J. Soc. Korea Ind. Syst. Eng Vol. 43, No. 2 : 137-145, June 2020
https://doi.org/10.11627/jkise.2020.43.2.137
ISSN : 2005-0461(print)
ISSN : 2287-7975(online)

A Case Study on the Improvement of Display FAB Production Capacity Prediction

Joonpil Ghil · Jin Young Choi†

Department of Industrial Engineering, Ajou University

디스플레이 FAB 생산능력 예측 개선 사례 연구

길준필 · 최진영†

아주대학교 산업공학과

Various elements of Fabrication (FAB), mass production of existing products, new product development and process improvement evaluation might increase the complexity of production process when products are produced at the same time. As a result, complex production operation makes it difficult to predict production capacity of facilities. In this environment, production forecasting is the basic information used for production plan, preventive maintenance, yield management, and new product development. In this paper, we tried to develop a multiple linear regression analysis model in order to improve the existing production capacity forecasting method, which is to estimate production capacity by using a simple trend analysis during short time periods. Specifically, we defined overall equipment effectiveness of facility as a performance measure to represent production capacity. Then, we considered the production capacities of interrelated facilities in the FAB production process during past several weeks as independent regression variables in order to reflect the impact of facility maintenance cycles and production sequences. By applying variable selection methods and selecting only some significant variables, we developed a multiple linear regression forecasting model. Through a numerical experiment, we showed the superiority of the proposed method by obtaining the mean residual error of 3.98%, and improving the previous one by 7.9%.

Keywords : Fabrication, Photolithography, Production Capacity Forecasting, Equipment Efficiency, Multiple Linear Regression Analysis

1. 서 론

최근 디스플레이 산업은 고객의 다양한 요구에 따라 여러 특징을 지닌 제품들을 생산하는 다품종 소량 생산이기 때문에 마케팅 환경의 변화에 능동적으로 대응하고 Fabrication(FAB) 생산 유연성을 높여서 기업 Supply Chain Management(SCM)의 납기를 맞추는 것이 중요하다. 따라서 SCM 활동의 기본은 디스플레이 FAB의 생산능력 예측이라고 할 수 있다. FAB의 생산능력 예측은 생산 계획을 수립하는데 기본이 되는 정보이며, 생산능력 예측을 통해 영업 요구 물량을 생산하기도 하지만, 예방 보전, 수율 개선 활동, 신제품 개발 등을 계획화하여 기업의 기술력을 향상할 수 있고, 적기 적시에 재공을 공급하여 후공정인 Module 공정의 생산 계획을 수립하는 데 사용될 수 있다.

그러나 디스플레이 FAB의 생산 운영은 복잡한 공정 순서, 다양한 기능을 수행하는 설비 종류 외에도 양산 제품, 신제품, 평가 제품 등을 동시에 생산하기 때문에 고려해야 할 변수가 다양하다. 따라서 생산 운영의 어려움과

Received 11 March 2020; Finally Revised 23 April 2020;
Accepted 25 April 2020
† Corresponding Author : choijy@ajou.ac.kr

동일한 맥락으로 FAB의 생산능력을 여러 가지 변수 요인을 고려하여 정확하게 예측하는 것은 매우 어렵다.

S사에서는 주 단위 생산 계획 수립 시 디스플레이 FAB의 생산능력을 계산하기 위해 병목 공정인 포토 설비의 종합효율(Overall Equipment Effectiveness, QEE)을 예측해야 한다. 이를 위해, 예측 대상 포토 설비('호기'라고도 함)의 직전 4주간 동안의 주당 종합효율 변화량의 평균을 사용하여 예측하였다. 예를 들어, 5주차의 포토 설비 종합효율을 예측하기 위해서는 해당 호기의 1, 2, 3, 4주차 설비 종합효율 변화량의 평균을 계산하고, 이를 4주차 설비 종합효율에 더하여 5주차 설비 종합효율을 예측하였다. 그러나 이 결과 값은 90% 정도의 비교적 낮은 예측 정확도를 보였기 때문에 생산 계획 수립 시 참고용으로만 사용하였고, SCM의 고도화를 위해서는 추가 개선 방법이 필요하였다.

지금까지 디스플레이 FAB의 생산능력 예측에 관한 연구는 생산능력에 영향을 주는 인자들을 대상으로 여러 방향으로 접근하여 연구되었다. 이러한 연구는 생산계획, 생산방식, 생산시스템 구성, 물류 관점, 생산공기(FAB 리드타임) 활용으로 분류될 수 있으며, 각 연구에 대한 특징은 다음과 같다[17].

첫 번째, 생산계획 관련 연구는 디스플레이 제품 제조 시 생산계획 및 작업 스케줄링 규칙에 관한 연구[3, 9, 18], 생산 시뮬레이터 개발 관련 연구[11], 일간 생산 계획[10]과 투입 계획에 관련 연구[20], 그리고 FAB 포토공정 생산계획의 연구[1, 5] 위주로 진행되었다. 생산계획 관련 연구는 주로 기업의 생산 계획을 정확하고 효율적으로 수립하여 최대 생산을 달성하는 것을 목표로 한다. 그러나 디스플레이 생산 계획을 수립할 시 사용한 생산능력은 투자 시 설정된 생산능력을 기초로 사용하기 때문에 변화하는 생산능력 예측에는 한계가 있다.

두 번째, 생산방식에 대한 시뮬레이션 연구는 생산방식의 개선을 통한 설비 능력 향상을 주요 목표로 하였으며, 주로 자동 생산 시스템의 최적 설계나 설비 구성의 최적화 방안을 연구하였다. 주요 연구로는 FAB의 자동화 제조 시스템 설계와 분석 업무를 함께 할 수 있는 분석 시스템 개발[3], 생산 관련 시스템이 운영되면서 발생하는 다양한 상황에 대처하는 의사 선택 방법과 그 결과로 지식을 확보하는 시뮬레이션 설계에 관한 연구[13], 그리고 작업 부하량을 고려한 스케줄링 방법론 연구[12] 등이 있다. 생산방식 시뮬레이션 관련 연구들은 FAB의 설비 구성 최적화로 종합효율 또는 작업 시간을 연구의 검증 수단으로만 사용하고 있다.

