

# 실시간 설비데이터를 활용한 휴대폰 메탈 프레임 공정의 다변량 모니터링

강성현 · 김성범<sup>†</sup>

고려대학교 산업경영공학과

## Multivariate Monitoring of the Metal Frame Process in Mobile Device Manufacturing

Seong Hyeon Kang · Seoung Bum Kim

Department of Industrial Management Engineering, Korea University

In mobile industry, using a metal frame of devices is rapidly increased for thin and stylish designs. However, fabricating metal is one of the difficult processes because the sophisticated control of equipment is required during the whole machining time. In this study, we present an efficient multivariate monitoring procedure for the metal frame process in mobile device manufacturing. The effectiveness of the proposed procedure is demonstrated by real data from the mobile plant in one of the leading mobile companies in South Korea.

**Keywords:** Metal Frame Process, Nonparametric feature selection, Multivariate Monitoring, Bootstrap, Mobile Device

### 1. 서론

모바일 시장에서 디자인은 소비자의 선택을 좌우하는 중요한 요소 중 하나이다. 특히 후발기업의 기술 향상으로 제품 성능이 상향평준화되면서 디자인 경쟁력은 제품 차별화를 위한 새로운 대안으로 부각되고 있다. 최근 모바일 제품의 외관이 메탈 소재로 변화하는 것은 이러한 시장 상황을 반영한 결과로 볼 수 있다.

과거 모바일 제품의 외관에는 플라스틱 분말을 녹여 금형에 주입한 후 냉각하는 사출 성형 방식을 사용해왔다. 이는 저렴한 가격으로 복잡한 형상을 쉽게 제작할 수 있는 장점이 있다 (Park *et al.*, 2012; Kim, 2008). 반면 메탈은 소재 특유의 광택을 통해 제품의 고급감을 향상시키고 강도가 높아 제품을 얇게 제작할 수 있지만, 상대적으로 가격이 비싸고 가공이 어려우며 특히 전류가 흐르는 소재의 특성으로 인해 절연 처리가 추가되는 등 모바일 제품의 프레임 용도로는 부적합한 소재로 인식되어 왔다(Lee, 2015). 그러나 신제품 출시가 지속되면서 플라스틱 외관만으로는 디자인 차별화에 한계에 이르자 제작

이 까다로운 메탈 소재를 과감히 외관에 적용한 제품들이 등장하고 있다. 처음 메탈 프레임 모델을 출시한 애플을 시작으로 국내 기업들도 최근 자사의 주력 모델에 메탈 프레임을 적용하였으며 샤오미, 화웨이 등 중저가 모델 라인업 위주의 중국기업 역시 고가의 메탈을 사용한 모델을 경쟁적으로 출시하고 있다. 이는 메탈 프레임의 공급 및 제조 능력이 모바일 산업에서 중요한 경쟁 요소임을 인식할 수 있는 부분이다.

일반적으로 금속 가공에는 생산성이 우수한 주조 방식(고온의 금속물을 주형에 채워 냉각하는 방법)을 선호한다. 그러나 이 방식은 표면 품질과 낮은 정밀도로 인해 휴대폰 메탈 프레임의 생산방식으로는 부적절하다. 따라서 대체 방법으로 computerized numerical control(CNC) 가공을 주로 사용한다(Song, 2014). CNC 가공은 컴퓨터로 제어되는 고속 회전 톨을 사용하여 대상을 절삭 성형하는 방식으로 가공 품질이 매우 우수하다. 그러나 금속물을 주형에 주입 후 냉각과 동시에 성형되는 주조 방식과는 달리 회전 톨이 절삭 경로를 이동하면서 성형되기 때문에 속도가 더딘 단점이 있다. 따라서 휴대폰 메탈 프레임 공정에

<sup>†</sup> 연락처 : 김성범 교수, 02841 서울특별시 성북구 안암동5가, 고려대학교 산업경영공학과, Tel : 02-3290-3397, Fax : 02-929-5888,  
E-mail : sbkim1@korea.ac.kr

2016년 6월 29일 접수; 2016년 10월 1일 수정본 접수; 2016년 11월 29일 게재 확정.

서는 CNC 가공의 낮은 생산성을 극복하기 위해 동시에 여러 부위를 가공할 수 있도록 다수의 설비가 배치되는 특징을 보인다.

<Figure 1>에서 보여지듯 휴대폰 메탈 프레임 공정은 크게 5 단계로 구분된다. 먼저 대략적인 제품 형태로 성형하는 1차 CNC 가공, 내부 부품을 부착하는 인서트 공정, 완제품에 가까운 형태로 성형하는 2차 CNC 가공, 금속 표면의 착색을 위한 아노다이징 공정, 마지막으로 스위치 등의 모서리 부분에 광택을 추가하는 다이아몬드 커팅(diamond cutting)순이다. 그러나 앞서 설명한 생산성 제약을 극복하기 위해 수천 대 이상의 설비에서 절삭 가공이 동시다발로 진행되기 때문에 이를 효율적으로 모니터링 및 통제할 수 있는 능력이 요구된다.

그러나 메탈 프레임 공정을 효율적으로 모니터링하기 위한 연구 및 사례는 찾아보기 힘든 실정이다. 이는 급변하는 시장에 대응하기 위해 대다수 휴대폰 기업이 메탈 프레임 공정을 서둘러 도입했으나, 빠른 제품 출시와 물량 확보를 우선한 나머지 모니터링과 같은 공정 운영 효율화 방안까지는 충분히 고려하지 못한 것으로 보인다. 그러나 메탈 가공은 기존 플라스틱 사출 대비 10배 높은 원재료 비용과 5배 긴 제작기간, 대규모 설비 투자가 수반되는 고비용 공정이다. 이러한 제조원가 부담을 줄이기 위해서는 공정 이상 징후 감지 및 신속한 조치를 위한 모니터링 체계 구축이 필수적이다. 따라서 본 논문에서는 기존 CNC 설비 데이터를 활용한 공정 모니터링 연구를 살펴보고 이를 휴대폰 공정에 맞도록 개량하는 방안을 모색하고자 한다.

