

CUSUM을 이용한 공정 데이터의 정성적 해석에 관한 연구

모경주 · 오영석 · 최용진* · 윤인섭†

서울대학교 화학공학과

*(주) LG화학 기술연구소

(1996년 12월 2일 접수, 1997년 7월 29일 채택)

A Study on Qualitative Interpretation of Process Data Using CUSUM

Kyung Joo Mo, Young Seok Oh, Yong Jin Choe* and En Sup Yoon†

Department of Chemical Engineering, Seoul National University

*LG Chemical, Ltd.

(Received 2 December 1996; accepted 29 July 1997)

요 약

본 논문에서는 수치적인 센서 데이터로부터 정성적인 정보를 효과적으로 추출하여 이상진단 시스템에 제공하는 방법을 제안하였다. 효과적인 정성적인 데이터의 해석을 위하여 일단계로 CUSUM(CUMulative SUM)을 이용하여 공정의 변화 여부를 감지하고, 이단계로 스케일 스페이스 필터링(scale space filtering) 기법을 사용하여 원하는 스케일(scale)에서 공정 경향을 해석하는 방법을 취하였다. 먼저, 공정 변화의 감시를 위하여 공정 변수와 공정 변수의 일차도함수의 변화를 감지하는 4개의 CUSUM 감지기를 사용하여 7가지 기본 패턴을 실시간 데이터로부터 효과적으로 구별할 수 있었다. 또한, 스케일 스페이스 필터링의 실시간 적용을 위하여 반복적인 형태(recursive form)로 구현하여 계산 비용을 줄였으며, 일단계의 CUSUM에서 구해진 변곡점과 기울기를 사용하여 종점 문제(end point problem)를 해결하였다. 이를 실제 데이터에 적용하여 관심있는 스케일(scale)에서의 공정의 경향을 해석할 수 있음을 보였다. 본 연구에서 제안된 CUSUM과 스케일 스페이스 필터링을 이용한 공정 데이터의 해석 방법을 가상의 데이터와 증발 공정의 모사 데이터에 적용하여 본 결과, 기존의 한계점법에서 감지할 수 없었던 정성적인 정보들을 제공하여 패턴들을 구분할 수 있음을 확인하였다.

Abstract—This paper presents qualitative interpretation method, which is used for extracting qualitative information from numeric sensor data. In the first stage, we determine whether any change has occurred in the process data using CUSUM test. From the sign of the first and second derivatives of the process values, we can classify sensor patterns into 7 basic primitives. In the second stage, we can extract the trends of the process data using modified scale space filtering method. For the real time application, we reduce the calculation cost of scale space filtering by recursive form and solve the end point problem. The proposed method is tested for artificial pattern and the simulated data of evaporator process and it shows good result.

Key words: Qualitative Interpretation, CUSUM, Scale-space Filtering, Process Trends

1. 서 론

다양한 제어 알고리즘의 등장, 에너지와 물질의 절약 그리고 환경 및 안전에 관한 사회적인 관심의 증가로 인하여 화학공장은 점점 복잡해지며 있으며, 운전 조건도 엄격해지고 있다. 또한, 공정에 관련한 방대한 데이터로 인하여 숙련된 조업자의 경우에도 공정의 상태를 파악하기가 어렵게 되어 가고 있다. 이에, 화학공장의 조업에 대한 신뢰도와 안전성의 증가 및 공정의 감시와 감독을 위하여, 지속적으로 공정의 상태를 감시하고 정보를 체계적으로 정리하여 공정에 이상이 발생한 경우에 그 원인을 탐색하여 조업자들의 의사결정에 필요한 정보를 제공하는 조업지원시스템에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[1,2]. 이러한 조업지원시스템의 핵심이면서도 가장 활발한

연구가 진행되고 있는 분야가 바로 이상진단시스템 분야이다.

이상진단시스템은 모델 기반 방법과 경험 기반 방법으로 나누어 볼 수 있으며, 모델 기반 방법은 다시 정성적인 모델을 사용하는 방법과 정량적인 모델을 사용하는 방법으로 나누어 볼 수 있다. 이와같은 이상진단시스템은 정성적인 형태이든 정량적인 형태이든 센서 데이터에 의존하고 있으므로 이들 데이터의 해석 방법에 따라 성능이 크게 좌우된다. 특히, 유행그래프에 기반한 정성적인 모델을 사용하는 이상진단시스템에서는 공정의 센서로부터 정성적인 정보를 바꾸어주는 모듈의 역할이 매우 중요하다. 몇 가지 정성적인 모델에 기반한 시스템들에서 사용하는 정성적인 정보에 관한 내용들은 Table 1에 요약하였는데, 상태(state 혹은 status), 경향(trend)에 대한 정보를 주로 사용하고 있음을 볼 수 있다.

Table 1. Qualitative informations of various diagnosis systems

Attribute	Information	Method	Reference
State	High, Low, Normal	Shewhart control chart	Finch et al.[3]
Trend	Steady, Increasing, Decreasing	Shewhart control chart	Oyeleye et al.[4]
Gross sensor failure	Out of range, Noise level	Limit check	
Normality	High, Low, Very High, Very Low,	Appropriate interpretation method	Ramesh et al.[5]
Trend	Normal, Increasing, Decreasing, Pulsing		
Alarm	Abnormal, Normal	Analytical redundancy (Extended Kalman Filter)	Fathi et al.[6]

이에 본 연구에서는 수치적인 센서 데이터로부터 유용한 정성적인 정보를 효과적으로 추출하여 이상진단시스템에 제공하는 방법들에 관하여 다루고자 한다. 이를 위하여 정성적인 정보의 형태를 정의하고, 전통적인 통계적 기법인 CUSUM(CUMulative SUM) 관리도를 사용하여 수치적인 센서 데이터로부터 정성적인 정보를 추출하는 방법, scale-space 필터링 기법을 사용하여 다양한 스케일에서 공정의 경향을 분석하는 방법에 대하여 다루고자 한다.

