



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학박사학위논문

산업용 사물 인터넷이 탑재된
제조 프로세스 혁신을 위한
인공지능 기반 스마트 팩토리
프레임워크

2020 년 6 월

금오공과대학교 대학원

산업공학과

김 진 배

공학박사학위논문

산업용 사물 인터넷이 탑재된
제조 프로세스 혁신을 위한
인공지능 기반 스마트 팩토리
프레임워크

2020 년 6 월

금오공과대학교 대학원

산업공학과

김 진 배

산업용 사물 인터넷이 탑재된 제조 프로세스 혁신을 위한 인공지능 기반 스마트 팩토리 프레임워크

지도교수 이 현 수

이 논문을 공학박사 학위논문으로 제출함.

2020 년 6 월

금오공과대학교 대학원

산업공학과

김진배의 공학박사 학위논문을 인준함

2020 년 6 월

심사위원장 김 태 성



심 사 위 원 이 지 수



심 사 위 원 김 상 호



심 사 위 원 차 우 창



심 사 위 원 이 현 수



금오공과대학교 대학원

Artificial Intelligence-based Smart Factory Framework for Manufacturing Process with Industrial Internet of Things

Jin Bae Kim

Department of Industrial Engineering, Graduate School
Kumoh National Institute of Technology

Abstract

In this study, construction and build a machine learning and artificial intelligence algorithm based smart factory platform for surface mount technology process to produce a finished printed circuit board mounted for the control of electronic device parts in various industries. To this end, an industrial Internet of Things platform is attached to each equipment of the surface mount technology process to dock process information related to production and manufacturing and the Industrial Internet of Things sensor module to collect sensor data and collect it from the database. The process of acquiring process data is done in real time and is collected under a wired or wireless environment for analysis and control remotely from a factory-scale space composed of multiple processes and an independent space. In the existing process, manufacturing automation of production facilities has been advanced, but process issues directly related to quality problems and

equipment failures are being solved manually by the manager. To overcome these limitations, a smart factory based on artificial intelligence algorithms is built to design a platform equipped with effective functions to advance the production of factories, including surface mount technology processes. The main functions are to implement a virtual physics system to collect and monitor process data stored in computer hard disks inside equipment and facilities and sensor data collected from industrial Internet of Things sensor modules in a database, and implement a platform scale smart factory. It forms an enterprise system equipped with clustering and tracking of production products, generation of production product classification models, time series process data prediction, and production product quality discrimination.



산업용 사물 인터넷이 탑재된 제조 프로세스를 위한 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼 구축에 관한 연구

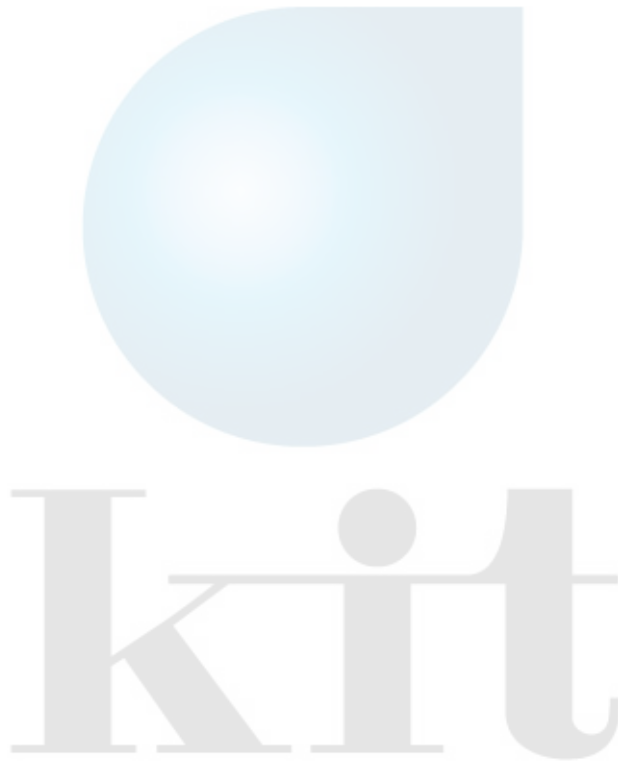
김 진 배

금오공과대학교 대학원 산업공학과

요 약

본 연구에서는 다양한 산업 군에서 전자장치 부품의 제어를 위해 탑재되는 완제품 인쇄회로기판을 생산하는 표면실장기술 공정을 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼을 설계하고 구축한다. 이를 위해 표면 실장 기술 공정의 각 장비에 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 부착하여 생산 및 제조와 관련된 공정 정보와 산업용 사물 인터넷 센서 모듈을 도킹하여 센서 데이터를 수집하여 데이터 베이스에서 취합한다. 공정 데이터의 취득 과정은 실시간으로 이루어지며, 다수 공정으로 구성된 공장 단위 규모의 공간과 독립된 공간에서 원격으로 분석 및 제어를 위해 유, 무선 환경 하에서 수집한다. 기존 공정에서 생산설비의 제조 자동화는 고도화 되어있지만 품질 문제와 장비의 고장으로 직결되는 공정 이슈는 관리자에 의해 매뉴얼 방식으로 해결

되고 있다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 인공지능 알고리즘을 기반으로 하는 스마트팩토리를 구축하여, 표면 실장 기술 공정을 포함한 공장의 생산 고도화를 위해 효과적인 기능이 탑재된 플랫폼을 설계한다. 주요 기능으로는 가상 물리 시스템을 구현하여 장비 및 설비 내부 컴퓨터 하드디스크에 저장되는 공정 데이터와 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 센서 데이터를 데이터 베이스에 수집하여 모니터링하고, 플랫폼 규모의 스마트팩토리를 구현하여 생산 제품의 군집 형성 및 추적, 생산 제품 분류 모델 생성, 시계열 공정 데이터 예측, 생산 제품 품질 판별 기능을 탑재한 전사 규모의 시스템을 구성한다.



