을 식별하기 위해 잡음제거에 매우 유용한 WT(Wavelet Transform) 방법을 이용하여 공정에서의 잡음을 제거한 후, 전역최적화 방법인 DE(Differential Evolution) 방법을 이용하여 잡음이 제거된 SOPDT (Second Order Plus Dead Time) 모델의 페루프 응답에 대한 TITO(Two-Input Two-Output) 공정을 식별하고자 한다.

Theory

▶ DE (Differential Evolution) 방법

DE 방법은 진화이론을 바탕으로 만들어진 통계적 직접탐색 최적화 알고리즘으로 최근에 학계에 가장 대표적으로 알려져 있는 GA와 유사한 진화적 방법이다. DE 방법은 통계적인 최적화 알고리즘을 사용함으로써 초기 매개변수로부터 전역에서 최적의 해를 구할 수 있고, 빠른 수렴과 적은 변수들로서 조작성이 가능하다는 장점을 가지고 있다. DE 방법은 돌연변이, 교배, 선택의 세 가지 과정으로 이루어진다. 첫 번째 돌연변이는 식(1)과 같이 두 개체의 차에 가중인자를 곱하고, 세 번째 벡터와 더하여 새로운 매개변수 벡터를 생성하는 과정이고, 두 번째 교배는 식(2)와 같이 생성된 돌연변이 벡터를 미리 결정된 target 벡터의 매개변수들과 비교하여 trial 벡터를 생성하는 과정이다. 세 번째 선택은 식(3)과 같이 교배되어 생성된 trial 벡터를 돌연변이를 거치기 전의 target 벡터와 비교하여 선택하는 과정으로서, 여기서 주목할 점은 DE 방법의 선택법은 다른 진화적 알고리즘과는 다르다는 점이다. DE 방법은 trial 벡터와 target 벡터를 비교할 때 매개변수들을 모두 비교하는 것이 아니라, cost value 만을 비교함으로써 이때 더 작거나 같은 cost value 를 갖는 벡터를 선택한다.

$$v_{j,i,G+1} = x_{j,r_3,G} + F \cdot (x_{j,r_1,G} - x_{j,r_2,G}) \quad \text{if } \text{rand}_j[0,1] \leq CR \quad \dots \dots \dots (1)$$

$$u_{j,i,G+1} = \begin{cases} v_{j,i,G+1} & \text{if } \text{rand}_j[0,1] \leq CR \\ x_{j,i,G} & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (2)$$

여기서, $i=1,\Lambda, NP$, $j=1,\Lambda, D$, $r_1, r_2, r_3 \in \{1,\Lambda, NP\}$, $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$, $CR \in [0,1]$, $F \in (0,1)$

$$X_{i,G+1} = \begin{cases} U_{i,G+1} & \text{if } f(U_{i,G+1}) \leq f(X_{i,G}) \\ X_{i,G} & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (3)$$

여기서, $U_{i,G+1} = (u_{1,i,G+1}, u_{2,i,G+1}, \Lambda, u_{D,i,G+1})$

▶ WT(Wavelet Transform) 방법

Mother wavelet의 scaling과 translation과정에 의해 다양한 기저함수를 생성하기 때문에 시간과 주파수 정보를 동시에 적절하게 표현할 수 있다는 장점을 가지고 있다. De-noising에는 Multi-Resolution Analysis(MRA)가 사용된다. MRA는 Discrete wavelet 변환의 일종으로 직교성을 이용하여 계산 양을 줄인 방법이다. Mother wavelet으로는 이의 변형인 서로 직교하는 Low-pass filter인 scaling 함수 ϕ 와 High-pass filter인 wavelet 함수 ψ 를 사용한다.

$$\phi(x) = \sum_{n \in Z} h(n) \sqrt{2} \phi(2x - n), \psi(x) = \sum_{n \in Z} g(n) \sqrt{2} \phi(2x - n) \quad (Z: \text{정수}) \dots\dots\dots (4)$$

$$g(n) = (-1)^n h(1 - n), h(n) : \text{Low-pass filter 계수}, g(n) : \text{High-pass filter 계수} \dots (5)$$

Low-pass filter에 의해 분해된 신호를 approximation 계수(cA)라 하고, High-pass filter에 의해 분해된 신호를 detail 계수(cD)라 한다.