세 번째, 생산 시스템 시뮬레이션 연구는 생산 시스템을 구성하기 위한 변수 선택과 모델 선택의 합리화에 관한 연구를 주로 수행하였다. 시뮬레이션 모델링을 디지털 생산 시스템 기술로 발전시키기 위해 실제 생산설비를 모델링하고 적합한 프로세스 및 공정 변수를 정의하는 연구[14] 또는 자동화 제조 시스템의 설계와 분석 업무를 통합하여 설비들의 모델링, 설비 레이아웃 그리고 운영 로직 검증을 지원하기 위한 가상 모델 구축 분석[4]등에 대한 연구가 있다. 그러나 본 연구의 궁극적인 목표는 다품종 소량 생산 운영 시 FAB의 운영 방안 고도화에 집중하는 연구로 생산능력 예측 연구와는 거리가 있었다.

네 번째, 물류 관점 시뮬레이션 연구는 재공을 공급하는 반송 우선순위 스케줄의 개선[15], 디스플레이 박막 트랜지스터(Thin Film Transistor : TFT) 공정의 재공 저장과 반송을 담당하는 Stocker의 용량 및 성능 분석 방법 연구[6], FAB의 반송 예측 성능을 향상하기 위한 예측 모형 연구[7] 등과 같이 생산 물류에 관한 시뮬레이션 연구들이며, 주로 FAB에서 설비에 재공을 공급하는 반송 최적화를 중심으로 한 물류 연구였다. 연구의 중점 내용은 반송 우선순위 결정 로직과 반송 예상 시간에 관한 연구이다.

다섯 번째, 생산공기를 활용한 연구는 생산능력 연구[17, 19], 종합효율 구현을 위한 시스템 연구[2], 다중 회귀 분석법 관련 연구[21]가 있다. 생산공기 관련 연구는 재공과 재고를 운영으로 생산 효율을 높이는 목적으로 진행된 연구이며, 현 FAB의 생산 환경과는 거리가 있다. 짧아지는 제품 라이프 사이클로 신제품의 완성도, 고객사의 요구량 변화, 그리고 다른 공정 순서를 갖는 제품들로 공기 변동 폭이 크기 때문에 예측 연구에는 한계가 있다.

그러나 S사의 디스플레이 FAB은 자사의 제품 특징과 수요를 고려하여 구성한 하이브리드(hydrid) 생산방식이기에 기존의 FAB 생산능력을 연구한 논문의 결과를 그대로 적용하기에 어려움이 있었다. 따라서 당사의 공정에 대한 이해를 바탕으로 디스플레이 FAB 생산능력을 예측하는 새로운 방법론을 연구하였다. 구체적으로 본 논문에서는 FAB 내의 포토 호기는 해당 호기 외에도 공정 흐름에 따라 전후 공정 설비에도 영향을 받는다는 것에 기반한 다중선형회귀분석 기반 예측 모델을 제안하였다. 이 모델에서는 해당 호기의 설비 종합효율을 예측하기 위해서 해당 호기를 포함한 전후 공정의 설비 종합효율을 과거 일정 시점까지 고려하였으며, 이 중에서 중요한 독립변수를 다양한 변수 선택 방법에 의해서 추출하였다. 제안된 모델의 성능 검증을 위한 수치 실험을 통해서 예측 정확도가 96%까지 개선됨을 확인하였으며, 이러한 개선 결과는 생산 계획 수립 시 설비 예방 보전 스케줄링과 신제품 평가 등의 계획수립에 이용하는 것으로까지 발전될 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제 2장에서는 본 논문에서 고려하고 있는 디스플레이 FAB 공정에 대해 설명하고 연구 대상 FAB과 생산능력 예측 대상인 병목 공정

호기를 구체적으로 제시한다. 제 3장에서는 본 논문에서 수행한 다중선형회귀분석 기반 FAB 생산능력 예측을 위한 모델 수립 방법 및 수치 실험 과정에 대해서 설명한다. 제 4장에서는 기존 방법과의 비교를 통해 본 논문에서 제시된 다중선형회귀분석 기반 FAB 생산능력 예측의 개선 결과를 보인다. 제 5장에서는 본 연구에 대한 결과와 향후 연구 방향에 대해 제시한다.

2. 연구 대상 디스플레이 FAB

2.1 FAB 공정 설명

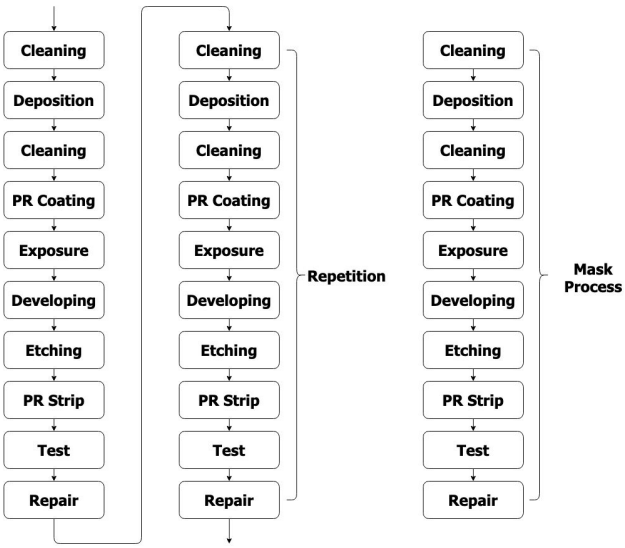
디스플레이 제조공정은 전공정인 FAB 공정과 후공정인 Module 공정으로 이루어진다[8]. 그 중 전공정인 FAB 공정은 TFT 기술을 사용하여 기판 위에 선명한 해상도의 전기 전자적 회로를 미세하게 구현한다. TFT 공정은 각각의 역할이 다른 특징의 박막이 미세 회로로 구현되어 여러 층으로 Layer를 형성하고 있는 적층 구조로 완성된다. 각 Layer의 패턴을 형성하는 공정은 <Figure 1>과 같이 크게 증착(Deposition), 포토(Photolithography), 식각(Etching), 그리고 검사(Test/Repair) 순으로 진행되며, 이 공정 순서를 마스크(Mask) 공정이라고 칭한다. 이때, Layer 구성 시 진행하는 마스크 공정 반복 횟수 n에 따라 n마스크 공정 사용이라고 칭한다.