CNC 설비 모니터링 연구는 크게 설비 운영 시스템과 공정 데이터 분석 방법론으로 구분할 수 있다. 전자는 고도화된 소프트웨어를 통해 설비를 효율적으로 제어하기 위한 연구로써 최근 범용 컴퓨터에서도 쉽게 모니터링 할 수 있는 개방형 플랫폼 연구를 대표적 사례로 볼 수 있다(Lee *et al.*, 2014; Kwon *et al.*, 2015). 후자는 설비의 센서나 제어기를 통해 수집된 데이터 분석을 통해 공정 상태를 파악하는 연구로써 가공품의 표면 거칠기, 가공 톨수명 등을 파악하는 연구가 대표적이다. 이와 관련하여 Jose *et al.*(2010)는 당시 CNC 설비 모니터링에 관련된 29건의 논문을 다양한 기준으로 분류하였는데, 84%에 해당하는 대다수가 인공지능명, 퍼지논리 기반의 알고리즘을 통

해 독립 변수와 종속 변수의 관계를 파악하는 것으로 조사되었다. 즉 수집한 데이터의 시간순서 고려 없이 오프라인 상태에서 모델을 구축 후 종속 변수값을 예측하는 연구라고 할 수 있다. 이후 Torabi *et al.*(2011), Duro *et al.*(2015) 등이 발표한 논문에서도 지지벡터머신 등 좀 더 다양한 알고리즘이 활용되었으나 이러한 연구 경향은 지속하였다. 그러나 앞서 소개한 연구들은 시간 흐름에 따른 휴대폰 메탈 프레임 공정의 상태 즉, 독립 변수의 변화를 관찰하는 것과는 차이가 있으므로 본 연구 취지와는 거리가 있다.

공정 변화를 관찰하는 다른 방법으로는 다변량 관리도를 고려해볼 수 있다. 다변량 관리도는 다수의 독립 변수를 하나의 통계량으로 요약하여 공정 상태를 관리하는 방법이다. 일반적으로 반도체, LCD, 에너지 산업 등 화학 공정 관리에 사용되는 경우가 많으나, Holly Dzuba(2010)는 예외적으로 절삭 가공을 위한 다변량 모니터링 연구 결과를 발표한 바 있다. Holly Dzuba(2010)의 연구를 살펴보면, 먼저 위한 전류, 가속도, 온도 센서가 포함된 데이터 수집 키트를 개발 후 이를 CNC 설비에 장착하여 실험 환경을 구축한다. 이후 CNC 설비에서 측정된 데이터를 주성분 분석(principal component analysis, PCA), 부분 최소 제곱(partial least square, PLS) 방법을 통해 간결하게 변환한 후 모니터링 통계량을 계산한다. 모니터링 통계량으로는 Hotelling T2와 PCA 혹은 PLS 모델로 변환된 데이터와 실제 데이터의 차이를 함께 참고한다. Holly Dzuba(2010)은 기존 연구에는 절삭 공정의 다변량 모니터링 시도가 없었음을 밝히면서 앞서 소개한 방법이 공정 변화 감지 및 공정 개선을 위한 정보 제공에 사용될 수 있다고 언급하고 있다. 그러나 Holly Dzuba(2010)의 방법을 양산 중인 휴대폰 메탈 프레임 공정에 적용하기에는 몇 가지 해결해야 할 문제가 있다.

첫 번째 문제는 데이터의 분포 가정이 현 공정에 맞지 않는 점이다. Holly Dzuba(2010)는 수집된 데이터가 정규 분포의 표본이라는 가정 하에 F분포를 사용하여 관리한계를 산출한다. 그러나 본 논문의 실험 데이터는 정규분포의 표본이 아니므로 비정규 분포 데이터에서의 관리한계 설정 방법이 고려되어야 한다. 두 번째는 실험 환경과 같은 모니터링 환경 구축이 사실

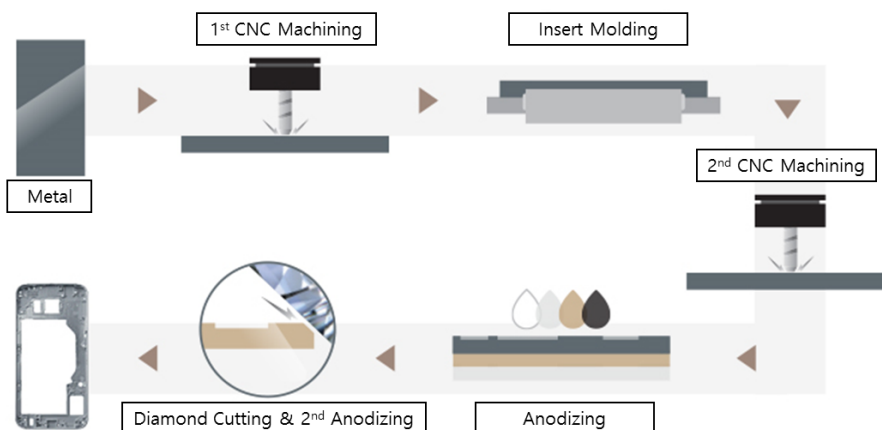


Figure 1. Overview of the Metal Frame Process

상 불가능하다는 점이다. Holly Dzuba(2010)는 별도의 데이터 수집 키트를 개발 및 설비에 설치함으로써 원하는 데이터를 실시간으로 수집한다. 그러나 수 천대 이상의 설비 모니터링이 필요한 상황을 고려한다면 별도의 키트를 설치하는 방법은 설비 메이커별 호환성 차이 및 투자 부담 등으로 인해 현실화되기 어렵다. 다만, 설비 액추에이터 및 제어기를 통해 일부 데이터를 수집할 수 있으므로 이를 활용하는 방안이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 양산 단계의 휴대폰 메탈 프레임 공정 특성을 고려한 모니터링을 최초로 시도하고 그 효용성을 검증하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 본 논문에서 다루는 데이터의 특성과 성능 평가 방법을 설명하였으며, 제 3장에서는 다변량 모니터링 절차 및 방법을 설명하였다. 제 4장에서는 제안한 기법의 성능을 검증하였으며, 마지막 제 5장은 연구 내용의 요약과 더불어 추후 연구 과제를 정리하였다.

