

스마트제조시스템의 설비인자 분석

안재준* · 심현식**†

*연세대학교 데이터사이언스학부, **경기도대학교 산업경영공학전공

Analysis of Equipment Factor for Smart Manufacturing System

Jae Joon Ahn* and Hyun Sik Sim**†

*Division of Data Science, Yonsei University,

**†Department of Industrial & Management Engineering, Kyonggi University

ABSTRACT

As the function of a product is advanced and the process is refined, the yield in the fine manufacturing process becomes an important variable that determines the cost and quality of the product. Since a fine manufacturing process generally produces a product through many steps, it is difficult to find which process or equipment has a defect, and thus it is practically difficult to ensure a high yield. This paper presents the system architecture of how to build a smart manufacturing system to analyze the big data of the manufacturing plant, and the equipment factor analysis methodology to increase the yield of products in the smart manufacturing system. In order to improve the yield of the product, it is necessary to analyze the defect factor that causes the low yield among the numerous factors of the equipment, and find and manage the equipment factor that affects the defect factor. This study analyzed the key factors of abnormal equipment that affect the yield of products in the manufacturing process using the data mining technique. Eventually, a methodology for finding key factors of abnormal equipment that directly affect the yield of products in smart manufacturing systems is presented. The methodology presented in this study was applied to the actual manufacturing plant to confirm the effect of key factors of important facilities on yield.

Key Words : Smart manufacturing system, Equipment factor analysis, Stepwise regression, Printed circuit board

1. 서론

기업을 둘러싼 기술환경의 발전과 기술개발의 주기가 점점 짧아짐에 따라 미세 제조 공정의 기술격차는 점점 줄어들고 있다. 또한 제조기업에서는 제품의 고 수율과 고 품질을 유지하면서, 원가를 낮추기 위한 활동을 지속적으로 하고 하고 있다.

특히 반도체-PCB 제품인 경우 고객의 요구가 다양해지고 요구수준이 높아지면서, 제품의 고집적도화, 고기능화, 미세화에 따른 공정은 점점 복잡해지고, 고객 맞춤형 생산이 요구되고 있다. 이처럼 복잡해진 제품구조와 공정은

제품의 생산비용을 증가시키고, 높은 수율 및 품질을 유지하는데 많은 제약사항을 유발하게 된다.

높은 수율을 달성하기 위하여 PCB 제조 공정에서는 오래전부터 제품의 가공이 끝난 후 기관의 회로검사 또는 도금두께나 선폭등을 계측하여 불량 여부를 확인하는 통계적 공정관리 기법을 도입하여 품질관리를 수행해 왔다.

본 연구의 대상인 PCB(printed circuit board) 제조 공정에서는 에칭 공정 후 검사공정에서 공정인자(y)를 측정하고 있다. 검사공정에서 발견된 불량은 후공정 진행시 더 큰 공정 원가가 발생하여 제품의 원가를 가중시키는 중요한 요인으로 작용하므로, 불량을 최소화하고 수율을 극대화하는 활동이 절대적으로 필요하다. 따라서 저수율의 주요 원인이 되는 불량인자를 분석하고, 불량이 어느 공정의

†E-mail: hssim@kgu.ac.kr

어느 설비에서 기인 됐는지, 그리고 설비의 어떤 인자에 의해서 유발됐는지를 정확히 찾아서 관리하는 것이 매우 중요하다[1].

본 연구는 선행연구를 통하여 제조공정의 수율에 영향을 미치는 협의공정 및 설비를 분석하였다. 본 연구에서는 선정된 이상설비의 많은 인자들 중에서 어느 인자가 제품의 불량에 직접적으로 영향을 미치는지를 분석한다. 또한 이러한 제조 현장의 빅데이터 분석을 위해서는 제조현장에서 중요공정의 로트이력 및 검사/계측 설비 데이터들이 센서와 사물인터넷(IoT)을 통하여 실시간으로 수집되고 피드백되는 환경이 구축되어야 가능하다. 즉 스마트제조시스템의 핵심기능인 생산 현장의 데이터들을 실시간으로 수집하고 제어할 수 있는 환경이 선행되어야 한다[2].