2. 공정 변수의 감시

정성적인 해석의 기본은 공정의 변화 여부를 감지하는 것이다. 변화의 감지는 주로 정상상태의 변화를 감지하는 것으로 한계점검법, Shewart 관리도법 등이 사용되었다[7]. 본 연구에서는 평균이 시간에 따라 변화하는 경우에 잘 적용될 수 있는 CUSUM을 응용하여 공정의 변화를 감시하는 방법을 제안하였다.

2-1. CUSUM

2-1-1. 감지기의 설계

CUSUM이란 표준적인 두 개의 매개변수를 갖는 V-mask를 사용하여 변화의 유무를 결정하는 방법이다. 경험적으로 구해진 이들 매개변수들로 V자 모양의 선을, 그리고 관리도상에 이를 놓아 V자 밖에 데이터가 존재하면 변화가 있다고 판정하는 방법이다(Fig. 1).

이 방법은 Basseville[8]에 의하여 수학적으로 정리되었으며, 식 (1), (2)와 같은 두 개의 감지기를 이용하여 공정의 변화 여부를 결정할 수 있다.

■ 감소감지기(g^-)

$$T_0 = 0$$

$$T_n = \sum_{k=1}^n \left(x_k - \mu_0 + \frac{v_m}{2} \right) \quad (1)$$

$$M_n = \max T_k$$

$$\text{alarm when } M_n - T_n > \lambda$$

■ 증가감지기(g^+)

$$U_0 = 0$$

$$U_n = \sum_{k=1}^n \left(x_k - \mu_0 + \frac{v_m}{2} \right) \quad (2)$$

$$m = \min U_k$$

$$\text{alarm when } U_n - m_n > \lambda$$

여기서, 각각 x 는 측정값, μ_0 는 평균, v_m 은 최소급등크기, 그리고

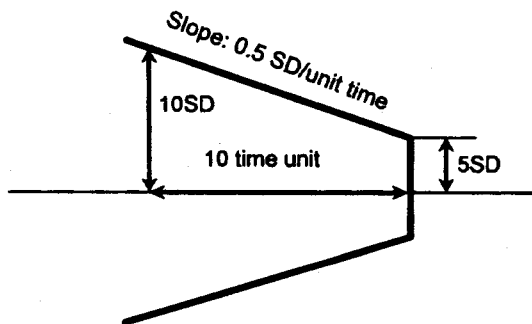


Fig. 1. Standard V-mask.

■ Decrease Detector(g^-) $T = x - \mu_0 + v_m/2 + T$ $\text{IF}(T > LM) LM = T$ $GM = LM - T$	■ Increase Detector(g^+) $U = x - \mu_0 - v_m/2 + U$ $\text{IF}(U < SM) SM = U$ $GP = U - SM$
--	--

Fig. 2. Calculation of CUSUM.

λ 는 역치(threshold)를 의미한다. 감지시간은 두 감지기 중 먼저 감지된 시간으로 하며, 최소급등크기와 역치는 사용자가 제공하여 주어야 한다. 이를 실제 데이터에 적용하기 위하여 반복적인 형태(recursive form)로 바꾸면 Fig. 2와 같이 표현할 수 있다.

2-1-2. CUSUM의 적용

시간 250에서 데이터 값을 10에서 11로 1만큼의 계단변화(step change)를 시킨 가상 데이터에 대하여 CUSUM을 적용하여 보았다. 표준편차 1의 가우시안 잡음(Gaussian noise)이 추가되어 육안으로는 그 변화의 여부와 시간을 확인하기가 쉽지 않지만(Fig. 3), CUSUM 기법의 증가감지기(g^+)와 감소감지기(g^-)를 사용하면 변수의 변화를 쉽게 감지할 수 있다(Fig. 4).

이와같이 CUSUM은 잡음이 심한 경우에도 변화를 감지할 수 있지만, 과거 데이터의 해석에 기초하여 일정 범위 내에 변수를 관리하고자 하는 방법이기 때문에 데이터에 대한 평균값이나 혹은 기대값을 알고 있어야만 한다. 이 값을 잘못 주면 0이 아닌 기울기를 갖게 되어, 변화가 없는 경우에도 변화가 일어났다고 감지되기 때문이다. 또한, CUSUM은 평균값의 변화를 감지할 수는 있지만 선형 증가인지 이차 증가인지 혹은 계단변화인지를 구분하기는 어렵다.

이와같은 이유로, 일정한 양에서의 일어난 변화를 감지하는데 탁월한 성능을 가진 CUSUM을 이상진단을 위한 데이터 해석에 곧장 적용할 수는 없다. 이에, 본 연구에서는 공정 변수와 공정 변수의 일차 도함수 값에 대하여 CUSUM 기법의 감지기를 사용하여 공정 경향에 대한 정보를 얻을 수 있도록 하였다.

2-2. 공정 경향의 정의 및 해석

2-2-1. 기본 경향의 정의

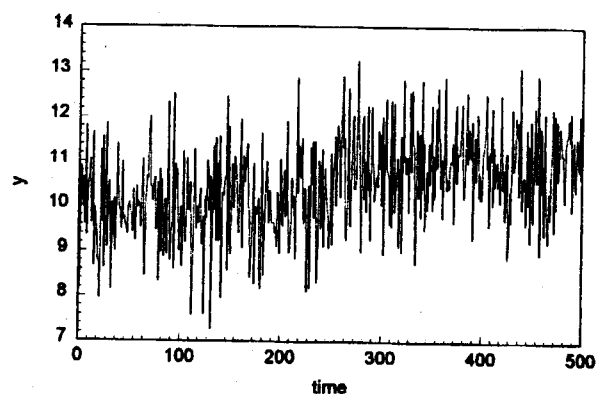


Fig. 3. Step change.