## 2. 데이터 설명 및 성능 평가 기준

### 2.1 데이터의 구성 및 특징

메탈 프레임 공정은 대규모 설비 운영을 위해 통합 관리 시스템과 함께 운영되고 있다. 통합 관리 시스템에는 가공 시작과 종료시점 외에 가공 톨 이상, 액추에이터 과부하와 같은 설비 정지 원인을 발생 즉시 기록하는 이벤트 데이터가 있으며, 이와는 별도로 설비 센서 및 제어기를 통해 수집된 각 동작부 부하율, 온도 등을 30초마다 주기적으로 측정된 센서 데이터가 있다. 따라서 이벤트 데이터는 불규칙적으로 저장되며, 센서 데이터는 규칙적으로 저장되는 특징이 있다. 본 연구에서는 메탈 프레임 공장에서 통합 관리 시스템을 통해 조회 가능한 CNC 설비 데이터를 사용하였다. 대상 설비는 조사 당시 동

일 모델의 양산 기간이 가장 긴 설비를 선택하였으며, 이를 통해 10일간 2,193개 부품 생산과정에서 측정된 16,646개 센서 데이터를 수집하였다.

일반적으로 절삭 가공 중에는 마찰열, 이동속도 등이 일정하므로 온도, 부하 등의 변화를 관찰하여 이상 여부를 판단할 수 있다. 따라서 센서 데이터를 <Table 1>과 같이 독립 변수로 구성하여 모니터링에 활용하였다. <Table 1>의  $X_1$ 에서부터  $X_{13}$ 은 액추에이터별 온도, 부하율, 속도 등을 의미하며, 1열과 2열은 가공품 순서와 데이터 순서를 의미한다. 가공품 수보다 데이터 수가 많은 이유는 데이터 측정 주기가 30초로 짧기 때문에 한 가공품을 대상으로 센서 데이터가 여러 번 측정되기 때문이다.

한편, 모니터링 모델 구축 시 이상 범주 데이터를 제거하거나 이상 탐지 결과가 실제 결과와 같은지 비교하기 위해서는 <Table 1>의 Y(8열)에 해당하는 종속 변수가 필요하다. 본 연구의 궁극적인 목적은 메탈 프레임의 가공 품질 향상이므로 가공 완성도를 평가하는 검사 공정 결과를 종속 변수로 사용하는 것이 적절하다. 그러나 현 공정에서는 검사 결과를 반영한 실험 데이터 구성이 어려운 2가지 문제가 있다. 첫 번째는 독립 변수와 종속 변수의 매칭을 위한 공정 역추적이 불가능하다. 메탈 프레임은 세부적으로 약 20단계의 절삭 과정을 거친다. 이 때 각 단계에서 빈 설비를 우선 할당하기 때문에 가공품마다 다른 경로의 CNC 설비를 거치게 된다. 따라서 해당 가공품에 대한 각 공정의 데이터와 최종 검사 데이터를 매칭하기 위해서는 바코드, RFID을 가공품에 부착하는 등의 식별 조치가 필요하다. 그러나 표면에서부터 절삭하는 방식으로 제작되는 메탈 프레임의 특성상 표면에 식별 장치 부착이 곤란하기 때문에 가공 중 독립 변수를 측정하였다더라도 이후 검사 결과 즉, 종속 변수를 매칭할 수 없는 현상이 발생한다. 두 번째는 생산성 저하 우려 및 투자 부담에 있다. 첫 번째 문제를 해결하기 위해 CNC 설비

Table 1. Data Format in the Metal Machining Process

Part No.	Data No.	$X_1$	$X_2$	...	$X_{12}$	$X_{13}$	Y
1	1	0	3	...	90	37	Normal
	2	4	2	...	90	37	Normal
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	Normal
	7	2	2	...	98	41	Normal
2	8	4	4	...	90	44	Delayed
	9	4	3	...	90	45	Delayed
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	Delayed
	18	3	5	...	98	41	Delayed
3	19	430	1	...	90	40	Halted
	20	4	2	...	90	40	Halted
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	Halted
	21	237	1	...	0	41	Halted
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	
2,193	16,639	5	3	...	90	40	Normal
	16,640	4	3	...	90	45	Normal
	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	Normal
	16,646	3	3	...	89	42	Normal

와 검사 공정을 함께 배치하여 가공 후 검사 결과를 즉시 매칭하는 방법을 고안해 볼 수 있다. 그러나 설비 규모를 감안한다면 이 방법은 상당한 투자 부담을 유발할 수 있으며, 늘어난 측정 시간만큼 생산 속도가 저하되는 점도 우려된다.

따라서 본 연구에서는 검사 결과를 사용하는 것의 대안으로 통합 관리 시스템의 이벤트 데이터에 저장된 가공시간을 사용하였다. 이는 설비 이상 등으로 공정이 강제 정지하거나 엔지니어가 조치를 취한 경우 가공시간이 짧아지거나 지연되는 점을 착안한 것이다. 따라서 평균 가공시간 대비 차이가 큰 공정의 데이터는 비정상 범주로 분류하고 나머지 평균 가공시간과 유사한 공정의 데이터는 정상 범주로 분류하였다. 또한 비정상 범주는 다시 평균 대비 가공시간이 긴 지연 공정(delayed)과 평균 대비 가공시간이 짧은 중단 공정(halted)로 세분화하였다. 이를 통해 상대적으로 빈도는 낮지만 심각한 설비 결함이 의심되는 중단 공정의 검출 성능도 함께 평가할 수 있도록 고려하였다. 종속 변수의 설정 방법은 제 3.1절에서 보다 상세히 다룰 것이다.

### 2.2 모니터링 기법의 성능 평가 방안

모니터링 기법의 성능 평가 지표로는 이상 검출까지의 소요 시간을 의미하는 average time to signal(ATs)를 사용하였으며 계산식은 다음과 같다.

$$ATS = ARL_1 \times h \tag{1}$$

$$ARL_1 = 1 / (1 - \beta) \tag{2}$$

식 (1)의  $h$ 는 데이터 관측 주기에 해당하며 본 논문에서는 센서 데이터의 측정 주기인 30초를 의미한다. 또한 식 (2)의  $\beta$ 는 2종 오류이며  $ARL_1$ 은 이상 상태가 시작된 시점부터 이상이 검출되기

까지 필요한 데이터 측정 횟수이다. 결국 ATs는 이상 상태가 검출되기까지 걸린 시간을 의미하므로 수치가 작을수록 우수한 성능을 의미한다(Montgomery, 2015). 본 논문에서는 같은 유의수준으로 조절한 관리도의 ATs를 비교함으로써 성능을 평가하였다.

