

필름 가공 공정에서의 이상 감지 및 진단

윤동명 · 이영학* · 한종훈*,† · 안훈성** · 장시윤**

포항공과대학교 화학공학과, *화학공학과, 아이시스텍(주)

790-784 경북 포항시 남구 효자동 산 31

**도레이세한(주)

730-350 경북 구미시 임수동 93-1

(2003년 10월 10일 접수, 2003년 7월 10일 채택)

Fault Detection and Diagnosis in Film Processing Plants

Dong-Myung Yoon, Young-Hak Lee*, Chonghun Han*,†, Hun Sung An** and Sa Yun Chang**

Department of Chemical Engineering, *Department of Chemical Engineering and ISYSTech Co. Ltd.,
Pohang University of Science and Technology

San 31, Hyoja-dong, Nam-gu, Pohang, Kyungbuk 790-784, Korea

**ToraySaehan Co. Ltd., 93-1, Imsu-dong, Gumi, Kyungbuk 730-350, Korea

(Received 10 October 2002; accepted 10 July 2003)

요 약

최근 고분자 산업 시장의 세계화가 이뤄지면서, 필름 및 시트를 보다 높은 품질로 생산하고자 하는 요구가 증가하고 있다. 본 논문에서는 생산성을 떨어뜨리는 인자를 신속히 찾아내고 불량률의 원인을 진단하는 필름공정용 다변량 통계 기법을 제안한다. 이 기법은 주성분 분석법을 기반으로 하는 품질 향상 방법으로, 공정 변수간의 상관관계를 고려하여 데이터를 압축한다. 제안한 방법을 필름 가공 공정의 현장 데이터에 적용하여, 거대한 데이터를 용도별로 나누어 그룹화하였다. 그리고 유체의 체류시간에 해당하는 데이터를 모델에 투영하여, 품질 불량이나 나타내기 전 공정에서 이상이 생긴 것을 발견할 수 있었으며, 이 공정에서 고분자의 누수 현상이 있었음을 확인하였다.

Abstract – The fierce competition in the polymer film and sheet market requires the industry to satisfy much higher product quality specifications. This paper proposes a monitoring and diagnosis method based on multivariate statistical techniques which help us reduce the amount of off-spec product. The method has been applied to an industrial web forming plant and has proven that process faults such as the leak of polymer fluid can be early detected before it is developed into the production of bad quality product.

Keywords: Film Process, Principal Component Analysis (PCA), Multivariate Statistical Process Control (MSPC), Fault Detection, Diagnosis

1. 서 론

막 형성기기는 종이, 압출 플라스틱 그리고 압연 금속 등 다양한 제품 생산에 사용된다. 특히, 이런 제품들 중 필름은 포장용 및 자기용뿐만 아니라 최근 각광을 받고 있는 정밀전자나 정보통신 분야 등에 사용되는 주요한 부품의 하나로, 고품질의 다양한 제품이 요구되고 있다. 따라서 생산시 이런 요구를 충족시키기 위해, 필름의 두께, 단위면적당 무게 그리고 수분함유량의 품질변화가 적은 균일한 제품을 생산하기 위한 여러 가지 제어 방법들이 제시되어 왔다.

초기에는 필름이나 시트 공정 연구에서 종방향(machine direction, MD)이나 횡방향(cross direction, CD) 제어에 치중했었다. 특히 필름의 폭 방향으로 찢어지는 경우가 큰 문제가 되었기 때문에, 횡방향 편차에

대한 quadratic programming을 하여 최적화 하려는 노력이 시작되었다[1]. 그러나 이런 접근 방법은 횡방향 제어와 종방향 제어가 독립적이라고 가정한 상태(steady state)에서 횡방향 제어 문제를 처리한 것이었다. 따라서 이 방법은 횡방향 공정에서 외란이 빠르고 빈번하게 들어올 경우에 적절한 해결책이 될 수 없었다. 횡방향과 종방향의 효과를 묶어서 보다 일반적으로 처리하기 위해 Bergh와 MacGregor[2]는 linear-quadratic-gaussian 제어 이론을 적용하기도 하였다. 지금까지 횡방향과 종방향 제어는 계속적으로 연구되고 있으며 일반적으로 횡방향 제어가 보다 어렵다고 알려져 있다[3,4].

횡방향과 종방향 제어만으로는 정확한 모델을 만드는 것이 거의 불가능하므로, 다른 시각에서 품질을 개선하려는 노력 또한 계속 되어왔다. 필름의 두께를 제어하기 위하여 gage 제어가 연구되었고[5], 건조하는 동안의 물리적 현상을 이해하기 위해 시스템을 확인(identification), 추정(estimation) 그리고 제어하는 연구가 있었으며[6,7], 필름과 종이 산

†To whom correspondence should be addressed.
E-mail: chan@postech.ac.kr

업 분야에서는 정적 마찰력과 설비의 마멸에 대한 연구가 진행되기도 하였다[8]. 다른 한편, 많은 수의 입력과 출력을 처리하기 위해 SVD 제어가 도입되었고[9], 큰 규모의 공정을 설명하기 위해서 입력변수들을 설계하고[10] 모델을 축소하는 연구가 있었다[11].