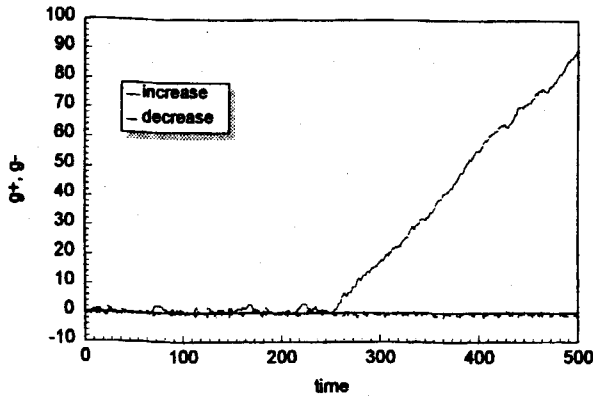


Fig. 4. CUSUM Result.

다양한 공정 변수의 패턴에 대한 인식 문제에 대하여 Cheung과 Stephanopoulos[9, 10]는 이차도함수의 부호가 일정한 구간을 삼각형 에피소드(triangular episode)로 구분하고, 7가지 기본 경향을 정의하였다. 7가지 기본 경향은 Table 2와 같이 공정 변수의 변화와 일차도함수의 변화에 의하면 구별할 수 있는데, '+'는 증가 감지기에 '-'는 감소 감지기에 감지됨을 의미한다.

본 연구에서는 CUSUM 방법으로 공정 변수와 공정 변수의 일차도함수를 감지하는 4가지 감지기를 사용하여 7가지 기본 경향을 판단하도록 하였다. 이때, 일차도함수 값을 계산하는 방법에는 수치적인 미분 방법-도함수를 차분식으로 바꾸어 계산하는 방법과 spline 혹은 Newton 내삽 방법-을 사용하거나 상태변수(state variable) 필터링을 통해서 직접 계산하는 방법이 있는데, 본 연구에서는 계산의 편의상 식 (3)과 같이 도함수를 차분식으로 바꾸어 계산하는 방법을 사용하였다.

$$y_k = \frac{1}{2h} (y_{k+2} - y_k) \quad (3)$$

Table 2. Characteristics of 7 primitives

Pattern	y	y'
Constant(A)	0	0
Linear increase(B)	+	0
Linear decrease(C)	-	0
Concave upward monotonic increase(D)	+	+
Concave downward monotonic increase(E)	+	-
Concave upward monotonic decrease(F)	-	+
Concave downward monotonic decrease(G)	-	-

0 : No change + : Increase - : decrease

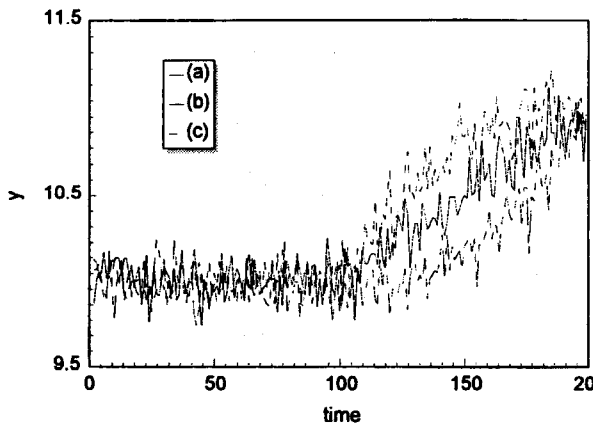


Fig. 5. Change detection example.

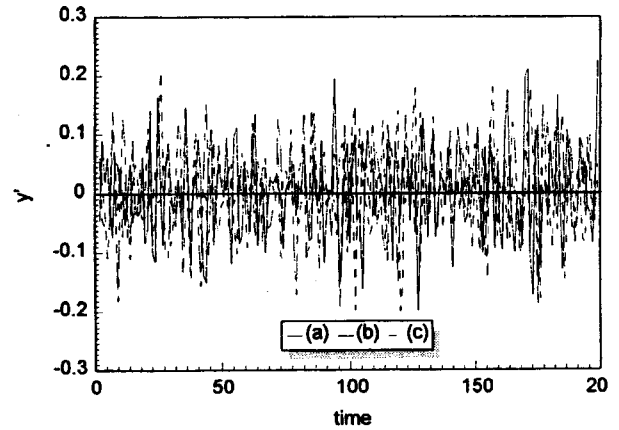


Fig. 6. Derivatives.

2-3. CUSUM을 통한 변화의 감지 예

공정 변수나 도함수의 값이 일정한 값을 갖게 되면 평균과 최소값 등크기, 그리고 역치를 계산하여 CUSUM을 수행하게 된다. 본 연구에서는 최소값등크기 v_m 을 표준편차 σ 의 6배로, 역치 λ 는 표준편차의 3배로 설정하도록 하였다.

Fig. 5는 변수가 증가하는 세 가지 경우에 대하여 감지를 수행한 예이다. 일정한 시간동안 정상상태를 보이다가 그 이후로는 서로 다른 비율-(a) linear, (b) concave, (c) convex-로 증가하는 경우이다. 계산된 일차도함수값을 Fig. 6에 나타내었는데, 원래의 신호에 비하여 구별하기가 어려움을 볼 수 있다. 공정 변수만을 감지한 CUSUM은 모두 증가함을 나타내므로 패턴들을 구분할 수 없고 단순히 '증가'라는 결론만을 얻게 된다. 그러나, 도함수의 경향을 조사하면 (a)에서는 변화가 없고, (b)에서는 감소, (c)에서는 증가를 나타내므로, 세 가지