### 3. 다변량 모니터링 방안

본 연구에서는 다음과 같은 절차를 통해 모니터링을 진행하였다. 먼저 통합 관리 시스템의 센서 및 이벤트 데이터를 조합하여 실험 데이터를 구성하였다. 다음으로는 실험 데이터의 정규성 검정을 실시한 후 이를 근거로 비모수기법인 부트스트랩을 활용하여 관리한계를 설정하였다. 또한 모니터링 단계에서는 변수간 상관관계가 높은 데이터 특성을 고려하여 다양한 마할라노비스 거리 기반의 관리도를 적용한 후 가장 단시간에 이상을 검출하는 관리도를 최종 모니터링 방법으로 제시하였다. 마지막 조치 단계에서는 이상 공정의 주요 변수를 파악하기 위해  $T^2$  분해 기법을 제안하여 이상 공정을 신속히 조치할 수 있도록 고려하였다.

#### 3.1 가공시간을 통한 공정 범주 설정

제 2.1절에서 설명한 바와 같이 메탈 프레임 공정에서는 검사 결과를 종속 변수로 사용할 수 없으므로 이벤트 데이터의 가공시간을 통해 센서 데이터를 정상 및 이상 범주로 구분해야 한다. 그러나 이벤트 데이터는 공정 종료 시점에 한 번만 저장되는 반면, 센서 데이터는 한 공정이 진행되는 동안 30초 주기로 반복 측정되기 때문에 두 데이터를 일대일로 매칭할 수 없는 문제가 있다. 따라서 <Figure 2>의 방법을 사용하여 실험 데이터를 구성하였다.

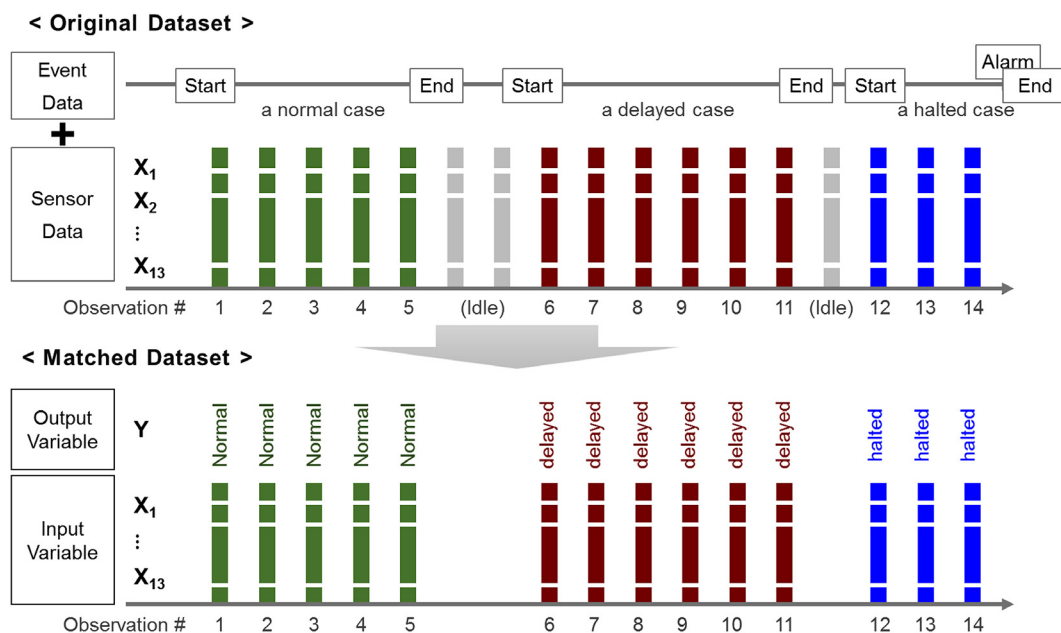


Figure 2. Illustration of Matching the Number of Input and Output Data

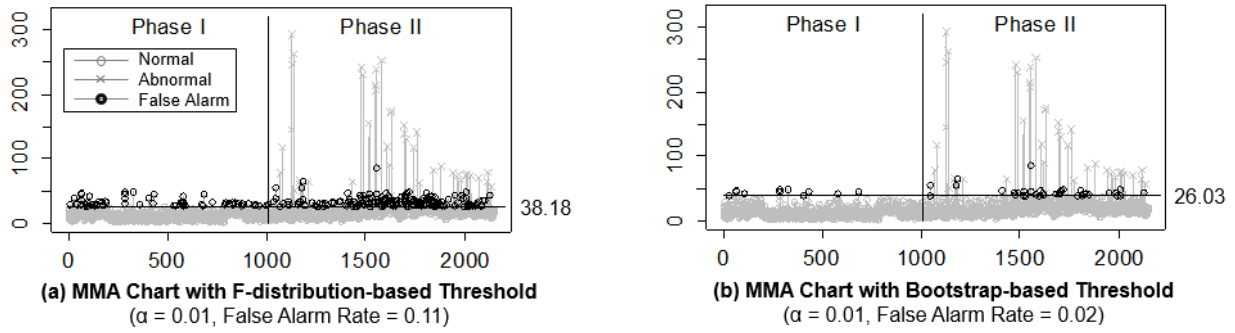


Figure 3. Comparison of False Alarm Rates Between Bootstrap-based and F-Distribution-based Thresholds

<Figure 2>는 센서 데이터 및 이벤트 데이터의 매칭 방법을 도식화한 것이다. 각 공정의 가공시간은 이벤트 데이터에 저장된 공정의 시작과 종료시각 차이를 구하여 산출한다. 이 때 가공시간이 평균과 유사한 경우에는 해당 가공품에서 측정된 데이터를 모두 동일한 정상 범주로 분류하였다. <Figure 2>에서 1번에서부터 5번까지의 데이터가 모두 정상 레이블을 갖는 이유이다. 또한 가공시간이 평균과 상이한 공정의 데이터는 <Figure 2>에서 6번에서 11번까지 경우처럼 해당 공정이 평균보다 지연된 경우에는 지연 공정, 12번부터 14번까지 경우처럼 평균에 못 미치는 경우에는 중단 공정으로 분류함으로써 종속 변수가 1가지 정상 범주와 2가지 이상 범주 값을 갖도록 하였다.

### 3.2 부트스트랩을 활용한 관리한계 설정

부트스트랩 방법은 분포를 알 수 없는 데이터 집단에서 분위수를 산출할 수 있는 방법이다(Efron and Tibshirani, 1993). 일반적으로 Hotelling  $T^2$  관리도에서는 데이터가 정규분포를 따른다는 가정하에 F분포에 상수를 곱한 식으로 관리한계선을 계산한다. 그러나 본 실험 데이터에 샤피로-윌크 정규성 검증을 실시한 결과 정규 분포의 표본이 아닌 것으로 분석되었다. 이러한 경우 부트스트랩과 같은 비모수 방법을 사용하여 분위수를 산출하는 방법으로 관리한계를 정해야 한다(Lee and Suh, 2002). 아래는 부트스트랩을 이용한 관리한계 계산 과정을 정리한 것이다.