그 동안 집중적으로 연구되어온 횡방향이나 종방향 제어는 필름이 찢어지는 현상에 대한 대응책일 뿐 이물의 영향 등으로 구멍이 나는 현상까지 제어하지는 못했다. 전 공정의 많은 변수들이 각각 문제의 원인이 될 수 있다는 점을 감안해 보면, 많은 변수들 중 문제에 주요 원인이 되는 변수를 좀더 논리적으로 알아내어 모니터링하고 문제를 줄여보고자 하는 노력이 필요하다. 이미 식품 공정에 대해서는 주성분 분석(PCA)을 통해 수분율에 의한 편차를 감소시키고자 하는 연구가 있었는데[12], 본 연구의 적용사례에서는 변수 사이의 큰 상관관계를 고려한 PCA를 이용하여 공정의 비정상 상태를 감지했다. 본문에서는 대상공정에 대해 알아보고 이상치(outlier)를 모니터링하여 문제에 주요원인이 되는 변수를 찾아보았다. 이런 과정에서 실질적으로 조업을 하면서 쉽고 빠르게 공정을 모니터링하기 위한 여러 가지 방법을 제시하고 실제 공정을 통해 검증하였다.

2. 대상공정: 필름 가공 공정

본 연구에서는 열 종류의 품종을 생산하는 이축연신 PET 필름 공정을 대상으로 한다. 생산 과정에서 필름에 구멍이 나거나 찢어지는 현상을 ‘파단’이라고 하는데, 파단은 생산성 판단의 중요한 지표이며 본 연구에서 주로 다루게 될 이상 현상이다. Fig. 1은 일반적인 필름 생산 공정을 나타낸 것이고, 이를 체류시간의 차이에 따라 T-die를 중심으로 나눌 수 있는데, 앞부분을 ‘원료부 공정’이라 하고 뒷부분을 ‘제막 공정’이라 한다. 또한 원료부 공정은 ‘feed 공정’과 ‘matrix sheet 압출공정’으로 나누어지고, 제막 공정은 ‘forming 공정’과 ‘coiling 공정’으로 나뉘어진다.

2-1. Feed 공정

첫 번째 공정은 고분자 칩을 저장했다가 압출기로 공급하는 공정이다. 계량 호퍼에 있는 PET 칩에 수분이 남아 있으면 가수분해될 수 있다. 이를 막기 위해 두 개의 건조기에서 교대로 건조한다. 건조기의 각 높이 지점마다 온도 센서가 있는데, 그 온도를 측정함으로써 레벨을 파악하고 어느 정도 물질이 이동했는지 확인할 수 있다. 그 후 PET 칩이

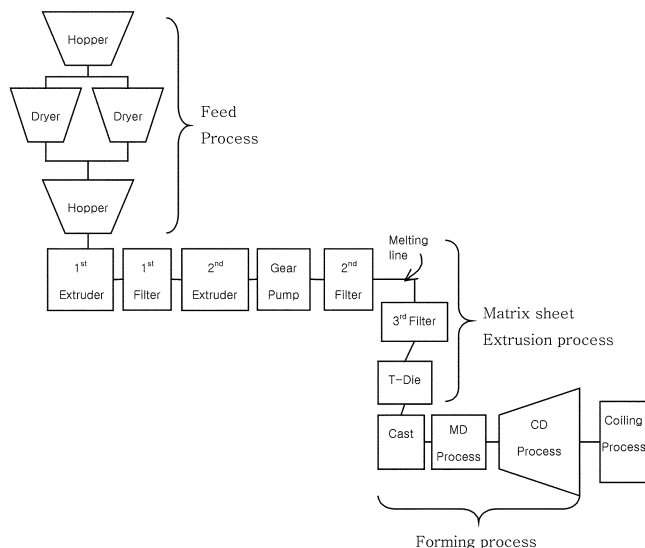


Fig. 1. Diagram of PET film process.

feed 호퍼로 이동하는데, 이때 진공을 유지시키기 위해 압력 제어를 사용하고 있다.

2-2. Matrix sheet 압출 공정

고분자 칩을 필름으로 만들기 위해서는 고온, 고압을 가해야 하는데, 압출기가 그 역할을 한다. 압출기에 열이 가해지면서 동시에 모터가 스크루(screw)를 돌려 고분자가 이동하고 이때 발생하는 마찰열에 의해 대부분의 고분자가 용융된다. T-die에서 시트(sheet)의 형태로 뽑아지기 이전에 고분자의 상태가 안정적이어야 하기 때문에, 용융 라인에서 온도를 측정하여 상태를 확인하고 die 바로 앞에 필터가 있어 이물을 제거한다.

2-3. Foaming 공정

T-die로부터 나오는 용융수지를 냉각시켜 시트를 형성하고, 시트 상태의 고분자를 종연신과 횡연신시켜 필름을 얻게 된다. 수직방향으로 연신시키기 위해 속도가 차이 나는 롤(roll) 사이를 이동시키고, 수평방향으로 연신시키기 위해 필름의 양끝을 고정시킨 후 횡방향 영역을 지나게 한다. 이때 냉각된 정도는 casting drum에 공급되는 물의 온도를 측정하여 알 수 있고, 종연신 정도는 모터의 속도, 롤 내부에 공급되는 물의 온도와 압력으로 미루어 볼 수 있으며, 횡연신 정도는 시트의 양 끝에 클립이 있어 측정되는 좌우 사향 거리를 통해 알 수 있다.