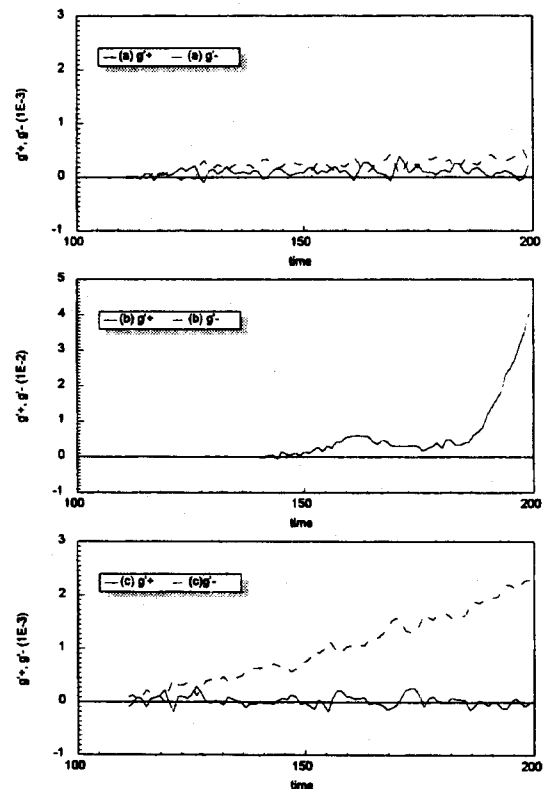


Fig. 7. CUSUM test results ($t > 100$; g'' , g').

(a) linear increase; (b) concave increase; (c) convex increase.

패턴들을 효과적으로 구분할 수 있다(Fig. 7).

4. 스케일 스페이스 필터링을 이용한 공정 경향의 해석

4.1. 스케일 스페이스 필터링(Scale Space Filtering)

4.1-1. 공정 경향과 스케일의 의미

공정 경향(process trends)이란 공정의 거동이 시간에 따라서 어떻게 변하는가에 대한 직관적인 의미를 갖는다. 또한, 공정 경향의 스케일이란 경향에 의하여 설명되는 물리화학적 현상에 대한 해상도(resolution)를 결정짓는 정량적인 매개변수로써 그 값이 커질수록 해상도는 떨어지게 된다.

공정 경향을 관심있는 스케일에서 해석하기 위해서는 특정한 스케일에서 다른 스케일로 변환을 시킬 수 있는 방법이 필요하다. 스케일 스페이스 필터링이란 전역적인 정역적 필터링 메커니즘으로써 스케일에 따른 공정 경향을 설명할 수 있는 기본구조를 제공하며, 공간 좌표(spatial coordinate)와 식 (4)와 같은 가우시안(Gaussian) 필터의 크기(표준편차) σ 로 정의되는 스케일 축으로 구성된다[11].

$$g(t, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

예를들어, 신호 $f(t)$ 에 대한 스케일 스페이스 이미지는 연속적으로 변하는 σ 에 따라 신호의 가우시안 convolution에 의해 스케일 스페이스에서 구축된 표면 $F(t, \sigma)$ 로 정의된다(Fig 8).

$$F(t, \sigma) = f(t) * g(t, \sigma) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \quad (5)$$

4.1-2. σ 의 의미

스케일 스페이스 필터링은 Fig. 9에서 살펴볼 수 있는 것처럼 매개변수 σ 의 값이 작아질수록 좁은 범위의 데이터가 반영되고, 클수록 보다 넓은 범위의 이웃한 데이터들이 반영된다. 즉, σ 값이 커질수록 smoothing의 효과는 커지지만 해상도는 떨어지게 된다. 또한, σ 가 0인 경우에는 이웃한 값들의 가중치를 주지 않는 원래의 데이터를 의미하게 된다.

4.2. 스케일 스페이스 필터링의 활용

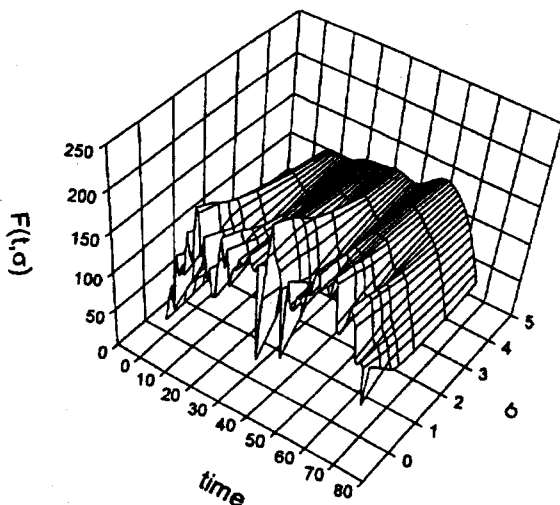


Fig. 8. Scale space image.

4.2-1. 스케일 스페이스 필터링의 수적

스케일 스페이스 필터링은 다양한 스케일에서 체계적인 방식으로 신호에 포함된 시간적인 특성을 추출할 수 있는 능력을 가지고 있어서, 직관적이며 다양한 스케일에서 신호를 설명할 수 있는 편리한 구조를 제공한다. 그러나, 스케일 스페이스 필터링은 전체적인(global) 데이터에 대한 작업이기 때문에 작은 스케일에서의 사건은 왜곡되는 결과를 낳으며, 변곡점의 추적에서 발생하는 계산비용이 과다하다는 치명적인 단점을 갖는다. 또한, 반복적인 형태가 아니므로 모든 데이터를 저장해야 하며, 새로운 데이터가 추가되면 모든 값들이 달라지게 된다.

또한, σ 가 커짐에 따라서 더욱 매끈(smooth)한 결과를 얻어주는데 반해서 양 끝(특히 가장 최근 값)이 작은 값을 나타내므로 올바른 값을 추정하지 못한다. 원래 스케일 스페이스 필터링은 영상 처리에서 다양한 해상도의 그림을 얻기 위해 개발된 것으로 폐곡선을 조사하는 경우가 많다. 폐곡선은 주기함수로 볼 수 있어서 이런 현상들이 발생하지 않지만, 시간에 따른 공정 데이터는 영상 이미지와 같이 폐곡선이 될 수 없다. 따라서, 적분 시에 양 끝점 밖에서는 0의 값을 가지게 되어 데이터가 잘못 해석되는 가장자리효과(edge effect) 혹은 종점문제(end point problem)[12, 13]가 발생하게 된다. 본 연구에서는 이들 문제들을 해결하기 위하여 다음과 같은 수정방안을 마련하였다.