1. 'Phase I' 구간의  $T^2$  통계량을 1,000번 이상 복원 추출하여 부트스트랩 표본을 구한다.
2. 모든 부트스트랩 표본으로부터  $100 \times (1-\alpha)$ 에 해당되는 분위수 값을 얻어 평균을 구한다.  $\alpha$ 는 1종 오류로 사용자가 정한 값이다.
3. 위 단계에서 구한 표본 별 분위수의 평균을 관리상한으로 사용한다.  $T^2$  통계량은 늘 양수이므로 관리하한은 항상 0이다.

참고로 관리한계 설정 시에는 10일간 데이터 중 최초 5일間は 'Phase I', 나머지 구간은 'Phase II'로 나눈 후 'Phase I' 구간에서 종속 변수의 범주가 정상인 데이터를 추출하여 사용하였다. <Figure 3>은 MMA 관리도에서 유의수준이 0.01로 같을 때 F

분포와 부트스트랩을 사용한 관리한계선의 차이점을 보여주고 있다. 그림에서 알 수 있듯이 F분포를 사용할 때보다 부트스트랩 사용 시 사용자가 설정한 유의수준과 실제 오경보율이 유사함을 알 수 있다.

### 3.3 다변량 관리도 작성

<Figure 4>의 상관계수 행렬을 살펴보면 독립 변수  $X_6, X_{10}$ 와 같이 일부 변수 간에 높은 상관관계를 확인할 수 있다. 다변량 관리도는 변수 간의 상관관계를 반영하는 마할라노비스 거리를 사용하여 정상 범주를 결정하기 때문에 <Figure 4>와 같이 상관관계가 큰 변수를 포함한 데이터에서 우수한 성능을 발휘할 가능성이 높다(Montgomery, 2015). 따라서 본 논문에서는 이러한 점을 착안하여 마할라노비스 기반의 대표적인 다변량 관리도인 Hotelling  $T^2$  관리도 및 Hotelling  $T^2$  관리도에서 파생된 다변량 이동평균관리도(Multivariate Moving Average Chart, MMA), 다변량 지수가중이동평균관리도(Multivariate Exponential Weighted Moving Average Chart, MEWMA)를 선택하여 각각의 성능을 비교하였다. 이 때 이상 범주에 해당하는 지연 공정과 중단 공정의 검출 성능이 앞서 선택한 관리도 별로 상이할 수 있으므로 두 이상 범주 검출 성능을 모두 고려하여 가장 적절한 관리도를 선정하였다.

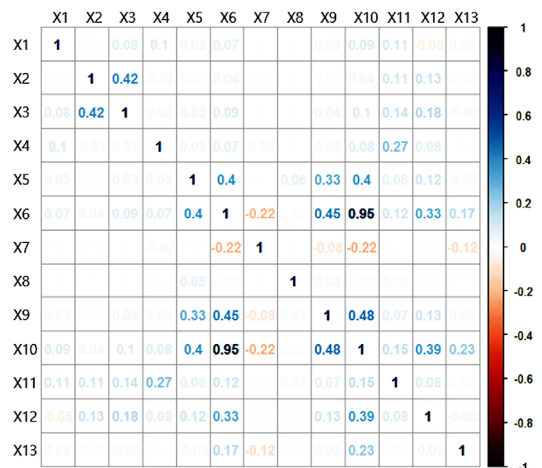


Figure 4. Correlation Matrix of Input Variables

다음은 각 관리도에서 사용하는 모니터링 통계량 계산식을 나타낸 것이다. 식 (3)은 Hotelling  $T^2$  관리도, 식 (4)는 MMA 관리도, 식 (5)은 MEWMA 관리도에 해당한다. 이들 식에서  $X$ 는 센서 데이터 벡터,  $i$ 는 센서 데이터 순서,  $\Sigma$ 는 공분산 행렬이며, 식 (4)의  $\omega$ 와 식 (5)의  $\lambda$ 는 사용자 매개변수로써 윈도우 크기와 0과 1사이에서 지정된 지수이동평균 가중치를 의미한다. MMA 및 MEWMA 관리도는 식 (4)와 식 (5)에서 보여지듯 누적평균을 사용하여 모니터링 통계량을 계산한다. 따라서 일반적으로 노이즈에는 강건한 반면, 작은 공정 변화에도 민감한 장점이 있다.

$$T_i^2 = (X_i - \bar{X})' \Sigma^{-1} (X_i - \bar{X}), \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (3)$$

$$M_i = \frac{T_i + T_{i-1} + T_{i-2} + \dots + T_{i-\omega+1}}{\omega}, \quad \text{for } i \geq \omega \quad (4)$$

$$T_i^2_{\text{MEWMA}} = Z_i' \Sigma_i^{-1} Z_i, \quad (5)$$

where  $\Sigma_{Z_i} = \frac{\lambda}{2-\lambda} [1 - (1-\lambda)^{2i}] \Sigma$  and

$$Z_i = \lambda X_i + (1-\lambda) Z_{i-1}$$

### 3.4 이상치 해석

공정 이상 모니터링 못지않게 이상을 신속하게 조치하는 능력은 매우 중요하다. 이는 생산성과 직결되기 때문에 제조 경쟁력 제고를 위한 필수 역량으로 볼 수 있다. 신속한 이상 조치를 위해서는 이상을 유발한 주 원인 변수를 판별할 수 있어야 한다. 그러나 이전 단계에서 사용한  $T^2$  통계량은 독립 변수들의 결합된 값으로 표현되기 때문에 이상 원인이 되는 변수를 직관적으로

판별하기 어렵다(Kang and Kim, 2011). 따라서 이러한 문제점을 극복하기 위해  $T^2$  분해 기법을 사용하였다. 이 기법은 이상 데이터의  $T^2$  통계량을 각 변수 별로 분해했을 때 값이 큰 변수를 이상의 주 변수로 판정하는 방법으로 식 (6)을 통해 구할 수 있다.

$$d_i = T^2 - T_{(i)}^2, \quad i = 1, 2, 3, \dots, p \quad (6)$$

식 (6)에서  $T_{(i)}^2$  값은  $i$ 번째 변수를 제외하고 계산한  $T^2$  값으로써 결국  $d_i$ 는  $i$ 변수의 영향력이 클수록 값이 커지게 되므로  $d_i$ 가 큰 변수를 이상 유발의 주요 변수로 볼 수 있다(Runger et al., 1996). 따라서 설비 엔지니어는 해당 변수와 관련된 부분에 문제가 있음을 인지하고 즉시 조치할 수 있게 된다.