2-4. Coiling 공정

마지막으로 권취(T/U) 공정에서 이축 연신된 폴리에스터 필름이 마스터롤 형태로 감겨지고, 절단(W/D) 공정을 거치며 제품의 규격 넓이와 길이로 잘려 롤필름이 완성된다.

3. 이 론

3-1. 주성분 분석법(PCA; principal component analysis)

화학 공정 변수들은 보통 상관관계가 크기 때문에, 이런 관련성을 이용하여 수 백 개의 변수를 단 몇 개의 주성분(PC; principal component)으로 나타내는 것이 가능하다. 이런 방법으로 분석하는 기법을 PCA라고 하는데, 이 PCA를 이용하여 데이터를 축소(reduction), 모델링(modeling), 이상치 감지(outlier detection), 변수 선별(variable selection), 분류(classification) 그리고 예측(prediction) 할 수 있다[13].

Fig. 2와 같이 공정 변수를 각 축으로 하여 데이터의 분포를 나타낸 상태에서, 가장 큰 편차를 갖는 방향에 대하여 축을 정의하고 이것을 첫

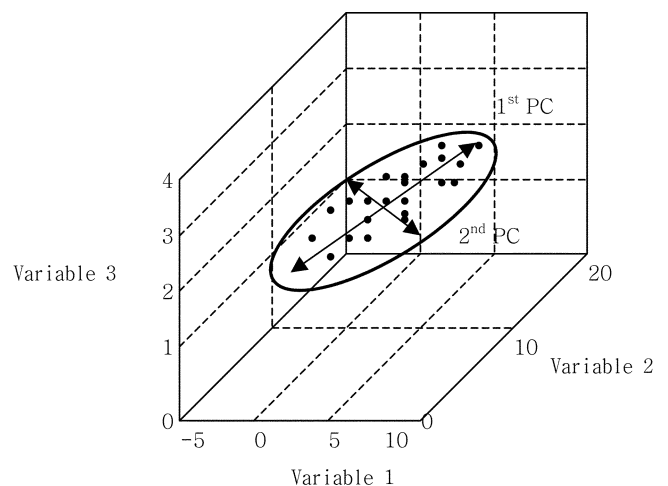


Fig. 2. Geometric interpretation of principal component analysis.

번째 주성분(PC 1)이라 한다. 그리고 이 축에 투영시킨 정사영 값들을 스코어(score) 벡터라고 한다. 다음 단계로 PC 1과 직교하도록 그 다음으로 큰 편차를 갖는 방향에 대하여 두 번째 주성분(PC 2)을 잡을 수 있다. 이런 식으로 편차가 큰 순으로 PC를 정의 나갈 수 있는데, 만들어진 순서대로 모델을 설명하는 정도가 크기 때문에 앞쪽의 몇 개 PC만으로 전체의 모든 변수를 대략적으로 나타낼 수 있다. 데이터 행렬, X 를 수식으로 표현하면 다음과 같다.

$$X = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n x_{ij} = T_a P_a^T + E = \sum_{k=1}^a t_k p_k^T + \sum_{k=1}^a e_k \quad (1)$$

여기서 i 는 각 샘플의 인덱스, j 는 각 변수의 인덱스이고 x_{ij} 는 i 번째 샘플의 j 번째 변수 값이며, X 는 이 x_{ij} 값들을 모아놓은 행렬이다. a 는 PC의 개수, T 는 PC들을 모아 놓은 행렬, P 는 PC별로 변수의 영향력을 나타내는 가중치(loading) 행렬 그리고 E 는 잔차(residual) 행렬을 나타낸다. t_k , p_k 그리고 e_k 는 각각 k 번째 스코어 벡터, 가중치 벡터 그리고 잔차 벡터이다. 즉, X 를 저 차원 상에서 행렬의 곱(TP^T)으로 근사할 수 있는데, 이는 단지 a 개의 축에 투영시킨 값과 그 가중치의 선형적인 합만으로 시스템을 묘사할 수 있다는 것을 의미한다.

3-2. 다변량 통계적 공정 제어(MSPC; multivariate statistical process control)

PCA에 의해 구해진 모델은 크게 PC 공간과 잔차 공간으로 나누어 표현되며 각 구간의 통계적 기준치를 제공함으로써 모델 대비 공정 상황을 분석할 수 있게 한다. 모델을 기준으로, 이 두 공간을 나누기 위한 인덱스로서 T^2 (Hotelling's T^2 statistic)와 SPE(squared prediction error)를 많이 사용한다.

T^2 는 샘플이 정상 상태에서 얼마나 떨어져 있는가를 나타내주는 수치로, 다음과 같이 표현할 수 있다[14].

$$T^2 = t^T S^{-1} t \quad (2)$$

S^{-1} 은 T 의 공분산 행렬의 역으로, $S^{-1} = ((T^T T) / (n-1))^{-1}$ 이고, $t = x^T P(P^T P)^{-1}$ 이다. T^2 의 상위 제어선(UCL; upper control limit)은 다음과 같다.

$$T^2_{UCL} = \frac{(n-1)(n+1)a}{n(n-a)} F_{\alpha}(a, n-a) \quad (3)$$

여기서 n 는 샘플 수이고, $F_{\alpha}(a, n-a)$ 는 α 의 통계적 유의수준을 가지며, a 와 $n-a$ 의 자유도를 가지는 F 분포의 한계 지점이다. T^2 에 대한 샘플의 j 번째 요소, x_j 의 각 변수 기여도(contribution)는 다음 식으로부터 계산할 수 있다[15].