(1) 변곡점의 계산

변곡점은 공정의 변화 여부를 감지하는 CUSUM 단계에서 찾아낼 수 있다. 즉, 일차도함수의 변화를 감지하여 변곡점을 찾을 수 있으므로 별도의 계산이 필요하지 않게 된다.

(2) 양끝점에서의 문제

양끝점에서의 값과 그 경향을 계산해 내고 CUSUM에서 계산된 경향(기울기)을 이용하여 외삽하여 사용한다. 즉 원래의 스케일 스페이스 필터링은 식 (5)에 의해 표현되는데 실제 데이터가 식 (6)과 같으므로

$$f(t) = \begin{cases} 0 & t < t_0 \\ f_1(t) & t_0 \leq t \leq t_1 \\ 0 & t > t_1 \end{cases} \quad (6)$$

이를 스케일 스페이스 필터링을 적용하면 식 (7)과 같이 된다.

$$F(t, \sigma) = \int_{t_0}^{t_1} f_1(\tau) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \quad (7)$$

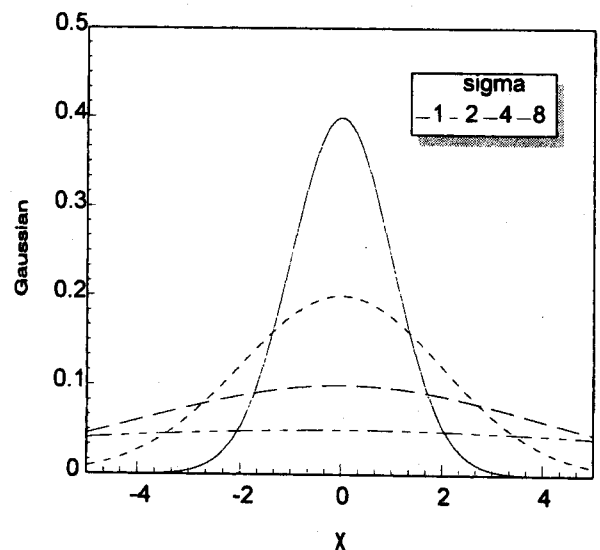


Fig. 9. Gaussian function.

이때, $t < t_0$ 와 $t > t_1$ 구간에서는 0에 접근하게 되므로, 양 끝점에서의 기울기와 평균값으로 식 (6)을 식 (8)과 같이 바꿀 수 있다. 여기서, μ' 는 양끝점에서의 기울기를 의미한다. 잡음이 심한 경우 일차도함수가 불연속이 되므로, 일정 구간에서의 평균으로 구하여 사용하여야 한다.

$$f(t) = \begin{cases} \mu'_0(t-t_0) + \mu_0 & t < t_0 \\ f_1(t) & t_0 \leq t \leq t_1 \\ \mu'_1(t-t_1) + \mu_1 & t > t_1 \end{cases} \quad (8)$$

따라서, 식 (8)에 스케일 스페이스 필터링을 적용하면 식 (9)와 같이 된다. 여기서, 원래의 식 (7)에 대하여 4개의 항이 더해진 것을 알 수 있다. 이를 에러 함수(error function)를 포함한 형태로 바꾸면 식 (10)과 같이 표현할 수 있으며, 이와같은 방법으로 양 끝점에서 0에 접근하는 문제를 극복할 수 있다.

$$\begin{aligned} F(t, \sigma) &= \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \\ &= \frac{\mu_0}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{t_0} \tau \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau - \frac{\mu_0 t_0 - \mu_0}{\sigma\sqrt{2\pi}} \\ &\quad \int_{-\infty}^{t_0} \tau \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau + \int_{t_0}^{t_1} f_1(\tau) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \\ &\quad + \frac{\mu'_1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{t_1}^{\infty} \tau \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \\ &\quad - \frac{\mu'_1 t_1 - \mu_1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \int_{t_1}^{\infty} \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} F(t, \sigma) &= -\frac{\mu_0 \sigma}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-t_0)^2}{2\sigma^2}\right) - \frac{1}{2} [\mu'_0(t-t_0) + \mu_0] \left[\operatorname{erf}\left(\frac{t-t_0}{\sigma\sqrt{2}}\right) - 1 \right] \\ &\quad + \int_{t_0}^{t_1} f_1(\tau) \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau + \frac{\mu'_1 \sigma}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(t-t_1)^2}{2\sigma^2}\right) \\ &\quad + \frac{1}{2} [\mu'_1(t-t_1) + \mu_1] \left[\operatorname{erf}\left(\frac{t-t_1}{\sigma\sqrt{2}}\right) + 1 \right] \end{aligned} \quad (10)$$

(3) 계산부하

스케일 스페이스 필터링은 모든 데이터들이 크든지 작든지 가중치를 갖기 때문에 데이터의 수가 증가할수록 계산량은 기하급수적으로 늘어나게 된다. 본 연구에서는 식 (11)과 같이 매 단계에서의 차이만을 계산하는 반복적인 형태로 구현하여, 계산부하를 현저하게 줄일 수 있었다(Fig. 10).

$$\Delta F = F_{N+1} - F_N = -\frac{\Delta T}{\sigma\sqrt{2\pi}} f(t_{curr}) \exp\left\{-\frac{(t-t_{curr})^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (11)$$

4-2-2. 스케일 스페이스 필터링의 활용

이와같이 스케일 스페이스 필터링을 사용하면 공정의 잡음을 제거한 깨끗한 데이터를 얻을 수 있다. 따라서, 원래의 데이터와 필터링을 거친 데이터의 차이로부터 잡음의 수준을 계산하여 센서의 상태를 추측할 수 있다. 또한, 관심있는 스케일에서의 공정 변수의 거동에 대한 정보를 얻을 수 있다. 여기서, 관심있는 스케일이란 스케일 스페이스 필터링을 행할 때 사용되는 매개변수 σ 를 의미하는데,