■ De-noising

Wavelet을 이용한 De-noising과정은 다음과 같이 크게 3단계로 이루어진다.

Step 1. Decompose :

Wavelet을 선택하고 레벨을 선택하고, 선택된 레벨까지 분해과정 수행.

Step 2. Threshold detail coefficients :

1부터N까지 각각의 레벨에 대해 threshold option을 결정하고, shrinkage함수에 적용.

Step 3. Reconstruct :

수정된 detail 계수와 기존의 approximation 계수를 이용하여 역 변환.

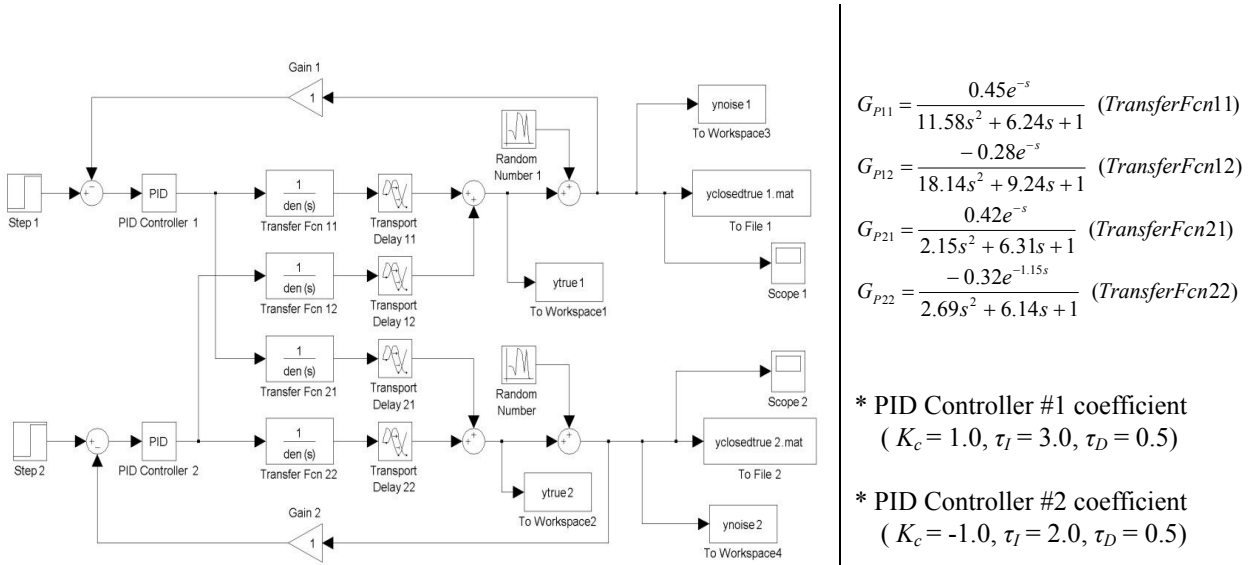


Fig. 1. Simplified feedback control system of TITO process.

Simulation

잡음이 있는 응답신호를 만들기 위해 평균이 0이고, 표준편차가 0.05인 Gaussian분포를 갖는 잡음을 만들어 페루프 공정에 부가한 후, 이에 영향을 받은 각각의 매개변수를 식별하기 위한 시뮬레이션을 실행하였다. 잡음의 제거를 위하여 WT방법을 사용하였고, 최적화를 위해 DE방법을 사용하였다. Fig.1과 같이 4개의 전달함수와 두 개의 PID제어기를 MATLAB의 SIMULINK에 사용하였으며, DE방법의 매개 변수는 Table 1과 같다. 그리고 공정모델의 매개 변수를 판단하기 위한 기준으로 SSQ를 사용하였으며, 모델의 적합성 평가를 통해 공정모델의 정확성을 나타내었다.

Table 1. Input variable used in the DE optimization method.