$$c_j^T = t^T S^{-1} [x_j p_j (P^T P)^{-1}]^T \quad (4)$$

이에 비해, SPE는 모델과의 오차를 나타내는 인덱스로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$SPE = \sum_{k=1}^a e_k^2 \quad (5)$$

그리고 다음 식으로부터 이에 해당하는 제한선을 얻을 수 있다.

$$SPE_{lim, \alpha} = \theta_1 \left[1 - \theta_2 h_0 \left(\frac{1-h_0}{\theta_1^2} \right) + \frac{\sqrt{z_{\alpha}(2\theta_2 h_0^2)}}{\theta_1} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (6)$$

여기서 $h_0 = 1 - ((2\theta_1 \theta_3) / (3\theta_2^2))$, $\theta_1 = \text{tr}(V)$, $\theta_2 = \text{tr}(V^2)$, $\theta_3 = \text{tr}(V^3)$, V 는 E 의 공분산 행렬이고, z_{α} 는 h_0 와 같은 부호를 갖고 $(1-\alpha)$ 의 신뢰구간을 가지는 표준정규변수이다.

$SPE_{lim, \alpha}$ 보다 큰 값을 갖는 이상(abnormality)이 감지되었다면, SPE

에 대한 각 변수의 기여도(contribution)를 비교해봄으로써 어느 변수가 이상에 가장 영향을 많이 미쳤는지 알 수 있다. 공정변수 j 에 대한 기여도, c_j^{SPE} 는 다음과 같다[15].

$$c_j^{SPE} = (e_j)^2 = (x_j - \hat{x}_j)^2 \quad (7)$$

여기서, \hat{x}_j 는 모델에 의해 예측된 요소 부분이고 e_j 는 잔차이다.

공정 이상은 T^2 나 SPE의 통계적 한계 값보다 큰 값을 갖는 사건인가를 확인하여 감지하고, 감지된 이상을 진단하기 위해서는 감지 시점에서의 기여도를 보는 것이 필수적이다. 다시 말해 공정의 무수히 많은 변수 상관성을 고려하여 단 몇 개의 PC로 압축하고, 압축된 공간에서 공정 상황을 모니터링하기 위해 SPE와 T^2 인덱스를 이용한다. 모니터링을 통해 특정 시점에서 이상이 감지되면 감지된 이상의 각 변수별 기여도를 통해 이상을 진단할 수 있다.

4. 결과 및 고찰

4-1. 데이터 수집 및 전체 데이터의 공정 패턴 파악

적용 사례에는 필름 공정에서 38일간 1분 간격으로 측정된 데이터를 사용하였고, 이 공정 데이터는 원료부 공정의 변수(tags)가 87개, 제막 공정의 변수가 31개이다. 이 데이터의 전체 경향성을 파악하기 위해, 현장의 분산제어 시스템으로부터 얻은 원래(raw) 데이터에 PCA를 적용하였다. 그 결과 Fig. 3과 같이 크게 두 영역으로 나누어져 나타났는데, 영역 사이 부분에서 조업 변화가 있었음을 확인할 수 있었다.

4-2. 그룹화 및 공정변동의 주요 원인 분석

전체 데이터를 대상으로 한 모델을 가지고 모든 데이터에 적용하는 것은 적합하지 않다. 제품이 다른 경우까지 하나의 성질로 묶어버리기 때문이다. 그래서 조업 상태가 변화함에 따라 그룹을 나눈 후 각각 모델링하여야 하는데, 본 연구에서는 PC 1과 PC 2에 대한 스코어 차트상에서 육안으로 그룹화하는 방법을 사용하였다. 이 방법은 매우 간편하며 이미 적절(reasonable)하다고 알려져 있으므로[16], Fig. 3과 같이 전체 공정을 두 그룹으로 나눌 수 있다.

그룹이 나뉘진 이유를 분석하기 위해, 각 그룹의 PC 1성분을 비교하여 얼마나 큰 차이를 보이는지 살펴보았다. Fig. 3에서 각 데이터의 시각을 살펴보면, 왼쪽 그룹은 자기용, 오른쪽 그룹은 산업용 PET 필름 데이터이고, 두 그룹의 차이를 T^2 statistic을 이용한 기여도 차트로 보면 Fig. 4와 같다. 표준타입의 경우, 자기용은 7 μ m에서 14 μ m 두께로 얻어내고 산업용은 12 μ m에서 188 μ m 두께로 생산하기 때문에, 자기용을 생산할 경우 더 얇은 두께를 얻어내기 위한 조업을 한다. 이 점을 그룹을 통해 확인할 수 있는데, Fig. 4에서 원료부 공정의 첫 번째 압출기

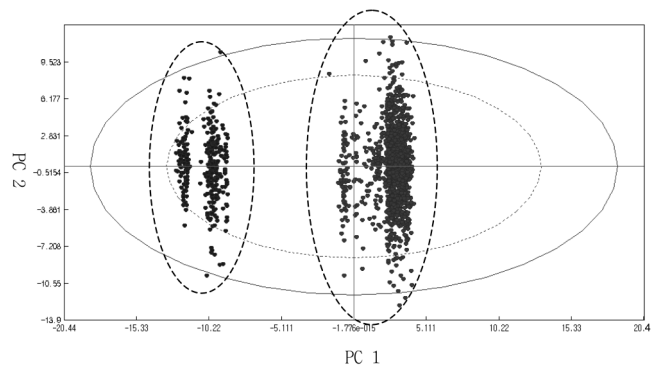


Fig. 3. Plot of the first two PCs corresponding to the total data (thirty-eight days).