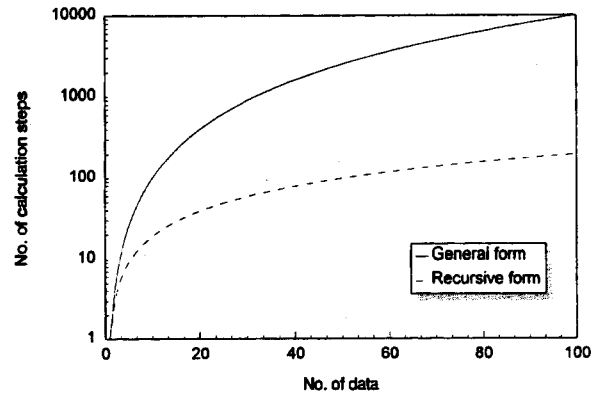


Fig. 10. Comparison of calculation cost.

예를들어 작은 스케일에서 보면 '진동하면서 증가했다'는 것은 상승과 하강이 이어지지만 거동이지만, 보다 큰 스케일에서 동일한 데이터를 살펴보면 점진적으로 증가했다는 것을 의미할 수 있다. 이와같이 매개변수 σ 를 변화시켜가면서 관심있는 스케일에서의 공정 경향을 유용하게 해석해 낼 수 있다.

5. 사례 연구

이제까지 본 연구에서 제안된 방법을 '간단한 가상의 패턴'과 '증발 공정의 이상 모사 데이터'에 대하여 적용하여 보았다. 이를 통하여 본 연구에서 제안된 방법이 공정의 경향을 효과적으로 해석할 수 있는지의 여부를 살펴보았으며, 기존의 한계 점검법에서 감지할 수 없었던 공정의 이상 상황의 감지 여부를 확인하여 보았다.

5-1. 간단한 패턴

본 연구에서 제안된 방법을 Fig. 11과 같이 '잡음이 증가하고(a), 주기적인 변화를 보이며(b), 선형의 증가를 하는(c) 복합된 패턴'에

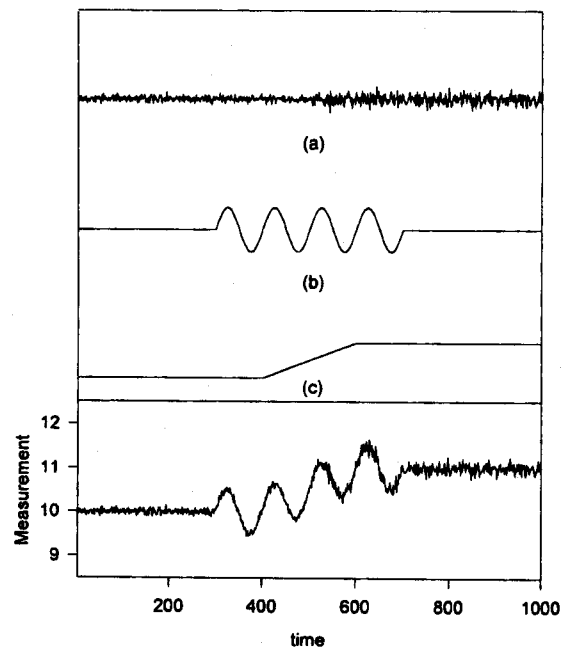


Fig. 11. Artificial process measurement with various disturbances.

(a) noise increase, (b) oscillation, (c) linear increase, (d) combined measurements.

Table 3. Qualitative interpretation results

Time	Primitive	Trend
0-300	A	Steady
301-325	E	
326-350	G	
351-375	F	
376-400	D	Oscillation
401-425	E	
426-450	G	
451-475	F	
476-500	D	Oscillation
501-525	E	
526-550	G	
551-575	F	
576-600	D	Oscillation
601-625	E	
626-650	G	
651-675	F	
676-700	D	Oscillation
701-1000	A	Steady

대하여, 본 연구에서 제안된 방법을 적용하여 이들을 각각 분리해 내는가를 확인해 보았다.

먼저, 1단계로 CUSUM을 적용하였는데 이를 통하여 데이터의 변화를 감지하고 주기적인 변화를 보이는 패턴을 성공적으로 분리해 낼 수 있었다(Table 3). 2단계로 패턴에 대해 스케일 스페이스 필터링을 수행하였다. σ 값이 커짐에 따라 필터링 된 값의 매끈한 정도가 커지며, 이로부터 공정의 거시적인 거동-데이터의 증가-을 확인할 수 있다(Fig. 12). 이는 진동의 상쇄효과를 고려하고 처음과 마지막의 정상 상태에서의 평균값을 비교함으로써 알 수 있었다. 이와같은 방법으로 공정의 패턴의 변화와 거시적인 변화를 파악할 수 있었다.

5-2. 증발 공정

5-2-1. 공정 설명

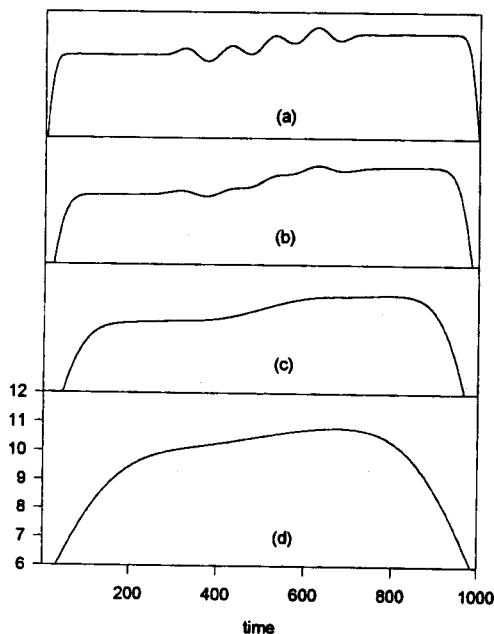


Fig. 12. Scale space filtering.