Input arguments	Value
Number of parameters of the objective function (D)	16
Initial input condition of parameters	Upper boundary = True parameter \times 5.0 Lower boundary = True parameter \times 0.1
Number of parents (NP)	128
Weighting factor (F)	0.8
Crossover constant (CR)	0.8
Maximum number of iterations	10,000

Results & Discussion

Table 2는 DE방법과 WT방법을 이용한 SOPDT모델의 매개변수 식별 결과를 실제 매개변수, 초기 설정조건, 잡음신호의 크기, 잡음신호 제거여부, 계산시간, 계산된 매개변수 그리고 SSQ에 대해 나타내고 있다.

Table 2. Results of identification of SOPDT model with noisy signal using DE optimization method and de-noising signal using WT method and DE optimization method.

True parameters	Initial condition	Noisy signal	De-noising	Calculated time (sec)	Calculated parameters	SSQ (Sum of squared error)	
$G_{p11} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 11.58 \\ 2\xi\tau = 6.24 \\ K = 0.45 \\ \theta = 1.0 \end{pmatrix}$	Upper boundary	Mean = 0	off	9.995×10^3	$G_{p11} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 14.33 \\ 2\xi\tau = 9.57 \\ K = 1.04 \\ \theta = 1.02 \end{pmatrix}$	$G_{p12} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 16.85 \\ 2\xi\tau = 8.24 \\ K = -0.54 \\ \theta = 0.92 \end{pmatrix}$	4.803×10^{-3}
$G_{p12} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 18.14 \\ 2\xi\tau = 9.24 \\ K = -0.28 \\ \theta = 1.0 \end{pmatrix}$	= True \times 5.0				$G_{p21} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 7.60 \\ 2\xi\tau = 4.90 \\ K = 0.24 \\ \theta = 0.87 \end{pmatrix}$	$G_{p22} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 1.84 \\ 2\xi\tau = 8.08 \\ K = -0.54 \\ \theta = 1.92 \end{pmatrix}$	
$G_{p21} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 2.15 \\ 2\xi\tau = 6.31 \\ K = 0.42 \\ \theta = 1.0 \end{pmatrix}$	Lower boundary	Variance = 0.05^2	on	2.093×10^3	$G_{p11} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 12.24 \\ 2\xi\tau = 7.67 \\ K = 0.58 \\ \theta = 0.95 \end{pmatrix}$	$G_{p12} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 16.59 \\ 2\xi\tau = 8.96 \\ K = -0.42 \\ \theta = 0.96 \end{pmatrix}$	4.557×10^{-3}
$G_{p22} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 2.69 \\ 2\xi\tau = 6.14 \\ K = -0.32 \\ \theta = 1.15 \end{pmatrix}$	= True \times 0.1				$G_{p21} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 3.15 \\ 2\xi\tau = 5.32 \\ K = 0.34 \\ \theta = 1.08 \end{pmatrix}$	$G_{p22} = \begin{pmatrix} \tau^2 = 1.68 \\ 2\xi\tau = 4.96 \\ K = -0.45 \\ \theta = 1.09 \end{pmatrix}$	

Fig.2와 Fig.3은 잡음을 생성시켜 SOPDT 모델에 대한 TITO 공정의 페루프 응답에 포함시킨 후 실제값, 계산된 값, 잡음신호를 서로 비교한 그림이다. Fig.2는 잡음신호가 제거되지 않은 응답으로써 계산시간이 9,995초, SSQ는 4.803×10^{-3} 이었지만, Fig.3은 WT방법에 의해 잡음이 제거된 응답으로써 계산시간이 2,093초, SSQ는 4.557×10^{-3} 이었다. SSQ값을 5×10^{-3} 이하로 제한한 이유는 DE방법과 같은 진화형태의 알고리즘은 전역에 대해 해를 찾기 때문에 SSQ값을 제한하지 않으면 큰 계산시간을 필요로 하기 때문이다. Fig.4는 잡음이 제거된 경우와 제거되지 않은 계산된 실제 공정모델을 이용하여 모델의

적합성 평가를 나타내고, Fig.5는 잡음이 없는 공정모델에 대한 적합성 평가를 나타낸다.

Fig.4와 Fig.5는 잡음이 제거된 응답신호가 제거되지 않은 응답신호보다 실제 응답신호에 더 빠르게 설정점에 수렴되는 것을 나타내고 있다. 이는 잡음이 페루프 공정에 외란으로 작용함으로써 SOPDT모델의 매개변수 식별에 아주 큰 영향을 미치는 것을 알 수 있다.