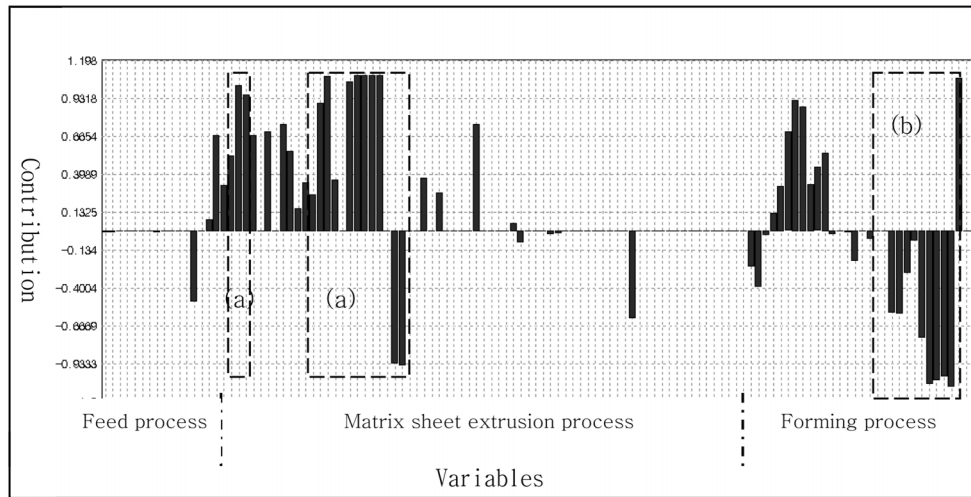


Fig. 4. Contribution plot identifying the difference between two groups (a) principal variables of the first extruder, (b) principal variables of the cross-direction process.

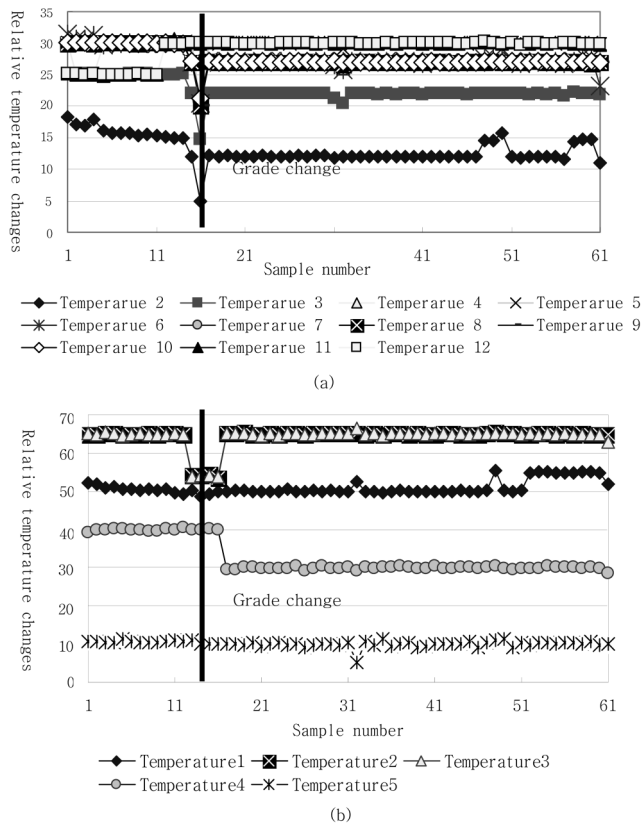


Fig. 5. Temperature change (a) of the first extruder, (b) of the cross-directional process.

온도가 제품에 큰 영향을 미치고, 제막 공정에서는 횡연신 공정의 온도 변수가 가장 큰 작용을 한다. 즉, 비교적 얇은 자기용 필름을 얻기 위해서는 높은 온도로 고분자를 용융시키고(Fig. 5(a)), 생성된 시트를 높은 온도에서 연신함을 확인할 수 있다(Fig. 5(b)).

이제 각 제품에 따라 모니터링을 하기 위해, 각 그룹에 대하여 PCA를 적용해보면 Fig. 6과 같은 결과를 얻을 수 있다. Fig. 6을 보면, 데이터가 PC 2 방향으로 긴 타원모양을 하고 있다. 이것은 PC 2 방향이 좁