## 4. 다변량 모니터링 결과

### 4.1 모니터링 기법의 평가 결과

제 3.3절에서 제시한 관리도를 작성하기 위해서는 사용자 매개변수인 MMA 관리도의 윈도우 크기( $\omega$ ), MEWMA 관리도의 지수이동평균 가중치( $\lambda$ )를 결정해야 한다. 본 실험에서는 Phase I 구간의 정상 범주 데이터를 사용하여 다양한 매개변수의 관리도를 작성한 후 Phase II 구간 데이터를 관리도에 적용하는 방법으로 각 관리도의 모니터링 성능을 검증하였다. 유의수준은 0.01에서 0.10까지 0.01간격의 실수, MMA 관리도의 윈도우 크기는 2부터 30까지의 정수, MEWMA 관리도의 지수이동평균 가중치는 0.1부터 0.9까지 0.1간격의 실수를 사용하였다.

Table 2. Comparison of Three Control Charts in terms of ATS and ARL<sub>1</sub>

Process Categories	$\alpha$ (Type I Error Rate)	Hotelling $T^2$ Chart		MMA Chart		MEWMA Chart	
		ATS <sub>(sec)</sub>	ATL <sub>1</sub>	ATS <sub>(sec)</sub>	ATL <sub>1</sub>	ATS <sub>(sec)</sub>	ATL <sub>1</sub>
Delayed process ( $\lambda_{\text{MEWMA}} = 0.3,$ $\omega_{\text{MMA}} = 26$ )	0.01	4,807	160.237	46	1.543	<b>39</b>	1.298
	0.02	853	28.430	40	1.344	<b>38</b>	1.276
	0.03	137	4.568	41	1.354	<b>37</b>	1.227
	0.04	78	2.616	41	1.356	<b>37</b>	1.217
	0.05	61	2.020	39	1.316	<b>37</b>	1.219
	0.06	53	1.753	39	1.311	<b>36</b>	1.207
	0.07	47	1.565	39	1.287	<b>36</b>	1.208
	0.08	43	1.425	38	1.267	<b>36</b>	1.189
	0.09	41	1.376	38	1.277	<b>36</b>	1.185
	0.10	40	1.329	39	1.298	<b>36</b>	1.215
Halted process ( $\lambda_{\text{MEWMA}} = 0.6,$ $\omega_{\text{MMA}} = 5$ )	0.01	1,121	37.352	<b>468</b>	15.615	1,067	35.572
	0.02	832	27.741	<b>274</b>	9.133	848	28.272
	0.03	859	28.623	<b>236</b>	7.860	656	21.883
	0.04	821	27.367	<b>234</b>	7.790	551	18.382
	0.05	671	22.361	<b>238</b>	7.919	554	18.455
	0.06	672	22.413	<b>229</b>	7.632	480	16.015
	0.07	549	18.315	<b>212</b>	7.080	485	16.152
	0.08	545	18.161	<b>190</b>	6.348	454	15.121
	0.09	402	13.401	<b>183</b>	6.108	476	15.854
	0.10	426	14.211	<b>178</b>	5.939	371	12.356



<Table 2>는 각 관리도의 검출 성능을 정리한 것이다. 밑줄로 표시된 값은 동일한 유의수준에서 최고 성능을 나타내는 값으로 밑줄 친 숫자가 많은 관리도일수록 휴대폰 메탈 프레임 공정에 적합한 관리도로 볼 수 있다. 참고로 MMA 및 MEWMA 관리도의 경우 가장 우수한 성능을 기록한 매개변수의 결과만을 정리하였다. <Table 2>를 살펴보면, 먼저 지연 공정의 검출 성능에서는 MEWMA 관리도가 10단계의 유의수준 중 모든 단계에서 가장 우수했으나 MMA 관리도 또한 근소한 차이로 매우 우수한 성능을 보였다. 또한 유의수준 0.05 이상에서 실험에 사용한 모든 관리도가 1분 이내에서 이상을 탐지하는 것으로 보아 중단 공정보다 지연 공정에서 독립 변수의 이상치가 뚜렷함을 짐작할 수 있다. 다음으로 중단 공정의 검출 성능에서는 MMA 관리도가 10단계 모두에서 가장 우수한 성능을 보였다. 그러나 지연 공정에서 MEWMA 관리도가 MMA 관리도보다 다소 우수한 결과를 보인 것과는 대조적으로 중단 공정에서는 MMA 관리도가 다른 관리도보다 2배 이상 빠른 검출 성능을 가진 것으로 나타났다. 따라서 MMA 관리도를 두 비정상 범주를 효과적으로 검출할 수 있는 가장 이상적인 모니터링 방법으로 제안하고자 한다.

이와 같이 지연 공정과 중단 공정에서 각 관리도의 성능이 상이한 원인으로는 모니터링 통계량 계산 시 반영되는 시간 범위와 관련이 깊다. 지연 공정은 평균 가공시간보다 긴 공정

이기 때문에 많은 데이터가 측정된다. 따라서 넓은 범위의 데이터를 사용하는 계산방식일수록 앞선 시점의 데이터부터 모니터링 통계량에 반영할 수 있으므로 지연 공정의 검출에 유리하다. 반면, 중단 공정은 가동 중 예외상황으로 인해 강제 정지된 경우이므로 데이터 측정 횟수가 매우 적다. 이 때 넓은 범위의 평균을 사용하면 앞서 측정된 정상 공정의 데이터가 모니터링 통계량에 함께 반영되므로 중단 공정의 특징이 약화되는 문제점이 발생한다. 따라서 최근 측정된 데이터의 가중치가 높거나 좁은 이동평균 범위를 반영한 평균 계산방식이 중단 공정의 검출에 유리하다. 이러한 현상은 각 관리도에서 가장 우수한 성능을 보인 매개변수에서도 드러난다. 지연 공정에서는 MEWMA 관리도의  $\lambda$ 는 0.3, MMA 관리도의  $\omega$ 는 26으로 넓은 범위의 통계량을 사용하는 경우 우수한 성능을 보였다. 반면, 중단 공정에서는  $\lambda$ 는 0.6,  $\omega$ 는 5로 좁은 범위의 통계량에서 성능이 좋음을 알 수 있다.