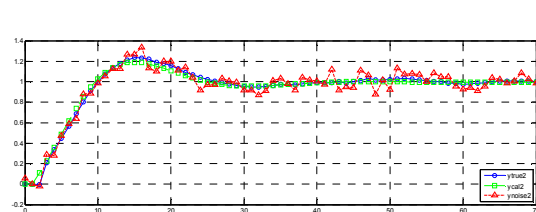
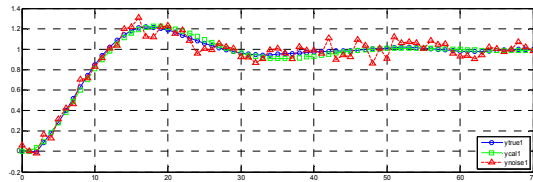


Fig.2. Comparison of true, calculated and with noise closed-loop responses on SOPDT model using DE.

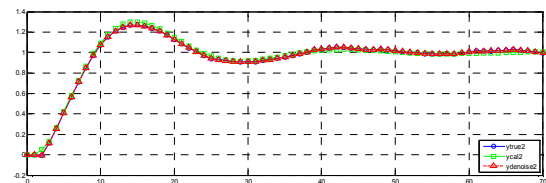
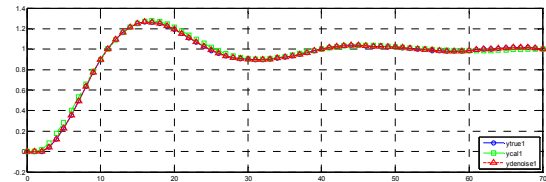


Fig.3. Comparison of true, calculated and with noise closed-loop responses on de-noising signal of SOPDT model using WT and DE.

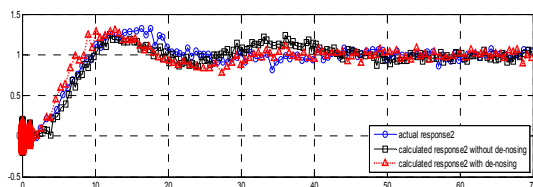
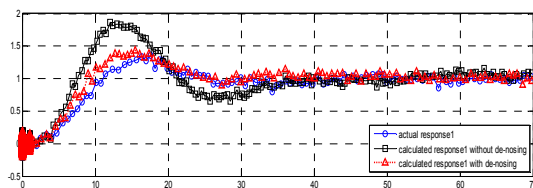


Fig.4. Model validation using the calculated process models with de-noising and without de-noising.

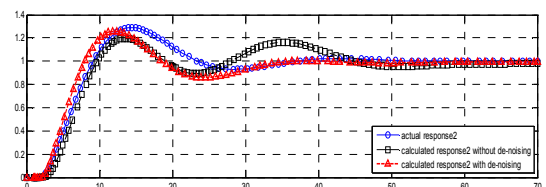
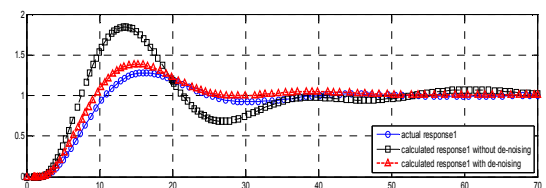


Fig.5. Model validation for noise-free process using the calculated process models with de-noising and without de-noising.

References

1. P. K. Viswanathan and G. P. Rangaiah, "Process Identification from Closed-Loop Response Using Optimization Methods", *Trans I. ChemE.*, **70**(A), 528-541 (2000).
2. P. K. Viswanathan, W. K. Toh and G. P. Rangaiah, "Closed-Loop Identification of TITO Process Using Time-Domain Curve Fitting and Genetic Algorithms", *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **40**(13), 2818-2826 (2001).
3. R. Storn, K. Price, "Differential Evolution: A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces", *ICSI Technical Report*, TR-95-012 (1995).
4. R. Storn, K. Price, Web site of DE, "URL: <http://http.icsi.berkeley.edu/~storn/code.html>", 2002.
5. W. J. Baek, "Comparison of Various De-noising Algorithms Using Wavelet Transformation", Ph D.Sung-Ju Kang, Chonnam National University, (1999).