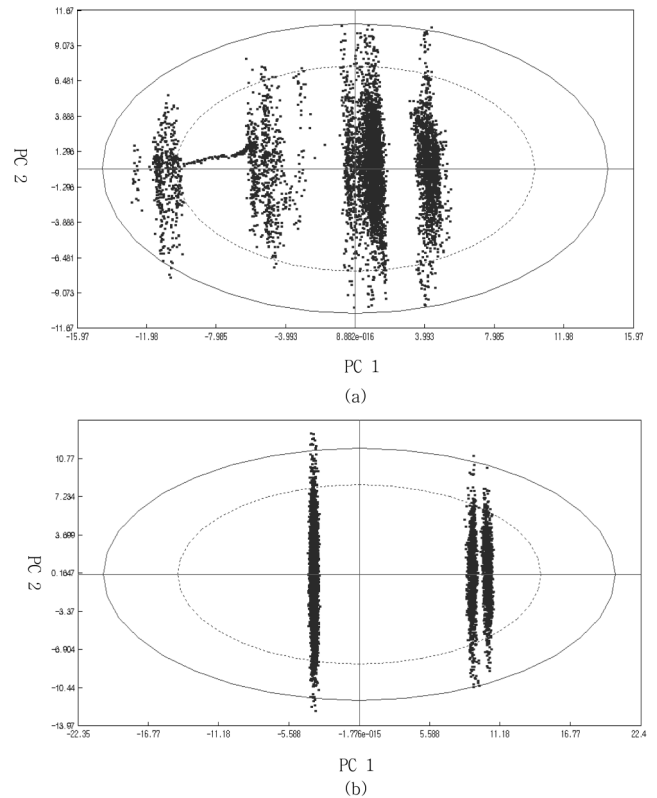


Fig. 6. Plot of the first two PCs (a) corresponding to group one data, (b) corresponding to group two data.

은 편차를 갖는 PC 1 방향보다 더 많은 이상의 원인을 갖고 있다는 것을 의미한다. 실제로 PC 1 방향에 대해 데이터 분포가 비연속적인 경향이 나타난 것은 부하 상하 조절 때문이었다. 그리고 PC 2 방향에 대해 큰 가중치를 갖는 변수들이 공정 변화에 큰 영향을 미침을 알 수 있는데, 이것을 Fig. 7과 Fig. 8에서 확인할 수 있다. Fig. 7에서 용융라인과 세 번째 필터의 변수들이 큰 값을 가지는데, Fig. 8에서 각 단위(unit)의 대표적인 온도 추이를 도시해보면, 7개의 단위 공정 중 용융 라인과 세 번째 필터의 온도가 상대적으로 크게 변화한다.

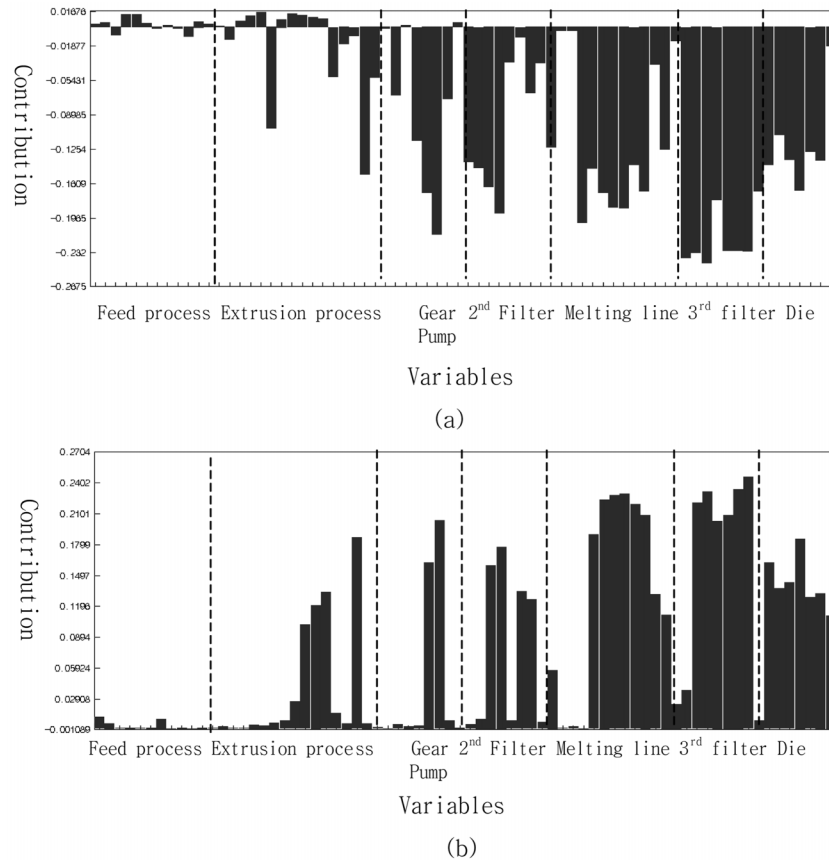


Fig. 7. Contribution plot corresponding to PC two (a) calculated from group one data, (b) calculated from group two data.

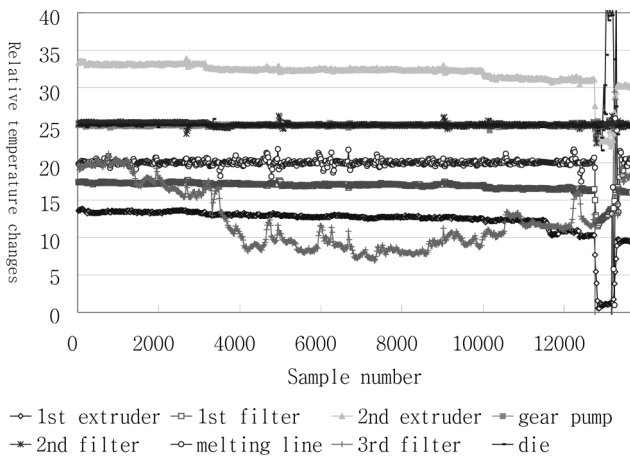


Fig. 8. Temperature changes of the first extruder, the first filter, the second extruder, the gear pump, the second filter, the melting line, the third filter, and the die.