각각의 Layer가 마스크 공정을 반복적으로 거쳐 각각의 디스플레이 동작 기능을 갖고 있는 Layer를 이루어 디스플레이 회로 기판을 형성하게 된다. 이 중 포토리소그래피 공정(이하 포토 공정)은 디스플레이 패널의 설계 디자인을 제품에 형상화하는 핵심공정으로 설비 하드웨어의 미세 관리, 공정 관리 요구 항목의 다양함 그리고 감광액 도포, 노광, 현상 등의 주요 공정이 연속으로 구성되어 있기 때문에 공정 운영 변수가 다양하게 잠재되어 있는 디스플레이 FAB의 병목공정으로 관리 운영되고 있다. 포토 공정에 대한 자세한 사항은 다음 절에서 설명한다.

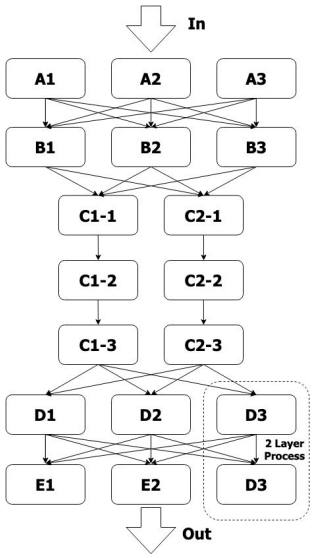
2.2 포토 공정

포토 공정은 마스크를 사용하여 생기는 상을 감광액의 빛 반응현상을 사용하여 패턴을 형성하는 공정이다. 또한 FAB에서 설계된 패턴을 기판에 형성하는 가장 중요한 공정이다. 포토의 공정 순서는 감광액(photoresist: PR) 도포, 노광, 현상의 총 3단계의 주요 공정으로 나뉘며, 각각의 공정들은 정해진 설비 Unit들을 통해 다음과 같이 연속적으로 진행된다[8].

포토 공정의 첫 번째 단계는 감광액(photoresist, PR) 도포 공정이다. 이 공정은 세정, 도포, 베이크(Bake)의 순서로 진행된다. 세정 공정은 반송 간 오염된 물질의 제거를 목적으로 하며, 감광액을 기판에 도포 후 감광액에 남아있는 유기 용매를 제거하기 위해 베이크를 실시한다. 두 번째 노광 공정은 노광기에 기판과 마스크를 정밀하게 정렬(align) 후 노광 공정을 진행한다. 설계된 회로가 구현되어 있는 마스크를 기판과 광원 사이에 위치시키고 광원을 주입하여 기판에 투영하여 설계된 회로를 기판에 도포된 PR에 감광하는 공정으로 정밀하게 운영되는 공정이다. 마지막 현상 공정은 노광 후 설계대로 구분된 영역을 선택적으로 현상시켜 설계 영역 외 불필요한 부분을 제거 후 PR의 변형이 없도록 베이크(Bake)를 진행한다.



<Figure 1> Repeat Process (MASK)



<Figure 2> Photo Process Diagram of FAB under Consideration

2.3 연구 대상 호기 선정

본 논문의 연구 대상은 국내 디스플레이 기업 중 TFT-LCD TV Panel을 주력으로 생산하고 있는 FAB에서 FAB 전체의 생산능력을 예측하는 방법으로 병목 공정인 포토 공정의 생산능력 예측 모델을 개선하는 것이다. 연구 대상 FAB의 포토 공정은 <Figure 2>의 순서로 이루어져 있으며, 총 17대의 포토 설비로 7 Layer의 공정을 완성하여 TFT 기판이 완성된다. 이 중에서 D3 호기는 생산 능력 균형에 따라 6번째 Layer와 7번째 Layer를 위한 작업을 계획에 의하여 모두 진행한다.

특히, 본 논문에서는 17대의 설비 중에서 B2 호기에 대한 생산능력 예측 정확도를 개선하기 위한 다중선형회귀분석 기반 예측 모델을 수립하고자 한다. 그 이유는 B2 호기가 FAB의 포토 공정 중 가장 중점 관리가 되는 데이터 전극 생성을 담당하고 있는 포토 설비이며, 제품 생산을 위한 주력 생산 호기로 설비 이상 발생 시 생산 능력에 가장 큰 영향력을 미치는 설비이기 때문이다.

3. 다중선형회귀분석 기반 FAB 생산능력 예측

3.1 생산능력 예측 평가 지수

본 논문에서는 디스플레이 FAB 공정의 생산능력을 예측하기 위한 평가 지수로 설비 종합효율을 사용한다. 설비 종합효율이란 Computer Integrated Manufacturing(CIM)을 통하여 실시간으로 수집된 설비 데이터를 이용하여 시간 가동률(Availability Rate, A), 성능 가동률(Performance Efficiency, P), 양품률(Quality Rate, Q) 등의 지수들을 계산함으로써 설비가 종합적으로 제품을 만들어내는데 어느 정도 공헌하고 있는가를 나타내는 지표이며, 이를 통해 설계능력을 얼마나 최대로 활용하고 있는지를 표현할 수 있다. 따라서 일반적으로 기업에서는 본 데이터를 생산 분석, 공급 분석, 설비 능력 분석 등의 평가 KPI에 활용하고 있다. 또한, 병목공정 설비의 종합효율 예측으로 FAB의 생산능력을 예측할 수 있으며, 이를 통해 SCM 상 영업의 요구량을 정확하게 예측 및 공급할 수 있게 된다.