<Figure 5>는 유의수준이 0.1일 때의 각 관리도 모습이다. <Figure 5>에서 왼편은 지연 공정의 검출 성능을 기준으로 매개변수를 조절한 결과이며, 오른편은 중단 공정을 기준으로 조절한 결과이다. Hotelling  $T^2$  관리도는 매개변수가 없으므로 하나의 그래프만 표현하였다. <Figure 5>에서 보여지듯이 Hotelling  $T^2$  관리도는 <Figure 5>(e)와 같이 노이즈가 그대로 반영되어 이상 공정의 구분이 힘들다. 또한, MEWMA 및 MMA 관리도는

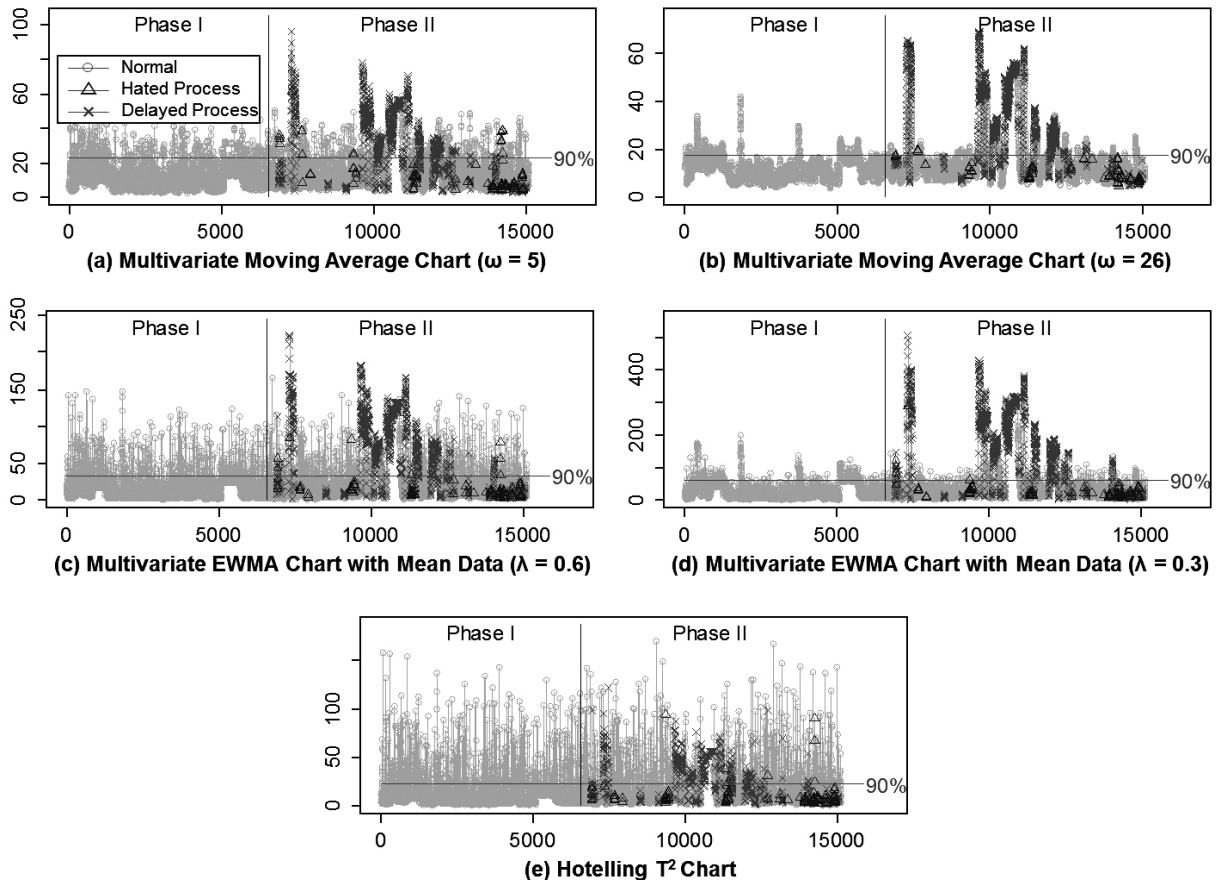


Figure 5. Three Control Charts with the Best Parameters

**Table 3.** Decomposition Results of the Multivariate Moving Average Chart

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12	X13
Delayed process	7.6	9.0	11.3	11.3	6.9	3.8	3.4	11.5	8.1	2.9	7.3	5.2	2.6
Halted process	7.6	8.3	9.6	8.5	8.1	3.8	7.0	12.4	4.5	5.0	7.0	4.8	4.5

유사하게 <Figure 5>(c), <Figure 5>(d)에서 지연 공정의 검출 능력이 모두 우수함을 알 수 있다. 그러나 <Figure 5>(a), <Figure 5>(c)의 비교에서 MEWMA 대비 MMA 관리도가 중단 공정의 검출에 상대적으로 유리함을 시각적으로 확인할 수 있다.

#### 4.2 이상치 해석 결과

마지막 단계로 이상 데이터를 해석하기 위해 MMA 관리도의 모니터링 결과를 대상으로  $d_i$ 를 산출 후 주 원인 변수를 살펴보았다. <Table 3>은  $d_i$ 를 산출하여 순위를 매긴 후 이를 평균한 것이다. 또한 해석 결과를 지연 공정인 경우와 중단 공정인 경우로 구분하여 각 비정상 범주에서의 주원인 변수를 비교하였다.

<Table 3>을 살펴보면, 비정상 범주 중 지연 공정에 해당하는 25개 공정 중 스핀들 모터 온도가 평균 순위 2.4로 주원인인 경우가 가장 많으며, 그 다음으로는 Z축 모터 온도가 2.9로 높은 평균 순위를 기록하였다. 한편, 중단 공정에 해당하는 8개 공정에서는 Z축 모터 제어기 온도가 평균 순위 3.8로 가장 높았으며, 그 다음으로는 스핀들 온도와 Y축 모터 온도가 평균 순위 4.5로 동률을 이루었다. 스핀들은 메탈 소재를 절삭하는 부품으로 마모로 인해 정기적인 교체 및 중점 관리가 필요한 부품으로 알려져 있다. 본 실험에서도 스핀들 모터 온도가 지연 및 중단 공정 모두에서 높은 순위로 지목되어 기존 알려진 바와 크게 다르지 않았다. 그러나 중단 공정에서는 스핀들보다 Z축 및 Y축 액추에이터와 같이 다른 구동부의 원인이 더욱 빈도가 높았다. 따라서 갑작스러운 설비 정지로 인한 공정 유실을 예방하기 위해서는 Z축 및 Y축 액추에이터도 스핀들과 유사한 수준으로 철저히 관리해야 함을 알 수 있다.