4.3. 공정 비정상 감지

일반적으로 파단 현상은 파단의 종류나 심각성에 대한 정보가 복잡성을 띠고 있어, 이를 데이터로 수집하기가 쉽지 않다. 이런 경우, 품질 변수와 상관관계가 큰 변수들이 어떻게 움직이는지 관찰함으로써 비정상 상태를 감지할 수 있다. 우선, 공정이 정상으로 운전될 때의 데이터를 이용하여 모델링했다. 이 모델에 파단이 발생한 데이터와 그 파단이 공정을 지나온 체류시간에 해당하는 데이터를 투영하여 파단이 발생하는 지를 찾아보았다. 그 결과 Fig. 9에서 보듯이, 투영된 데이터가 파단 5

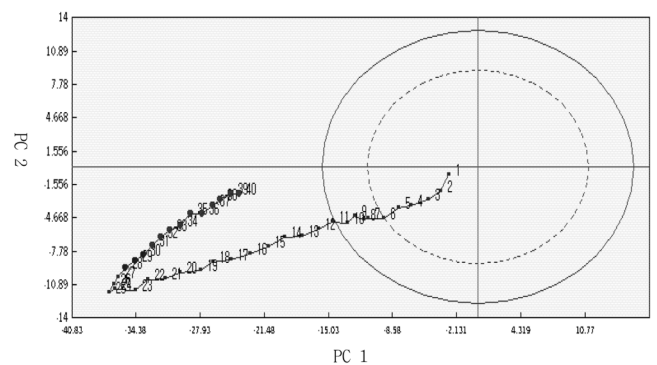


Fig. 9. Real-time monitoring and fault detection in PC space: Film-broken case.

분전부터 제어 한계를 벗어나기 시작해서 파단 현상이 나타난 데이터는 이상치로 감지되는 것을 발견할 수 있었다.

4.4. 공정 비정상 진단

이상치가 나타나면, 그때의 기여도 차트를 통해 비정상상태의 원인을 분석해 볼 수 있다. 일반적으로 압출기내에서 온도와 압력의 변화가 크기 때문에, 그 지점에서 파단의 원인이 많을 것이라고 예상한다. 그러나 이 공정의 경우는 6개월 전 마찰열 차이에 따른 스크루 교체로 압출기의 이상을 점검한 상태였고, 제안하는 방법을 통해 예상하지 못했던 공정에서 문제점을 발견할 수 있었다. 기여도 그래프에서 온도 변화의 폭이 컸던 용융라인과 세 번째 필터를 중점적으로 살펴보았는데, 이 변수

사용기호

- a : total number of principal components
 c_j^{SPE} : contribution to the SPE for process variable [j]
 $c_j^{T^2}$: contribution to the T^2 statistic for process variable [j]
 E : residual matrix for [X]
 e_j : residual of the data of process variable [j]
 e_k : kth residual vector for [X]
 $F_{\alpha}(a, n-a)$: F-distribution with a and n-a degrees of freedom in level of significance [α]
 i : index for events
 j : index for process variables
 m : number of variables
 n : number of samples
 P : loading matrix for [X]
 p_k : kth loading vector for [X]
 S : covariance matrix of [T]
 SPE : squared prediction error
 T : score matrix for [X]
 T^2 : Hotelling's T^2 statistic
 t_k : kth score vector for [X]
 V : covariance matrix of [E]
 X : process data set
 x_{ij} : obtained data
 x_i : column vector [i]
 x_j : jth element of [x]
 \hat{x}_j : part of the element predicted by the model
 z_{α} : standardized normal variable with (1- α) confidence limit

그리스 문자

- α : level of significance

참고문헌

- Boyle, T. J., "Control of Cross-Direction Variations in Web Forming Machines," *Can. J. Chem. Eng.*, **55**, 457-461(1977).
- Bergh, L. G. and Macgregor, J. F., "Spatial Control of Sheet and Film Forming Processes," *Can. J. Chem. Eng.*, **65**, 148-155(1987).
- VanAntwerp, J. G., Featherstone, A. P. and Braatz, R. D., "Robust Cross-directional Control of Large Scale Sheet and Film Processes," *J. Proc. Cont.*, **11**, 149-177(2001).
- Braatz, R. D., Tyler, M. L. and Morari, M., "Identification and Cross-Directional Control of Coating Processes," *AIChE J.*, **38**, 1329-1339(1992).
- Rawlings, J. B. and Chien, I.-L., "Gage Control of Film and Sheet-Forming Processes," *AIChE J.*, **42**, 753-766(1996).
- VanAntwerp, J. G. and Richard, D., "Fast Model Predictive Control of Sheet and Film Processes," *IEEE trans. control syst. technol.*, **8**(3), 408-417(2000).
- Braatz, R. D., Ogunnaike, B. A. and Featherstone, A. P., "Identification, Estimation, and Control of Sheet and Film Processes," in *Proc. of the IFAC World Congr.*, Tarrytown, NY, 319-324(1996).
- Beecher, A. E. and Bareiss, R. A., "Theory and Practice of Automatic Control of Basis Weight Profiles," *Tappi*, **53**(5), 847-852(1970).
- Hovd, M., Braatz, R. D. and Skogestad, S., "SVD Controllers for H_2 ,