(a) $\sigma=16$, (b) $\sigma=32$, (c) $\sigma=64$, (d) $\sigma=128$.

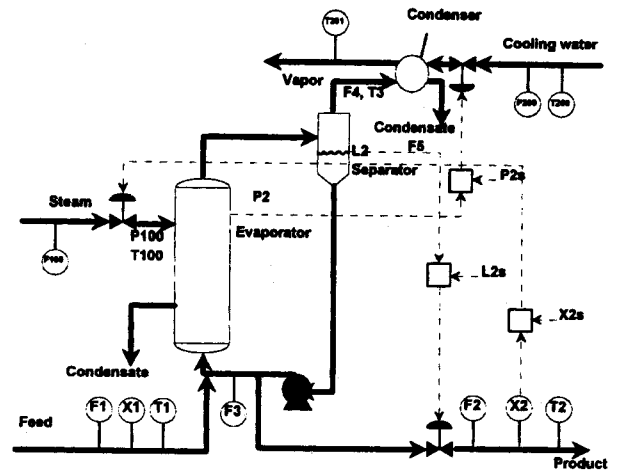


Fig. 13. Evaporator process.

화학공정에서 사용되는 증발 공정에 대하여 본 연구에서 제안된 방법과 기존에 사용되었던 한계점점법을 적용하여 비교하여 보았다. 비교를 위해 사용된 공정은 Fig. 13과 같은 간단한 강제 순환 방식의 증발기이다. 피드(feed)는 큰 유량으로 재순환하는 액체와 함께 혼합되어 수직 열교환기로 공급되며, 열교환기에서 스팀에 의해 가

Table 4. Fault simulation parameters-evaporator example

Case no.	Fault para.	Value		Noise	Description
		From	To		
E-01-1	F1	10	9	0 %	Feed flow low
E-01-2				3 %	
E-01-3				6 %	
E-02-1	X1	5	8	0 %	Feed concentration high
E-02-2				3 %	
E-02-3				6 %	
E-03-1	T200	25	30	0 %	Cooling water temperature high
E-03-2				3 %	
E-03-3				6 %	
E-04-1	F3	50	30	0 %	Pump failure
E-04-2				3 %	
E-04-3				6 %	
E-05-1	UA2	6.84	5	0 %	Heat exchanger degradation
E-05-2				3 %	
E-05-3				6 %	
E-06-1	Ps	50	60	0 %	Pressure set point high
E-06-2				3 %	
E-06-3				6 %	
E-07-1	sfault(2)	1	0	0 %	Product flowmeter stuck high
E-07-2	sbias(2)	0	3	3 %	
E-07-3				6 %	
E-08-1	sfault(8)	1	0	0 %	Separator level sensor stuck high
E-08-2	sbias(8)	0	2	3 %	
E-08-3				6 %	
E-09-1	vfault(1)	1	0	0 %	Product stream valve stuck high
E-09-2	vbias(1)	0	3	3 %	
E-09-3				6 %	
E-10-1	sfault(18)	1	0	0 %	Product concentration sensor bias high
E-10-2	sbias(18)	0	30	3 %	
E-10-3				6 %	
E-11-1	sigma(10)	0	0.1	0 %	Evaporator pressure sensor noise increase
E-11-2		0.05	0.1	3 %	
E-11-3		0.1	0.2	6 %	

Table 5. Symptoms at various faulty conditions

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	21	21
E-01-2	▼			▼	▼								▼	▼	▼	▼				▼	▼
E-02-2				▼	▼	△							▼	▼	▼	▼				▼	▼
E-03-2									△	△		△			△	△	△			△	△
E-04-2			▼	▼△	▼△		▼△		▼△				▼△	△	△	▼△				▼△	△
E-05-2					▼△		▼△		△	△		△		△	△	△				△	△
E-06-2							▼△		△	△		△		△	△	▼△				▼△	△
E-07-2																					
E-08-2	△			△	△		▼		▼△	△	△	△	△	△	△	△			△	△	△
E-09-2				△	△		▼		▼△	△	▼	△	△	△	△	△				△	△
E-10-2				▼	▼		△		▼				▼	▼	▼	▼				▼	▼
E-11-2																					

1: F1, 2: F2, 3: F3, 4: F4, 5: F5, 6: X1, 7: X2, 8: T1, 9: T2, 10: T3, 11: L2, 12: P2, 13: F100, 14: T100, 15: P100, 16: F200, 17: T200, 18: T201, 19: F2c, 20: F200c, 21: P100c. ▼: decrease, △: increase, ▼△: decrease first, and then increase.

열된 액체는 끓어서 분리기로 이동하게 된다. 분리기에서는 액체와 기체가 분리되어 액체의 일부는 생산물로써 배출되고 일부는 재순환된다. 기체는 냉각수에 의해 냉각되어 응축된다. 용매로는 물이 사용되며 용질로는 비휘발성 물질이 사용되는 경우로 가정하였다.

이 공정은 증발기, 분리기, 열교환기 등으로 구성되어 있으며 수학적으로는 이십개의 변수를 포함한 세 개의 미분식과 아홉 개의 대수식, 그리고 세 개의 제어식으로 표현된다. 이 공정에 대하여 11가지 이상 상황을 설정하고 공정 데이터에 3단계의 잡음 수준(0%, 3%, 6%)으로 MATLAB을 사용하여 이상 상황을 모사하여 보았다. 각각의 이상 상황과 이때의 공정 변수의 변화를 Table 4에 나타내었다.