## 5. 결론

스마트폰 출시 이후 큰 지각변동을 겪었던 모바일 산업은 중국, 인도 등 후발주자의 경쟁이 더해지면서 어느 때보다 치열한 양상으로 전개되고 있다. 때문에 메탈 프레임 도입을 통한 디자인 경쟁도 하이엔드 제품에서부터 최근 로우엔드 제품에 이르기까지 가속화되고 있다.

그러나, 메탈 프레임 공정은 실패 비용이 높고 대규모 설비 간의 정밀한 제어를 요구하는 고난이도 공정이다. 본 논문에서는 이러한 메탈 공정의 효율적인 운영을 위해 CNC 설비 데이터를 활용한 다변량 모니터링 방법론을 제시하였다. 먼저 최종 검사 결과를 종속 변수로 사용하기 어려운 양산 공정의

문제를 극복하기 위해 가공시간을 활용한 데이터 구성 방법을 설명하였으며, 정규분포를 따르지 않는 데이터의 특징을 고려하여 부트스트랩 기법을 활용한 비모수 관리한계 설정 방법을 소개하였다. 또한, 다양한 마할라노비스 거리 기반의 다변량 관리도 간 성능을 비교함으로써 메탈 공정에 가장 적합한 모니터링 방법을 제시하고자 하였다. 그 결과 지연 공정과 중단 공정 모두에서 검출 성능이 우수한 MMA 관리도를 휴대용 메탈 프레임 공정의 모니터링 방법으로 제안하였다. 마지막으로 이상치의 해석 방법인  $T^2$ 분해 기법을 통해 지연 공정은 스핀들 모터, 중단 공정 Z축 모터가 주 이상 원인임을 확인하였다. 본 연구 결과는 실제 운영 중인 공장으로부터 수집한 데이터 분석을 통해 고안되었으며, 엔지니어의 경험에 대한 의존도가 높았던 기존의 관리 방식을 데이터 기반의 관리 방식으로 개선함으로써 대규모 설비 관리 효율화 및 생산성, 품질 향상에 크게 기여할 것으로 기대한다.

추후 연구 과제로는 기계학습 기반의 단일 범주 분류기(one-class classification)를 활용한 다변량 모니터링 기법을 연구하고자 한다. 본 실험 결과에서는 중단 공정 검출률이 지연 공정에 비해 현저히 낮은 한계가 있었다. 그러나 중단된 공정은 설비의 심각한 오류로 인해 공정이 강제 정지된 경우를 포함하므로 즉시 검출이 매우 중요하다. 단일 범주 분류기는 다변량 관리도와 같이 독립 변수를 지속 모니터링 할 수 있는 반면, 기계학습 알고리즘의 매개변수 조절을 통해 다변량 관리도보다 더욱 유연한 분류 경계를 설정할 수 있으므로 이를 활용하여 중단된 공정에 대해서도 검출이 우수한 모니터링 방법론을 고안할 예정이다.

## 참고문헌

- Duro, J. A., Padget, J. A., Bowen, C. R., Kim, H. A., and Nassehi, A. (2015), Multi-sensor data fusion framework for CNC machining monitoring, 66/67, 505-520.
- Efron, B. and Tibshirani, R. (1993), An introduction to the Bootstrap, Chapman and Hall/CRC, Boca Raton, FL.
- Hastie, T., Friedman, J., and Tibshirani, R. (2009), The elements of statistical learning, 2(1), Springer, New York.
- Holly, D. (2010), Online Process Monitoring of Part Manufacturing Using MVA, McMaster University library, Hamilton.
- James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. (2013), An Introduction to statistical learning, Springer, New York.
- Jose, V. A. and Fernando, R. S. (2010), A review of machining monitoring systems based on artificial intelligence process models, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 47(1), 237-357.
- Kang, J. H. and Kim, S. B. (2011), Bootstrap-Based Fault Identification



- Method, *Journal of the Korean society for quality management*, **39**(2), 234-243.
- Kim, J. B., Kim, W. J., and Cho, N. W. (2008), An Efficiency Evaluation among Manufacturing Processes using Hybrid DEA/AFP Model.
- Kwon, M. H., Kim, D. H., Yi, J. E., Kim, D. H., Hyun, Y. T., Kim, K. H., Lee, J. S., Ahn, J. S., and Kang, K. C. (2015), Development of Remote monitoring system for CNC machine tools, *Korean Society for Manufacturing Technology Engineers*, 189-189.
- Lee, C. S., Heo, E. Y., Lee, H. G., and Lee, D. Y. (2014), On machine CNC monitoring system, *Korean Society for Precision Engineering*, 799-799.
- Lee, H. S. (2015), Metal case is being magnified as the core of a smartphone design innovation, Etnews.
- Lee, M. W. and Suh, I. S. (2002), Evolution of performance for bootstrap EWMA chart under non-normal process, *Journal of the Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, **25**(2), 50-56.
- Montgomery, D. C. (2015), *Statistical quality control : a modern introduction*, 7th ed., John Wiley and Sons, New York.
- Park, K. Y., Kim, H. S., Kang, J. H., and Park, J. C. (2012), CAE analysis and optimization of injection molding for a mobile phone cover, *Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineers*, **11**(2), 60-65.
- Park, J. S. and Kim, S. B. (2015), Predicting package chip quality through fail bit count data from the probe test, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **41**(4), 408-413.
- Runger, G. C., Alt, F. B., and Montgomery, D. C. (1996), Contributor to a multivariate statistical process control chart signal, *Communications in Statistics : Theory and Methods*, **25**(10), 2203-2213.
- Song, E. J. (2014), Overview of mobile phone Industry, *Hi Investment and Security*, 27-36.
- Torabi, A. J., Er, M. J., Li, X., Lim, B. S., Zhai, L. Y., Oentaryo, R. J., Gan, O. P., and Jacek, M. Z. (2011), A survey on artificial intelligence based modeling techniques for high speed milling processes, *IEEE*, **9**(3), 1069-1080.