설비 종합효율 계산은 식 (1)과 같이 시간 가동률과 성능 가동률과 양품률을 모두 곱해주면 된다.

$$QEE = A \times P \times Q \tag{1}$$

이때, 시간 가동률(A)은 부하 시간(Loading Time, L)에서 정지 시간(Down Time, D)을 빼고 이를 부하 시간으로 나누어 준 값을 백분율로 환산하면 된다. 성능 가동률(P)은 이론적인 사이클 타임(Cycle Time, C)과 가공 수량(n)을 곱하여 주고, 이를 가동 시간(Operating time, O)으로 나누어 백분율로 환산하면 된다. 양품률(Q)은 설비의 가공 수량(n)에서 불량 수량(f)을 뺀 값을 가공 수량으로 나누어 준 값을 백분율로 환산하면 된다. 이를 식으로 표현하면 식 (2)~식 (4)와 같다.

$$A = \frac{L-D}{L} \tag{2}$$

$$P = \frac{C \times n}{o} \tag{3}$$

$$Q = \frac{n-f}{n} \tag{4}$$

3.2 다중선형회귀분석 기반 설비 종합효율 예측 모델

3.2.1 종합효율 예측을 위한 영향 인자 선정

본 논문에서는 디스플레이 FAB 내 병목 포토 설비의 종합효율에 영향을 미치는 인자로서 전후 공정과 정비보전 주기 계획에 대한 요소를 고려하였다. 먼저, 전후 공정의 영향이 주요 인자인 이유는 <Figure 2>와 같이 디스플레이 FAB의 생산은 각 포토 호기의 공정 흐름이 그물처럼 연결되어 있기 때문이다. 따라서 동일 Layer를 진행하는 각 포토는 해당 설비뿐만 아니라, 전후 공정 포토 설비에도 영향을 미친다. 즉, 교호 작용이 없는 독립된 FAB 내의 종합효율은 해당 호기의 종합효율 외 공정의 흐름에 따라 전후 공정의 종합효율에도 영향을 받게 된다.

또한, 예방 보전, 급유 주기 등의 정비보전 계획이 스케줄링 되어 있으며 설비 부품의 열화 역시 주기를 갖는 것으로써, 예측 호기의 종합효율도 이에 따른 일정한 주기가 있지만 전후 호기 역시 예측 호기에 영향을 주는 정비보전 주기가 있는 것으로 고려되었다. 따라서 전후 공정에서 발생했던 과거 시점에서의 정비보전 주기에 따른 종합효율 변화도 디스플레이 FAB 종합효율 예측 모델에 활용되는 것이 의미가 있을 것으로 판단하였다.

3.2.2 예측 모델

이러한 고찰을 기반으로 본 논문에서는 <Figure 2>에서 B2 호기의 종합효율 예측을 위한 다중선형회귀 모델 수립을 목표로 하며, 이를 다음과 같이 진행하였다. 예측 주기는 SCM 상 Master Plan이 수립되는 주 단위를 기준으로 하였다. B2 호기가 속해 있는 독립된 FAB의 모든 포토 설비의 종합효율 지수를 독립변수로 고려하며, 예측하고자 하는 주를 기준으로 과거 13주차까지 활용하여 종합효율 예측 모델에 반영하고자 하였다. 과거 13주까지 활용

해서 모델링 한 이유는 설비의 예방보전 활동 중 제일 긴 간격인 3개월을 감안하여 결정하였다.

B2 호기를 포함한 전체 17개 호기의 i주차를 기준으로 한 과거 13주차 종합효율 지수를 모두 독립변수로 사용한 다중선형회귀 모델은 식 (5)와 같이 표현할 수 있다.

$$\omega_i = \tilde{\beta}_0 \sum_{t=1}^{13} \sum_{j=1}^{17} \tilde{\beta}_{t,j} x_{i-t,j} + \tilde{\epsilon}_i \quad (5)$$

이 식에서 ω_i는 종속변수로서 예측하고자 하는 i주차의 B2 호기 설비 종합효율을 나타내며, $t(t=1, 2, \cdots, 13)$는 예측하고자 하는 i주차에 대한 과거 t주 전을 나타낸다. 예를 들면, 예측하고자 하는 i주차에서 3주 전은 $i-3$으로 표현될 수 있다. 또한, $j(j=1, 2, \cdots, 17)$는 대상 FAB 내의 j번째 포토 호기를 나타내며, 이 중에서 첫번째 호기 $(j=1)$가 종합효율 예측 대상인 B2 호기를 나타낸다. 독립변수 $x_{i-t,j}$는 $i-t$주 전 j번째 호기의 종합효율을 나타내며, $\tilde{\beta}_0$, $\tilde{\beta}_{t,j}$와 $\tilde{\epsilon}_i$는 각각 상수항, $x_{i-t,j}$에 대한 회귀 계수와 오차항을 나타낸다.

그러나 B2 호기의 종합효율을 예측하기 위해 17개 호기의 과거 13주차 종합효율 지수를 모두 독립변수로 사용하는 것은 의미가 없다. 따라서, 먼저 이 중에서 주요 독립변수를 선택하는 것이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 (i) B2 호기의 i주차 종합효율에 영향을 주는 독립변수를 $i-t(t=0, 1, \cdots, 13)$주차마다 별개로 선별하고, (ii) 선정된 주요 독립변수들을 종합한 최종 다중선형회귀 모델을 수립하였다.