5-2-2. 기존 방법과의 비교

기존의 한계점검법과 본 연구에서 제안된 방법을 비교하여 보기 위하여, 각각의 이상 상황에 대하여 전통적인 3σ 방법에 의하여 증상의 발생을 검사하여 보았다. 잡음의 수준을 3%로 하였을 경우에 대하여 11가지의 이상 상황에 대하여 21개의 공정 변수의 움직임을 Table 5에 나타내었다. 그 결과 대부분의 경우에는 기존의 한계점검법으로도 패턴을 구별할 수 있었으며, 이상진단시에는 발생된 증상들의 패턴 매칭을 통하여 근본 원인을 찾아낼 수 있다. 그러나, E-07-2(Product flowmeter stuck high)와 E-11-2(Evaporator pressure sensor noise increase)와 같은 두 가지 경우에는 증상을 감지할 수 없었다. 즉, 기존의 한계점검법으로는 두 가지 경우에 대한 이상은 감지할 수 없고 결과적으로 이상진단을 수행할 수 없다는 뜻이 된다.

먼저, 생산물 유량계가 높은 상태로 고정된 독립 센서 고장 E-07-2에 대하여 알아보자. 이 경우에 실제 데이터를 살펴보면 F3가 1번, 그리고 T1이 1번 증상으로 발생할 뿐 전 구간에서 걸쳐 아무런 증상도 감지되지 않으므로, 기존의 한계점검법에서는 전혀 증상이 나타나

지 않는다(Fig. 14). 그러나, 본 연구에서 제안된 바와 같이 변수의 경향을 조사하는 방법을 사용하면, F2의 경향으로 다른 이상 상황의 패턴과 쉽게 구별할 수 있게 된다. 또한, 증발기의 압력계에서 얻어진 센서 데이터의 잡음의 수준이 증가한 E-11-2의 경우에도 앞서와 마찬가지로 한계점검법에서는 증상을 감지할 수가 없다. 그러나, 본 연구에서는 3σ 의 범위내에 들어 있는 데이터의 경우에도, 공정 변수의 경향을 판단할 수 있으므로 다른 패턴과의 구별이 가능하였다.

이와같이, 공정 경향에 대한 정보를 사용하여 기존의 방법으로 감지할 수 없었던 패턴들도 구별하여 이상 진단 시스템에 정보를 제공할 수 있게 되었다.

6. 결 론

본 연구에서는 이상 진단 시스템의 전처리 모듈로써 사용될 수 있도록 수치적인 공정 데이터로부터 신뢰할 수 있는 정성적인 정보를 생성하고 체계적이며 효과적으로 조업 데이터를 관리, 해석하는 모듈을 개발하는 방법에 대하여 알아보았다.

본 연구에서는 통계적인 공정 기법인 CUSUM을 이용하여 효과적으로 공정 변수 변화의 감지할 수 있으며, 공정 변수와 일차 도함수의 변화를 통하여 공정 경향을 효과적으로 해석할 수 있음을 확인하였다. 또한, 스케일 스페이스 필터링을 실시간 적용에 적합하도록 수정하였으며, 이를 통하여 다양한 스케일에서 공정 경향을 해석하여 필요한 정보들을 얻을 수 있음을 보였다. 또한, 간단한 가상 데이터를 통하여 본 연구에서 제안된 방법이 패턴을 효과적으로 분리할 수 있음을 확인하였으며, 증발 공정에 대한 사례 연구를 통하여 기존의 한계점검법으로 감지할 수 없었던 공정의 패턴들도 구별이 가능함을 확인하였다.

감 사

본 연구는 포항공과대학교 지능자동화연구센터를 통한 한국과학기술재단 우수센터 지원금에 의한 것입니다.

참고문헌

1. Kang, K. S., Kim, H. G., Chang, S. H., Jeong, H. K. and Park, S. D.: Proceedings of '93 Korea/Japan Joint Conference on Expert Systems, Seoul, Korea, Feb., 761(1993).
2. Mjaavatten, A. and Saelid, S.: Proceedings of IFAC Symposium on On-Line Fault Detection and Supervision in the Chemical Pro-

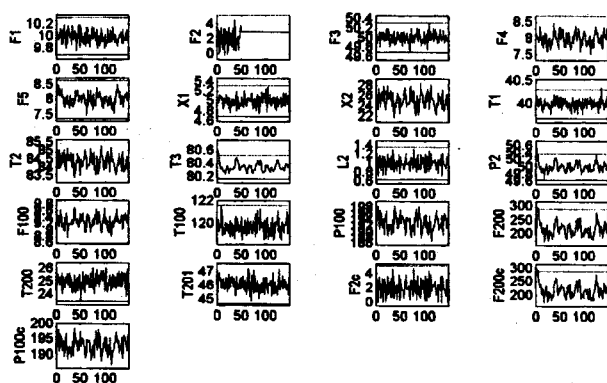


Fig. 14. Process measurement-product flowmeter stuck high.

- cess Industries, Newark, Delaware, USA, April, 222(1992).
3. Finch, F. E., Oyeleye, O. O. and Kramer, M. A.: *Computers Chem. Engng*, **14**(12), 1379(1990).
 4. Oyeleye, O. O., Finch, F. E. and Kramer, M. A.: *Chem. Eng. Comm.*, **96**, 205(1990).
 5. Ramesh, T. S., Davis, J. F. and Schwenzer, G. M.: *Computers Chem. Engng*, **16**(2), 109(1992).
 6. Fathi, Z., Ramirez, W. F. and Korbicz, J.: *AIChE Journal*, **39**(1), 42(1993).
 7. Narasimhan, S., Mah, R. S. H., Tamhane, A. C., Woodward, J. W. and Hale, J. C.: *AIChE Journal*, **32**(9), 1409(1986).
 8. Basseville, M.: *Automatica*, **24**(3), 309(1988).
 9. Cheung, J. T. -Y. and Stephanopoulos, G.: *Computers Chem. Engng*, **14**(4/5), 495(1990a).
 10. Cheung, J. T. -Y. and Stephanopoulos, G.: *Computers Chem. Engng*, **14**(4/5), 511(1990b).
 11. Goupillaud, P., Grossmann, A. and Morlet, J.: *Geoexploration*, **23**, 85(1984).
 12. Albers, J. E.: *Hydrocarbon Processing*, **March**, 65(1994).
 13. Mokhtarian, F. and Mackworth, A.: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **PAMI-8**(1), 34(1986).