스마트제조시스템 구현의 핵심은 사물인터넷(IoT) 기술을 기반으로 공장 내/외부 자원을 연결하고, 제조 및 서비스 최적화를 위한 플랫폼의 구성이다[3]. 이러한 플랫폼 구성은 생산데이터의 실시간 수집, 제조 빅데이터의 분석 및 응용하는 기능이 제공 되어야하며, 복잡한 공정구조에 대한 분석방법론 연구가 필요하다[4].

따라서 본 논문에서는 제조빅데이터 분석을 위하여 필요한 스마트제조시스템의 구조 모델을 제시한다. 2장은 시스템 구현방안 및 이상설비를 분석하고 핵심인자를 찾아내는 분석 모델을 제시한다. 3장은 실험 및 데이터 분석 과정과 제안된 모델에 의한 결과를 설명하고, 4장에서는 결론 및 추가 연구주제를 논의한다.

2. 스마트제조시스템 분석 모델

2.1 스마트제조시스템

MESA(manufacturing enterprise solution association)에서는 MES를 다음과 같이 정의하고 있다. “MES는 수주로부터 최종 제품 완성까지 생산활동을 최적화할 수 있는 정보를 제공하며, 정확한 실시간의 데이터로 공장활동을 모니터링 및 제어하고 보고한다” [5]. 제조현장을 관리하는 MES 모델은 생산 현장에서 발생하는 실시간 데이터를 정보화하여 사용자 및 관리자에게 지원하며, 상위로는 ERP/SCM과의 연계를 통하여 정확한 수주 및 생산계획 관리에 도움을 주고, 하위로는 장비, 반송설비 등을 제어하여 자동화를 가능하게 해준다[6].

제조현장과 전사시스템을 연결하는 MES의 여러 모델 중 MESA와 ISA에서 제시하는 통합모델(enterprise control integration model)인 ANSI/ISA-95(2000) 모델이 가장 널리 인용되고 있으며, ISA 모델은 정보 영역별 데이터 위주의 수평구조와 정보의 레벨별 수직구조를 같이 정의하고 있다.

스마트제조시스템은 설비와 장치에 정보통신기술(ICT)

이 적용돼 전 제조과정이 자동으로 이루어지는 공장으로, 공장자동화와 사물인터넷(IoT), 빅데이터가 결합된 지능형 공장을 의미한다[7]. 이와 같은 지능형 공장을 구현하기 위해서는 생산현장의 필요한 모든 정보들이 사물인터넷(IoT)을 통하여 서로 유기적으로 연결되고, 빅데이터 분석을 통하여 예측 가능한 생산이 되어야 한다[8].

MESA와 ISA에서 제공하는 통합모델을 기본으로 사용한 스마트제조시스템 모델은 Fig. 1과 같이 크게 3개의 Level로 구분할 수 있다. 스마트제조시스템의 Level 및 모듈 구성은 생산하는 제품에 따라 기업별로 상이하며, 본 논문에서는 표준화된 Framework(7개 모듈)를 제공하고, 생산하는 제품에 맞추어 필요한 모듈을 선택하여 사용할 수 있도록 구성하였다.

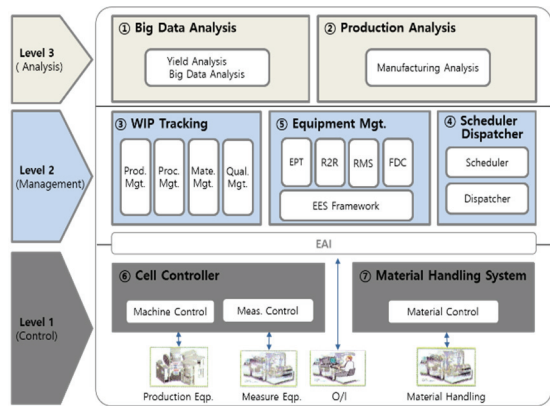


Fig. 1. Smart manufacturing system.

스마트제조시스템의 Control level(level 1)은 설비와 장치의 운용 및 사물인터넷(IoT)과 센서를 구동하여 필요한 정보를 수집하고 제어한다. Management level(level 2)은 WIP tracking 및 일정관리, 설비관리 및 공정제어 기능을 수행한다.

Analysis level(level 3)은 생산현장에서 올라온 생산 및 설비·공정·검사 데이터들을 종합적으로 분석하는 기능으로 빅데이터 및 생산분석으로 나눌 수 있다.