먼저, B2 호기의 i주차 종합효율에 영향을 주는 모든 호기들의 과거 $i-t(t=1, \cdots, 13)$주차 종합효율 변수들을 이용한 다중선형회귀 모델을 각 t값에 따라 만들면 식 (6)과 같다.

$$\omega_i^t = \overline{\beta}_{t0} + \sum_{j=1}^{17} \overline{\beta}_{t,j} x_{i-t,j} + \overline{\epsilon}_i; \ t=1, 2, \cdots, 13 \quad (6)$$

여기서 ω_i^t는 과거 $i-t$주차 시점에서의 종합효율 변수들만을 고려하여 예측하고자 하는 B2 호기의 i주차 종합효율을 나타내며, $\overline{\beta}_0$, $\overline{\beta}_{t,j}$와 $\overline{\epsilon}_i$는 각각 상수항, $x_{i-t,j}$에 대한 회귀 계수와 오차항을 나타낸다. 본 논문에서는 각각의 t 값에 대한 다중선형회귀 모델에 대해서 전진 선택법, 후진 제거법, 단계적 선택법을 차례로 적용하여 그 중에서 설명력이 가장 높은 모델을 각 ω_i^t에 대한 최종 예측 모델로 선정하였다. 이렇게 선정된 각 t값에 대한 변수들 전체를 대상으로 유의한 변수를 선택하는 스크리닝 과정을 통해 식 (7)과 같은 최종 모델을 수립하였다.

$$\omega_i = \beta_0 + \sum_{t=1}^{13} \sum_{j \in I^t} \beta_{t,j} x_{i-t,j} + \epsilon_i \quad (7)$$

여기서 I^t는 ω_i^t에 대한 최종 예측 모델에서 유의한 변수로 선택된 포토 호기 번호의 집합이다. 최종적으로, 식 (7)을 기반으로 한 최종 예측 모형은 식 (8)과 같다.

$$\hat{\omega}_i = \hat{\beta}_0 + \sum_{t=1}^{13} \sum_{j \in I^t} \hat{\beta}_{t,j} x_{i-t,j} \quad (8)$$

여기서 $\hat{w}_i$은 대상 호기 B2의 예측하고자 하는 i주차 설비 종합효율이며, $\hat{\beta}_0$와 $\hat{\beta}_{t,j}$는 각각 추정된 상수항과 $x_{i-t,j}$에 대한 회귀 계수 값을 나타낸다. 이러한 과정에서, 조금 더 성능이 좋은 다중선형회귀 모델 추정을 위해서 식 (7)의 다중선형회귀 모델을 만들 때 영향력이 큰 독립변수선택을 위한 전진 선택법, 후진 제거법, 단계적 선택법 등을 적용하여 그 중에서 설명력이 가장 높은 다중선형회귀식을 식 (8)에 대한 최종 모델로 선정한다.

3.2.3 평가 지표

제안된 예측 모델 평가 지표로 MSE(Mean Squared Error), MAE(Mean Absolute Error), MAPE(Mean Absolute Percentage Error)를 사용하며 각각 식 (9)~식 (11)로 표현된다. n은 테스트 데이터의 수로 데이터 전체의 결과를 사용하여 지표를 계산한다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (\omega_i - \hat{\omega}_i)^2 \quad (9)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |\omega_i - \hat{\omega}_i|^2 \quad (10)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{(\omega_i - \hat{\omega}_i)}{\omega_i} \right| \quad (11)$$

3.3 수치실험 설계

먼저, 제안된 다중선형회귀 모델의 성능을 평가하기 위한 수치 실험을 위해 <Figure 2>에 해당하는 FAB 내의 전체 포토 호기를 대상으로 과거 임의 시점으로부터 과거 86주 동안의 설비 종합효율 데이터를 수집하였다. 이 중에서 과거 74주 전에서 86주 전까지의 13개 주에 대한 데이터는 다중선형회귀 모델에서 설명 데이터로만 활용되므로 제외하고, 나머지 73주를 7:3의 비율로 훈련용과 검증용으로 랜덤하게 분할하였다.

분할된 데이터를 사용한 수치 실험을 다음과 같이 설계하였다. 먼저, 비율 7에 해당하는 51개 주에 대한 B2 호기의 종합효율 데이터를 사용하여 제안된 다중선형회귀 모델의 회귀 계수를 추정하기 위한 모델 훈련을 실행한다. 그리고 나머지 22개 주에 대한 B2 호기의 종합효율 데이터를 사용하여 제안된 다중선형회귀 모델의 예측 성능을 평가하기 위한 검증을 수행한다.

한편, 제안된 예측 모델의 성능 개선에 대한 효과 분석을 위해서 기존에 사용하고 있던 B2 호기의 종합효율 예측 방법과 비교하는 실험을 설계하였다. 이 방법에서는 대상 B2 호기의 i주차 종합효율 예측을 단순히 B2 호기만을 대상으로 과거 4주, 즉 $i-t(t=4,3,2,1)$주차 동안에 각 주차 간 종합효율의 변화에 대한 평균을 이용하여 식 (12)와 같이 예측한다.

$$\hat{\omega}_i = x_{i-1,1} + \sum_{t=1}^{3} \frac{(x_{i-t-1,1} - x_{i-t,1})}{3} \qquad (12)$$

이를 위한 데이터는 제안된 새로운 모델에서 훈련과 검증을 위해 사용된 73주의 데이터 중에서 예측을 위해서만 사용되는 마지막 4개 주차(과거 73주 전에서 70주 전) 데이터를 제외한 총 69주차의 데이터를 사용한다.

3.4 다중선형회귀 모델 훈련 및 검증

먼저, 훈련용 데이터를 이용하여 식 (6)에 대해 각 t값에 대한 다중선형회귀 모델 13개를 다음과 같이 추정하였다. 훈련용 데이터로 선택된 과거 51개 주의 집합을 TS라고 하면, TS에 속하는 각 i주에 대해서 과거 $i-t$주 전 17개 모든 호기의 종합효율 데이터를 이용하여 식 (6)의 다중선형회귀 모델의 계수를 추정하였다. 즉, 하나의 고정된 t값에 대해서 TS에 속한 51개 주 각 i에 대한 [i주 B2 호기 종합효율, $i-t$주 17개 호기 종합효율] 데이터 51개를 얻을 수 있었고, 이를 이용하여 3장에서 설명한 변수 선택법을 적용하여 식 (6)에 대한 추정 모델을 구하였다.