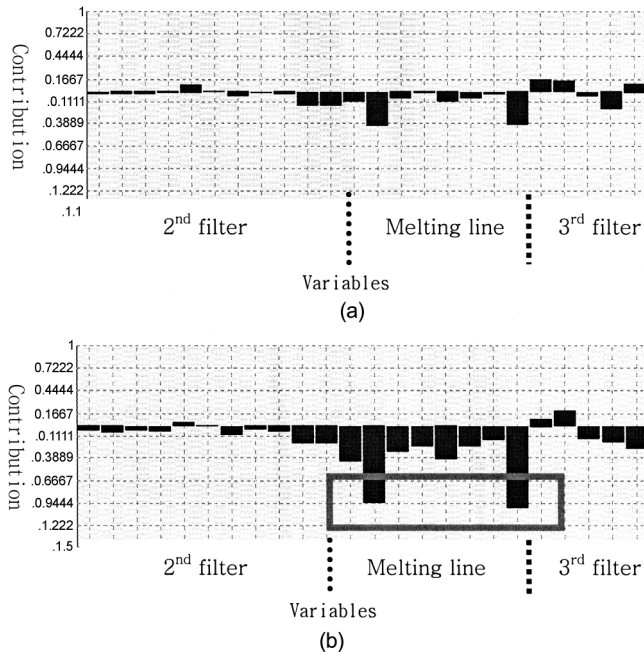


Fig. 10. Contribution plot (a) calculated from the data during seventeen minutes before the film-broken, (b) calculated from the film-broken data.

들과 관련하여 이상치가 영향을 받음을 확인할 수 있었다. Fig. 10을 보면, 데이터가 모델의 정상 영역에 들어있을 때는 작은 음의 값을 가지던 용융 라인 변수가 파단 현상에 가까워질수록 큰 음의 값을 가지게 됨을 알 수 있다. 공장과의 인터뷰를 통해 알아본 결과, 그 파단이 발생한 시점에 고분자의 누수 현상이 있었음을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

본 논문에서는 변수들이 큰 상관관계를 가진다는 점을 고려하여, 전체 공정을 대상으로 PCA를 적용해 보았다. 이때 데이터는 PC 1 대 PC 2 스코어 차트 상에서 용도별로 그룹을 지어 나타났다. 이 각각의 그룹에 PCA를 적용하여 비슷한 grade로 생산되는 데이터끼리 모아 모델을 만들었다. 그리고 이렇게 얻어진 모델에 이상이 일어났을 때의 데이터를 투영하고 모델의 한계선을 벗어나는지 살펴봄으로써 이상을 감지할 수 있었다. 또한 파단이 나타났을 때와 그 바로 이전 데이터를 투영함으로써, 파단의 주요 원인이 되는 인자를 찾을 수 있었다. 본 응용 사례의 경우, 용융 라인의 온도 변수가 파단 현상을 전후하여 크게 변화하였고, 이때 용융 라인에서 고분자가 새는 현상이 있었음을 확인할 수 있었다.

그 동안 제막 공정에 대한 연구는 많은데 비해, 원료부 공정까지 아우르는 필름 공정 전체에 대한 연구가 부족하였다. 본 논문에서는 전 공정을 대상으로 이상 현상을 감지하고 문제가 되는 주요 변수를 쉽게 찾을 수 있었다. 그리고 많은 변수를 가진 공정이 비정상 상태로 운전되는 시점을 가시화하였으며, 이를 통해 그 동안 이상 현상의 주요한 원인이 아니라고 판단하여 소홀히 처리하던 단위에서 문제점을 찾을 수 있었다.

감 사

이 논문은 2003년도 IMT2000 사업(과제번호: 00015993)과 두뇌한국 21사업에 의하여 지원되었습니다.

- H_∞, and μ -optimal Control," *Automatica*, **33**, 433-439(1996).
10. Featherstone, A. P. and Braatz, R. D., "Inupt Design for Large-Scale Sheet and Film Processes," *Ind. Eng. Chem. Res.*, **37**, 449-454(1998).
11. Russell, E. L. and Braatz, R. D., "Model Reduction for the Robustness Margin Computation of Large Scale Uncertain Systems," *Comput. Chem. Eng.*, **22**, 913-936(1998).
12. Gilmour, J. and Wang, L., "Detection of Process Abnormality in Food Extruder Using Principle Component Analysis," *Chem. Eng. Sci.*, **57**, 1091-1098(2002).
13. Wold, S. Kim, E. and Geladi, P., "Principal Component Analysis," *Chem. and Int. Lab. Sys.*, **2**, 37-52(1987).
14. Harold, H., "Analysis of a Complex of Statistical Variables into Principal Components," *J. Educat. Psychol.*, **24**, 498-520(1933).
15. Westerhuis, J. A., Gurden, S. P. and Smilde, A. K., "Generalized Contribution Plots in Multivariate Statistical Process Monitoring," *Chem. and Int. Lab. Sys.*, **51**, 95-114(2000).
16. Sebzalli, Y. M. and Wang, X. Z., "Knowledge Discovery from Process Operational Data Using PCA and Fuzzy Clustering," *Eng. appl. artif. intell.*, **14**, 607-616(2001).