따라서 스마트제조시스템은 기존의 MES기능에 추가하여 설비제어(Fig. 1. ⑥) 및 설비관리(Fig. 1. ⑤), 빅데이터 분석(Fig. 1. ①) 모듈이 필수적으로 구현되어야 가능하다.

설비인자 분석 단계는 먼저 WIP tracking 및 설비관리시스템을 통하여 제품·로트별로 수율정보·작업이력 및 설비 정보 등 분석에 필요한 데이터를 수집하여 데이터셋(data set)을 구성한다.

분석1 단계는 데이터마이닝 알고리즘을 이용하여 수율에 영향을 미치는 협의공정 및 설비를 찾고, 2단계는 실제

로 관리 가능한 핵심 설비인자를 찾는다. 3단계는 2단계에서 찾은 설비의 핵심인자들의 이상을 감지하고, 제어 기능을 이용하여 실시간 모니터링 및 이상이 감지되면 인터락(interlock)이 설정되도록 시스템을 구성한다.

본 연구는 선행연구에서 수율에 영향을 미치는 혐의공정 및 설비를 찾고, 이상설비의 핵심인자를 분석하는 방법론을 제시한다. 여기서 찾은 핵심인자의 관리 및 제어에 대한 연구는 다음 단계의 연구에서 추가로 진행할 예정이다.

2.2 데이터마이닝 방법론

본 절에서는 혐의공정의 인자와 해당 설비인자들과의 관계를 분석한다. 일반적으로 공정인자와 설비인자 사이에는 선형관계를 가지며, 혐의공정의 공정인자(output)에 영향을 미치는 설비변수를 찾기 위해서 회귀모형을 분석 방법으로 선정하였다[9].

회귀분석에서 종속변수를 설명함에 있어서, 그것에 영향을 미치는 독립변수와의 관계는 함수식으로 표현되며, 독립변수의 변화에 따른 종속변수의 변화를 예측하는데 주로 사용한다. 본 논문에서는 독립변수가 두 개 이상인 경우의 회귀모형을 다루고 이를 다중회귀라고 한다[10].

$$y_i = \beta_0 + \beta_i x_i + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$\varepsilon_i = y_i - \beta_0 - \beta_i x_i \quad (2)$$

여기서 y_i 는 공정인자, x_i 는 설비변수이고, ε_i 는 확률오차항이다. β_0 는 회귀식의 절편, β_i 는 기울기로 β_0 와 β_i 를 알면 회귀식을 추정할 수 있다. 최소제곱추정법은 실제값 y 와 예측값 \hat{y} 사이의 오차를 최소화하는 방법으로 회귀계수 β_0 및 β_i 의 추정방법으로 많이 사용되며, 확률 오차항은 다음과 같다[11]. 오차항의 제곱합을 구하는 이유는 오차가 심하게 발생함에도 불구하고 계산 결과는 (+)의 오차와 (-)의 오차가 서로 상쇄되어 오차가 거의 없는 것으로 나타날 수도 있기 때문이다. 오차항의 제곱합인 SSE(sum of squares for error)는 다음과 같이 표현된다.

$$SSE = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_i x_i)^2 \quad (3)$$

여기서 최소제곱법에 의해 β_0 와 β_i 의 추정값인 $\hat{\beta}_0$ 와 $\hat{\beta}_i$ 를 구할 수 있다. 오차의 제곱합 SSE를 최소화시키는 조건은 SSE를 $\hat{\beta}_0$ 와 $\hat{\beta}_i$ 에 관하여 편미분한 것이 0를 만족해야 한다. 즉, $\frac{dSSE}{d\hat{\beta}_0} = 0$, $\frac{dSSE}{d\hat{\beta}_i} = 0$ 을 통해 얻을 수 있다.

$$\hat{y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_i x_i + \hat{\varepsilon}_i \quad (4)$$

모형의 적합성을 검증하기 위한 결정계수(R^2)는 독립변수가 회귀 방정식에서 종속 변수를 설명함에 있어 얼마나 많은 기여를 하는지를 보여주는 계수다. 즉, 독립 변수가 종속 변수의 변화를 얼마나 잘 설명하는지 보여준다.