이렇게 도출된 13개 추정 회귀식에서 선정된 독립변수들은 모두 73개이며, 이 변수들 중에서 유의한 변수를 스크리닝하는 과정을 다음과 같이 진행하였다. 먼저 73개의 독립변수가 모두 사용된 다중선형회귀 모델에 대해 ANOVA를 수행하여 다양한 p-value 값을 기준으로 유의한 변수를 선택하였다. 그 결과 p-value = 0.1일 때, 27개의 변수가 선택되고, 이에 대해 검증 데이터를 적용한 결과 MSE = 4,050.3을 얻었다. P-value = 0.05와 0.01일 때는 각각 18개와 10개의 변수가 선택되었고, 이에 대해 검증 데이터를 적용한 결과 각각 MSE = 5,350.7과 MSE = 5,910.9를 얻었다. 본 논문에서는 MSE 값을 줄일 수 있는 방법으로 좀 더 많은 유의한 변수를 선택하기 위해 변수 선택법을 적용하였으며, 최종적으로 후진 제거법에 의해 최종적으로 35개의 변수가 선정되었고, MSE = 1,285.7을 얻을 수 있었다.

이렇게 선택된 주요 변수 35개를 사용한 다중선형회귀 추정 회귀식에 검증용 데이터를 적용한 결과는 다음과 같다.

<Table 1> Multiple Linear Regression Model Results

Unit	Past week No.	Regression Coefficients	Unit	Past week No.	Regression Coefficients
(Intercept β_0)		-2.0368	C13	4	-0.2509
A1	1	0.3754	C13	6	1.1048
A1	10	-0.2156	C13	7	-1.9978
A3	2	-0.3565	C13	12	-0.0259
A3	3	-0.5024	C12	2	0.6288
B3	3	0.2341	C12	6	-1.4056
D1	6	0.3322	C12	7	1.3029
D1	8	-0.0951	C11	8	-0.1627
D2	1	0.2572	C11	12	-0.0994
D2	9	0.3027	C11	13	-0.4912
D2	12	0.0530	C23	4	-1.4628
D3	13	0.3668	C22	4	1.2657
E1	3	0.1851	C22	6	-2.2949
E1	7	0.6313	C21	5	0.5346
E2	9	-0.1160	C21	6	2.3481
E2	10	0.3154	C21	8	0.3462
E2	11	0.0115	C21	10	0.1470
C13	1	-0.0707	C21	13	-0.1380

결정 계수 = 0.8301, 조정된 결정 계수 = 0.6693, p-value = 1.395e-06값을 얻었으며, Shapiro test 결과 p-value = 0.05035로써 정규성도 확인하였다. 그러나 35개의 변수 중에 5개가 VIF 값이 10보다 큰 다공선성을 보였기 때문에 이들을 제외시킨 모델에 대해서도 검증용 데이터를 적용하였다. 그 결과, 오히려 조정된 결정 계수가 0.6295로 낮아지는 것을 확인하여 전체 35개 변수를 이용하여 도출한 다중선형회귀식을 식 (8)에 대한 최종 모델로 결정하였다. <Table 1>은 본 논문에서 추정한 다중선형회귀식에 대한 결과 값을 나타낸다. 첫 번째 열 “Unit”은 FAB의 포토 호기명을 의미하고, 두 번째 열 “Past week No.”는 예측하고자 하는 과거 t주차 전을 의미한다. 예를 들어 “Unit” A1, “Past week No.” 10은, 예측하고자 하는 주를 기준으로 과거 10주 전 A1 호기의 종합효율을 나타내는 변수를 의미한다.

이렇게 선정된 변수들은 종합효율 예측 대상인 B2 호기와 생산공정 및 예방 보전 관련하여 실제로도 연관된 특징을 가지고 있었다. 예를 들면, <Table 1>에서 Unit E1의 Past week No. 7이 주요 변수인데, 실제로 라인 스케줄 확인 결과, E1 호기의 예방 보전을 수행한 7주 후 B2 호기의 예방 보전이 진행되는 것을 확인할 수 있었다. 또한, Unit A1의 Past week No. 1이 주요 변수인데, 실제로 A1 호기 다음에 B2 호기로 공정 확보된 생산 비중이 높은 제품을 진행한 것을 확인 할 수 있었다.

<Table 2> Results of Experiment for Verification

Raw ID	Estimated values	Observed values	Residual	Residual rates
4	784.1	816.0	31.9	4.07%
6	783.8	839.0	55.2	7.04%
7	859.5	778.0	81.5	9.48%
18	906.7	875.0	31.7	3.50%
21	833.2	797.0	36.2	4.34%
22	775.6	783.0	7.4	0.96%
23	803.4	776.0	27.4	3.41%
26	794.2	818.0	23.8	2.99%
28	775.9	761.0	14.9	1.92%
29	824.2	829.0	4.8	0.58%
31	874.2	867.0	7.2	0.82%
37	847.5	835.0	12.5	1.47%
45	712.1	789.0	76.9	10.80%
49	813.5	813.0	0.5	0.07%
54	795.0	825.0	30.0	3.78%
57	821.2	798.0	23.2	2.83%
61	685.7	756.0	70.3	10.25%
62	781.9	786.0	4.1	0.53%
64	495.0	509.0	14.0	2.82%
69	652.9	664.0	11.1	1.70%
70	811.5	783.0	28.5	3.51%
72	778.5	779.0	0.5	0.06%
Average				3.5%

마지막으로 추정된 (8)의 다중선형회귀식에 대한 성능을 검증용 데이터를 활용하여 평가하였으며, <Table 2>는 22개 검증용 데이터로 예측 모형을 검증한 결과를 나타낸다. 여기서 Raw ID는 검증용 데이터의 과거 주차를 의미한다. Estimated values와 Observed values는 각각 식 (8)에 의해 예측된 B2 호기의 각 과거 주차 종합효율과 실제 종합효율을 나타낸다. Residual은 식 (13)과 같이 예측한 종합효율 결과와 실적 종합효율의 차를 절대값으로 계산한 값이며, Residual rates는 식 (14)와 같이 계산된 Residual을 Estimated values로 나눈 백분율 값이다. 추정된 다중선형회귀 모델의 성능 검증 실험 결과, 평균 3.5%의 잔차율을 확인할 수 있었다. 이러한 다중선형회귀 모델의 훈련과 검증을 위한 모든 절차는 R 프로그래밍으로 구현하였다.

$$\text{잔차} = |\text{예측값} - \text{실제값}| \tag{13}$$

$$\text{잔차율} = \frac{\text{잔차}}{\text{예측값}} \times 100(\%) \tag{14}$$

4. 기존 방법과의 비교

본 논문에서 제안된 다중선형회귀분석 기반 디스플레이 FAB 생산능력 예측 방법의 성능 비교를 위해 4.1절에서 설명한 69개의 실험 데이터를 기존 예측 방법인 식 (12)에 적용하여 Residual과 Residual error를 평가하였다. <Table 3>은 제안된 방법과 기존 방법에 대한 성능을 요약한 결과를 나타낸다. 마지막 열 Mean Residual Error는 잔차 오류에 대한 평균을 나타낸다.