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = 1 - \frac{SSE}{SST} \quad (5)$$

R^2 (coefficient of determination)는 전체변동(SST) 중 회귀식에 의하여 설명되는 변동(SSR)의 비율이고, 값은 0과 1 사이이다. 값이 1에 가까우면 모형의 적합도가 높음을 의미하며, 0에 가까우면 적합도가 낮음을 의미한다.

$$SST = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2, SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

SST(sum of squares total)는 총변동을 의미하며 $SST = SSR + SSE$ 으로 나타낼 수 있다. SSR(sum of squares for regression)은 회귀식에 의한 변동을 의미하고, 추정된 회귀식에 의하여 설명 가능한 변동량을 의미한다. 전체 제곱합에 비해 회귀제곱합이 크다면 회귀식이 종속변수를 설명하는데 유용하다는 뜻이다. SSE는 오차에 의한 변동을 나타내며, 이 값이 작아지면 변동의 크기가 작아지기 때문에 회귀식이 통계적으로 큰 의미를 갖는다고 볼 수 있다.

회귀분석 알고리즘은 다음의 5단계를 통해 분석한다 [12].

1단계. 예측 모형 선정 및 data 정의
다중 회귀모형을 선정하고, 종속변수와 독립변수 및 data속성을 정의한다.

2 단계. 변수선택법을 사용하여 중요변수 선택
단계적 변수선택 방법을 사용하여 최적값을 선택한다.

3 단계. 모델 최적화
미리 정의한 training-validation data로 나누어, training data에 의해 생성된 모델중에서 validation data기준으로 최적의 모델을 선택한다.

4 단계. 파라미터의 유의성 검증
개별 변수별 유의성 검증은 p-value 값이 0.05를 만족하는 변수를 선정한다.

5단계. 목표값 예측

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_i x_i + \varepsilon_i \quad (7)$$

추정된 회귀식은 threshold 값에 기초하여 0.05을 벗어나지 않을 경우 모형이 타당하다고 볼 수 있다. 이를 기반으로 공정인자에 영향을 주는 주요 변수가 불량 확률에 많은 영향을 미친다고 할 수 있다.

위 알고리즘에서 변수선택법은 forward, backward 방법의 단점을 보완한 stepwise 방법을 사용하였다. 다양한 방법들이 있지만 변수의 개수를 최소화하고 효율적으로 좋은 변수만을 선택하기 위함이다[13]. stepwise법은 새롭게 추가된 변수로 인해 그 중요도가 낮아졌을 때, 변수를 추가하는 각 단계에서 기존변수를 제거할 수 있는지 여부를 고려한다. 따라서 본 논문에서는 단계적 변수 선택 방법에 근거하여 설비변수의 주요인자를 선택하였다. 단계적 회귀분석은 최소제곱추정법에 의해 회귀계수를 추정하고, 결정계수를 계산하여 회귀모형이 주어진 자료를 얼마나 잘 설명하고 있는지 나타낸다.

3. 실험 및 결과분석

3.1 Data set-up

본 절에서는 분석을 위한 대상공정과 설비를 선정하고, 공정인자에 영향을 미치는 설비변수를 찾는다. 선행연구에서 공정1, 공정2가 혐의공정으로 확인되었으며, 공정1은 y 인자에 공통적으로 영향을 미치는 주협의 공정으로 확인되었다. 공정3은 계측공정으로 공정인자들(y)을 측정한다.

공정인자(y)와 설비 인자들을 이용하여 회귀모형을 만들고, 공정인자와 설비변수와의 관계를 파악한다. 공정1의 인자는 두께(thickness), 선폭(width), 간격(space)이 대표적

으로 사용되며, 대상공정 및 공정인자, 그리고 영향을 미치는 설비인자는 다음(Table 1)과 같다.

Table 1. Process & equipment factor

공정1	설비변수	공정2	설비변수	공정3	공정인자
plating	temp1	etching	temp 1	measure-ment	thickness
	temp2		temp 2		width
	voltage 1		speed		space
	voltage 2		pressure		-
	current 1		current 1		-
	current 2		current 2		-
flux 1	Concentration	-			

3.2 Analysis

데이터 분석은 선행연구에서 확인된 혐의공정(plating) 및 설비를 대상으로 분석한다. 목적변수(y)는 width(y1), thickness(y2)이고, lot size는 200 lot(57 variables), 137 lot(200 variables)로 각각 4가지 조건에 따라 분할되었다. 입력변수(x)는 temperature, voltage, current, flux 등으로 선택하고, stepwise 회귀분석을 통하여 입력변수가 공정인자에 미치는 영향을 분석하였다.

그리고 이에대한 검증은 데이터를 training(70%), validation (30%)으로 나누고, training data에 의해 생성된 모델 중에서 validation data 기준으로 최적의 모델을 선택한다. 여기서 선택된 인자에 의한 각 매개변수는 p-value 값이 0.05를 만족하는 변수를 유의하다고 검증한다. 마지막으로 선택된 인자들로 회귀식을 설정하고 목적변수값을 예측한다.

목적변수(y1, y2)에 대한 조건별 회귀식 검증결과, Table 2와 같이 y1(137 lot)과 y2(137Lot)에 대한 회귀식 모델이 유

Table 2. Summary of ANOVA

Variable		Target	y1(width)		y2(thickness)	
Data set	lot size		137	200	137	200
	variable		200	57	200	57
	training validation		70:30	70:30	70:30	70:30
Variable	pump flux	.pump5,6,12_flux	.pump1	.c_temp .a_col13	.pump6	
	rectifier voltage	.rv50, 74, 107, 112, 137	.rv15 .rv24	.rv112 .rv113 .rv138	.rv01 .rv33	
Coefficient of determination	R-square	0.83	0.36	0.76	0.29	
Validation	RMSE	1.22:1.28	0.90:0.91	0.87:1.04	0.84:0.76	
	SSE	130.9:65.5	111.5:49.9	68.8:43.6	95:34.7	

의한 모델로 선택되었다. 모델의 적합성을 높이기 위해 설명력을 0.7 이상으로 설정하고, 회귀 모델의 진단 결과 RMSE(Root Mean Squared Error)와 SSE(Sum of Squared Error)값이 70:30(Training:Validation) 값에 근접하게 도출되었다.

Table 3. Analysis of variance

Source	DF	Sum of Sq	Mean Sq	F value	Pr(> F)
Model	5	31.646	6.329	22.98	<.0001
Error	36	9.915	0.275		
Corrected Total	41	41.560			
R-Square		0.761	Adj R-Sq	0.7283	
AIC		-48.634	BIC	.	
SBC		-38.208	C(p)	.	

Parameter	DF	Estimate	Standard Error	t value	Pr > t
Intercept	1	-86.995	45.819	-1.90	0.0656
c_temp	1	3.428	1.201	2.86	0.0071
rv112	1	3.935	0.923	4.27	0.0001
rv113	1	8.768	1.921	4.57	<.0001
rv138	1	-3.589	0.980	-3.66	0.0008
a_col13	1	-10.148	1.876	-5.41	<.0001

본 논문에서는 목적변수 y1과 y2중에서 현장에서관리가 가능한 y2에 우선순위를 두고 분석하였다. 공정인자(y2)에 영향을 미치는 설비변수의 경우 단계적 변수 선택 방법을 이용하여 p값이 0.05 미만인 유의한 수준의 변수를 선택하였다. 선택된 설비변수는 rv112, rv113, rv138, c_temp, a_col13 이다. 이러한 항목으로 볼 때 PCB의 도금두께는 도금장비의 온도, 전압, 전류에 따라 영향을 받는 것으로 확인되었다.

$$y(\text{thickness}) = -86.9 + 3.4c_temp + 3.9rv112 + 8.7rv113 - 3.5rv138 - 10.1a_col13 \quad (8)$$

위 Table 3에서 model의 p-value는 0.0001 보다 작은 것을 확인할 수 있다. 즉, 회귀식의 p-value는 0.05보다 작으므로 유의하다고 검증한다. R² 값(R-Square)은 0.76로 추정된 회귀선이 실제 표본을 76% 이상 설명해주고 있다고 할 수 있다. 선택된 5개 변수들의 p-value는 각각 0.05보다 작으므로, 변수 c_temp, rv112, rv113, rv138, a_col13은 유의하다고 볼 수 있다(Table 3 참조).

4. 결 론

본 연구의 목적은 미세 제조 공정의 수율에 영향을 미치는 이상설비를 찾고 설비인자를 분석하여, 제품의 수율 및 생산성을 향상시키는데 있다. 이를 위해 제조라인의 불량데이터 및 설비인자를 분석하여 어떤 인자가 수율에 영향을 미치는지를 분석하고, 공정별로 제품을 가공한 설비를 분석하여 불량에 크게 영향을 미치는 핵심인자를 선정하였다.