기존 방법의 경우 MSE, MAE, MAPE 모두 제안된 방법보다 매우 큰 값을 가졌으며, 결과적으로 잔차 오류 평균 값이 27.5%로 매우 낮은 성능을 보였다. 그러나 확인 결과, 실험 대상으로 선정된 기간 중에 계획된 이벤트가 있었으며, 이로 인해 모델의 성능에 영향을 준 것으로 판단되었다. 따라서 그 계획된 이벤트에 해당되는 과거 67주차 데이터를 제외하고, 다시 기존 방법 식 (12)의 예측 성능을 평가한 결과 MSE, MAE, MAPE, 잔차 오류 평균 값이 모두 향상됨을 확인하였다. 그러나 여전히 잔차 오류 평균 값은 11.9%로써 제안된 방법의 잔차 오류 평균 값인 3.5%보다 낮은 성능을 보였다.

추가적으로, 성능 비교 실험의 공정성을 위해서 제안된 방법을 훈련용 데이터에도 적용하여 성능 평가를 위한 실험 데이터 개수의 균형을 맞추었다. 그 결과, 훈련용 데이터를 이용한 제안된 방법의 MSE, MAE, MAPE, 잔차 오류 평균 값이 모두 기존 방법보다 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 또한, 73개의 전체 훈련용 데이터와 검증용 데이터를 고려하여 제안된 방법에 의한 잔차 오류 평균을 실험에 사용된 데이터 개수에 비례하여 다시 계산하면 $3.5 \times \frac{51}{73} + 5.1 \times \frac{22}{73} = 3.98\%$가 된다. 이러한 결과는 본 논문에서 제안된 전체 FAB 포토 설비의 과거 종합효율 데이터를 활용하여 추정하는 다중선형회귀분석 기반 생산능력 예측 방법이 기존 방식 대비 예측력이 7.9% 정도 개선된 매우 우수한 성능을 얻을 수 있음을 의미한다고 할 수 있다.

<Table 3> Summary of Numerical Experiments

		MSE	MAE	MAPE	Mean Residual Error
Current Method	No. of data	18662.7	90.6	15.7	27.5%
	No. of normal data (Raw ID 67)	12900.4	82.5	14.4	11.9%
Suggested Method	No. of validation data	1285.7	27.0	3.4	3.5%
	No. of training data	2045.5	33.9	6.4	5.1%

<Table 4> ANOVA Table for Regression Analysis

Unit	Past week No.	Sum of Squares	F-value	Pr(> F)
A1	1	113,587	31.7	1.99E-06
A1	10	256	0.1	7.91E-01
A3	2	3,667	1.0	3.18E-01
A3	3	1,771	0.5	4.87E-01
B3	3	11,588	3.2	8.03E-02
D1	6	1,918	0.5	4.69E-01
D1	8	254	0.1	7.92E-01
D2	1	533	0.1	7.02E-01
D2	9	1,031	0.3	5.95E-01
D2	12	62,694	17.5	1.70E-04
D3	13	40,968	11.4	1.72E-03
E1	3	21,823	6.1	1.84E-02
E1	7	34,815	9.7	3.53E-03
E2	9	3,904	1.1	3.03E-01
E2	10	36,244	10.1	2.98E-03
E2	11	34,688	9.7	3.58E-03
C13	1	2,889	0.8	3.75E-01
C13	4	4,331	1.2	2.79E-01
C13	6	3,887	1.1	3.04E-01
C13	7	12,799	3.6	6.66E-02
C13	12	100	0.0	8.68E-01
C12	2	122,645	34.2	1.00E-06
C12	6	4,317	1.2	2.80E-01
C12	7	4,153	1.2	2.89E-01
C11	8	1,992	0.6	4.61E-01
C11	12	47	0.0	9.10E-01
C11	13	27,297	7.6	8.94E-03
C23	4	16	0.0	9.47E-01
C22	4	5	0.0	9.71E-01
C22	6	599	0.2	6.85E-01
C21	5	55,892	15.6	3.39E-04
C21	6	22,075	6.2	1.77E-02
C21	8	11,675	3.3	7.92E-02
C21	10	2,002	0.6	4.60E-01
C21	13	1,325	0.4	5.47E-01
Residuals		132,606		

<Table 4>는 본 논문에서 제안된 방법의 분산분석 결과이다. 유의확률 결과를 통해 제안된 방법의 각 변수 별 영향도를 참고할 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 S사의 디스플레이 FAB 공정 내에서 병목 공정에 해당하는 포토 설비의 생산능력 예측 정확도를 개선한 사례 연구 결과를 소개하였다. 기존에는 직전 4주간의 주당 종합효율 변화량의 평균을 이용하던 방식이었으나, 90% 정도의 비교적 낮은 예측 정확도를 보였기 때문에 생산 계획 수립 시 참고용으로만 사용하였고, SCM의 고도화를 위해서는 추가 개선 방법이 필요하였다. 이에 본 논문에서는 당사의 공정에 대한 이해를 바탕으로 디스플레이 FAB 생산능력을 예측하는 새로운 방법을 연구하였다.