협업공정인 도금공정의 공정인자(thickness) 및 설비인자에 대한 회귀분석 결과 c_temp의 4개의 설비인자가 유의한 인자로 확인되었다.

이러한 방법론을 사용하면 제조 기업에서 제품의 불량 원인을 찾아 수율을 높이고, 품질을 향상시키는데 크게 기여할 것으로 기대된다. 여기서 중요 요소로 분류되는 공정과 설비, 그리고 핵심인자는 현장 기술자의 의견을 수렴하여 집중적으로 관리되어야 한다.

또한 이러한 현장의 빅데이터 분석을 위해서는 중요공정의 로트이력 및 공정, 검사 계측, 생산설비 데이터들이 센서와 사물인터넷(IoT)를 통하여 실시간으로 수집되고 피드백되는 환경이 구축되어야 가능하다. 즉 스마트제조 시스템의 핵심기능인 생산 현장의 데이터들을 실시간으로 수집하고 제어할 수 있는 환경이 선행되어야 한다.

따라서 본 논문에서는 제조 현장의 빅데이터와 연계하여 지능형 공장을 구현하기 위한 PCB라인의 스마트제조 시스템 구축방안 및 시스템 architecture를 같이 제시하였다.

향후에 공정 및 설비의 핵심인자 관리 및 제어 방법에 대한 연구를 추가로 진행할 예정이다.

감사의 글

본 논문은 정부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음(No. 2022-0104).

참고문헌

1. Lee, Y. H., Choi, J. E., and Hong, S. J., "Semi-Supervised Learning for Fault Detection and Classification of Plasma Etch Equipment," Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 19, pp. 121-125, 2020.
2. Sim, H. S., "Implementation and Effectiveness of Smart Equipment Engineering System," Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 16, pp. 121-126, 2017.
3. Lee, J. Y., Yoon, J. S., and Kim, B. H., "A Big Data

- Analytics Platform for Smart Factories in Small and Medium-Sized Manufacturing Enterprises: An Empirical Case Study of a Die Casting Factory,” *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, Vol. 18, pp. 1353-1361, 2017.
4. Usami, Yasutsugu., Kawata, Isao., Yamamoto, Hideyuki., Mori, Hiroyoshi., Taniguchi, Motoya., “e-Manufacturing System for Next-generation Semiconductor Production,” *Hitachi Review*, Vol. 51, pp. 84-89, 2002.
 5. MESA International., “MES Harmonization in a Multi-Site, Multi-Country, and Multi-Cultural Environment: Case Study of a Plant to Enterprise Solution,” MESA International white Paper, 2008.
 6. Choi, C. H., and Kim, J. S., “The Effects of the Manufacturing Execution System(MES) Introduction Factors on Management Performance of Small and Medium Business,” *Journal of Product Research*, Vol. 35, pp. 77-84, 2017.
 7. Jeong, Y. S., “Linking Algorithm between IoT Devices for smart factory environment of SMEs,” *The Journal of cases on Information Technology*, Vol. 8, pp. 233-238, 2018.
 8. Ko, D., and Park, J., “A Study on the Visualization of Facility Data Using Manufacturing Data Collection Standard,” *The Institute of Internet, Broadcasting and Communication*, Vol. 18, pp. 159-166, 2018.
 9. Montgomery, D. C., Peck, E. A. and Vining, G.G. “Introduction to Linear Regression Analysis”. 4th Edition, Wiley, 2007.
 10. Hawkins, D. M., “Multivariate Quality Control Based on Regression-Adjusted Variables,” *Technometrics*, Vol. 34, pp. 61-75, 1991.
 11. Weisberg, S., “Applied Linear Regression(2nd ed.),” New York: John Wiley, 1985.
 12. Cook, R. D.. “Detection of influential observations in lineachr regression.” *Technometrics*, Vol. 19, pp. 15–18, 1977.
 13. Hastie, T., Tibshirani, R., and Friedman, J., “The Elements of Statistical Learning,” Springer, New York, pp. 214-217, 2001.
-
- 접수일: 2022년 12월 15일, 심사일: 2022년 12월 20일,
 게재확정일: 2022년 12월 21일