먼저 본 논문에서는 디스플레이 FAB 공정의 생산능력을 예측하기 위한 평가 지수로 설비 종합효율을 사용하였다. 또한, FAB 내의 포토 호기 성능은 해당 호기 외에도 공정 흐름에 따라 전후 공정 설비의 성능에도 영향을 받는다는 것에 기반한 다중선형회귀분석 기반 예측 모델을 제안하였다. 이 모델에서는 해당 호기의 설비 종합효율을 예측하기 위해서 해당 호기를 포함한 전후 공정의 설비 종합효율을 과거 일정 시점까지 고려하였으며, 이 중에서 중요한 독립변수를 다양한 변수 선택 방법에 의해서 추출하였다. 제안된 모델의 성능 검증을 위한 수치실험을 통해서 예측 정확도가 96%까지 개선됨을 확인하였으며, 시장 및 라인 운영 상황 변화 등 라인의 생산 계획 운영 측면으로 보았을 때 다소 오차가 있지만, SCM 목표에 허용할 만한 정확도를 갖고 있는 모델로 확인되었다. 이러한 개선 결과는 생산 계획 수립 시 설비 예방보전 스케줄링과 신제품 평가 등의 계획수립에 이용하는 것으로까지 발전될 수 있을 것으로 기대된다.

향후 연구 방향으로 본 논문에서 적용한 다중선형회귀 분석 모델 이외에도 최근 이슈가 되고 있는 딥러닝 등과 같은 모델을 적용한 생산능력 예측 정확도의 추가 개선의 필요성도 검토하고 있다. 또한 라인 증설 투자 및 마스크 수 절감 등에 따른 FAB 환경 변화에 따라 Depo, Etch, 검사 설비 등도 포함하여 정확도와 설명력을 높이는 방법을 향후 연구로 고려하고 있다.

Acknowledgements

This work was performed for Master's thesis of the first author at Ajou University, Korea.

References

[1] Carrasco, J., Alptekin, S.E., and Krumme, L., Mixed integer programming applied to atepper scheduling, *Proceedings of the International Conference on Semiconductor Manufacturing Operational Modeling and Simulation*, 1999, pp. 62-66.

[2] Cha, S.K., Kim, J.Y., and Yoon, J.Y., Agent system for

implementation of the standard based OEE, *Proceedings of the Korean Society for Precision Engineering*, 2013, pp. 1475-1476.

[3] Cha, S.M., Jang, Y.H., and Lee, M.H., The development of virtual simulator for agile manufacturing system, *Proceedings of the Korean Society of Manufacturing Technology Engineers*, 2000, pp. 478-483.

[4] Choi, B.K., Park, S.C., Cha, E.S., Park, J.H., and Park, N.K., Virtual factory simulator, *Proceedings of the Korea Institute of Industrial Technology*, 1998, pp. 85-90.

[5] Choi, S.W., Scheduling algorithms for minimizing total weighted flow time in photolithography workstation of FAB, *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 2012, Vol. 35, No. 1, pp. 79-86.

[6] Gu, S.J. and Choi, B.K., Simulation ,odel of In-Line stocker system in TFT-LCD line, *Proceedings of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2008, pp. 288-294.

[7] Han, P. and Baek, J.G., Prediction model on delivery time in display FAB using survival analysis, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2014, Vol. 40, No. 3, pp. 283-290.

[8] Hwang, H.R., A study on lot assignment problem in photolithography process of semiconductor manufacturing, [Master's Thesis], [Seoul, Korea] : Chung-Ang Univ., 2014.

[9] Na, H.J., Baek, J.K., and Kim, S.S., The study of production scheduling scheme in TFT-LCD factory, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2002, Vol. 15, No. 4, pp. 325-337.

[10] Jeong, K.C. and Park, M.W., A progress management based daily production planning method for improving the Production Linearity of Semiconductor Fabs, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2017, Vol. 43, No. 4, pp. 264-275.

[11] Kim, J.S., Development of object oriented manufacturing simulator, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 1991, Vol. 4, No. 2, pp. 73-79.

[12] Kim, J.W., A study on deterministic utilization of facilities for allocation in the semiconductor manufacturing, *Journal of Society of Korea Industrial and Systems Engineering*, 2016, Vol. 39, No. 1, pp. 153-161.

[13] Kim, K.T., Jang, S.Y., and Park, J.W., Development of intelligent simulator for knowledge acquisition of manufacturing system, *Proceedings of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 1998, pp. 290-296.

[14] Lee, S.J. and Lee, H.C., The study on digital manufacturing system using by real-time simulation, *Proceedings of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2010, pp. 873-878.

[15] Lee, W.S., Improvement of Real Time Dispatcher System For LCD Fabrication Line, [Master's Thesis], [Seoul, Korea] : Kyung Hee University, 2009.

[16] Lee, Y., Kim, S.Y., Yea, S.H., and Kim, B.K., Production planning in semiconductor wafer fab considering variable cycle time, *Journal of the Computers and Industrial Engineering*, 1997, Vol. 33, No. 3, pp. 713-716.

[17] Lyoo, G.H., Production Capacity Simulation Based On Overall Equipment Effectiveness, [Master's Thesis], [Suwon, Korea] : Ajou Univ., 2017.

[18] Millas, V.S. and Vosniakos, G.-C., Transfer batch scheduling using genetic algorithm, *International Journal of Production Research*, 2008, Vol. 46, No. 4, pp. 993-1016.

[19] Ramasesh, R.V., Fu, H., Fong, D.K.H., and Hayya, J.C., Lot streaming in multistage production system, *International Journal of Production Economics*, 2000, Vol. 66, No. 3, pp. 199-211.

[20] Son, H.S., Lee, H.Y., and Choi, B.K., Capacity-filtering algorithm based release planning method for TFT-LCD Fab, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 2009, Vol. 22, No. 1, pp. 1-9.

[21] Song, K.B., Park, R.J., Kim, K.H., and Won, J.R., Electrical energy consumption forecasting algorithm using multiple regression method, *Journal of the Korean Institute of Illuminating and Electrical Installation Engineers*, 2017, Vol. 31, No. 11, pp. 69-74.

ORCID

Joonpil Ghil | http://orcid.org/0000-0003-0144-6103

Jin Young Choi | http://orcid.org/0000-0001-6397-3107