목 차

[그림 차례]	i
[표 차례]	ii
[수식 차례]	iii
[기호 설명]	iv
 제 1 장 서 론	 1
1.1 연구의 배경 및 필요성	1
1.2 연구의 범위와 목적	6
 제 2 장 이론적 배경 및 선행 연구	 10
2.1 스마트팩토리 연구	10
2.1.1 스마트팩토리의 정의	10
2.1.2 스마트팩토리 선행 연구	12
1) 제조 공정 스마트팩토리 구축	14
2) 물류 관리 스마트팩토리 구축	20
3) 사람-기계 협업 스마트팩토리 구축	24
4) 설비 관리 스마트팩토리 구축	29
5) 로봇 및 장비 제어 스마트팩토리 구축	32
6) 스마트팩토리의 보안	35
2.2 사물 인터넷 연구	38
2.2.1 사물 인터넷의 정의	38
2.2.2 사물 인터넷 선행 연구	39
1) 스마트팩토리와의 사물 인터넷	40
2) 사물 인터넷의 보안	43
3) 공간 규모의 사물 인터넷 구축	44
4) 사물 인터넷의 네트워크 통신 품질 연구	47
2.3 표면 실장 기술 연구	49
2.3.1 표면 실장 기술의 정의	49
2.3.2 표면 실장 기술 선행 연구	52
1) 표면 실장 기술 공정의 미·오삽 방지 연구	52
2) 표면 실장 기술 공정 응용 연구	54

제 3 장 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정 설계	55
3.1 표면 실장 기술 공정의 진단	55
3.1.1 표면 실장 기술 공정의 개요	55
3.1.2 표면 실장 기술 공정의 진단과 이슈 파악	57
3.2 산업용 사물 인터넷의 탑재	62
3.2.1 산업용 사물 인터넷의 구성 및 설계 방안	62
3.2.2 무선 액세스 포인트를 활용한 네트워크 통신 환경 구축	65
3.2.3 산업용 사물 인터넷 센서 모듈	66
3.2.4 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정	68
 제 4 장 실시간 모니터링과 공정 데이터 이력 조회를 위한 가상 물리 시스템 설계 및 구현	 71
4.1 실시간 모니터링과 공정 데이터 이력 조회를 위한 가상 물리 시스템 설계 알고리즘	71
4.1.1 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템 구현	73
4.1.2 공정 데이터 이력 조회를 위한 가상 물리 시스템 구현	78
 제 5 장 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼 설계 및 구현	 83
5.1 공정 및 센서 데이터의 관리 및 전처리	83
5.2 기계학습 알고리즘이 적용된 스마트팩토리 플랫폼	85
5.2.1 K-Means Clustering 알고리즘이 적용된 생산 제품 군집 및 추적을 위한 스마트팩토리 플랫폼	85
5.2.2 Support Vector Machine(SVM) 알고리즘이 적용된 생산 제품 분류를 위한 스마트팩토리 플랫폼	87
5.3 인공지능 알고리즘이 적용된 스마트팩토리 플랫폼	91
5.3.1 Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 스마트팩토리 플랫폼	91
5.3.2 Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측 비교 연구	94
5.3.3 Convolution Neural Network(CNN) 알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼	101
5.3.4 스마트팩토리 도입을 통한 불량률 개선 결과 분석	105
5.3.5 전 공정 시계열 데이터 예측 결과 활용을 통한 후 공정 품질	

판별 유연 시스템의 구현	108
제 6 장 결 론.....	111
[참고 문헌]	113



[그림 차례]

그림 1.1	인더스트리 4.0과 관련된 범주들의 세계 주요 국가 경쟁력 순위..	2
그림 1.2	표면 실장 기술 관련 연도별 주요 국가 특허 출원 동향.....	4
그림 1.3	표면 실장 기술의 기업별 다출원인 출원 건수.....	5
그림 1.4	표면 실장 기술 공정의 표면 실장 형 부품 생산 순서	7
그림 1.5	표면 실장 기술 공정에 탑재된 사물 인터넷 플랫폼 구성도	8
그림 2.1	스마트팩토리의 기능	10
그림 2.2	CNC 가공을 통해 생산된 나사의 흐름 공정	15
그림 2.3	나사 생산공정의 시스템 구성	15
그림 2.4	나사 생산 공정 시나리오.....	16
그림 2.5	3차원으로 구현된 CNC 설비 기반 나사 생산 스마트팩토리 테스트 베드.....	17
그림 2.6	블루투스 비콘 기반의 스마트팩토리 물류 관리 시스템.....	20
그림 2.7	블루투스 비콘 태그를 활용한 제품 이동 경로 추적	21
그림 2.8	블루투스 비콘 태그를 활용한 제품 보관 위치 추적	22
그림 2.9	무선 인식 기술 디바이스 시험 환경 구성	23
그림 2.10	작업자 기반 CPS의 사용자 인터페이스 구성	25
그림 2.11	공정 제어를 위한 작업자의 행동 인식	27
그림 2.12	설비 오류 유형 구조화를 위한 네트워크 구축 방법	29
그림 2.13	설비 오류 유형 구조화를 위한 네트워크 구축 방법	31
그림 2.14	공정을 구성하는 로봇 팔의 제어를 위한 사물 인터넷 플랫폼의 하드웨어 구조도	32
그림 2.15	공정을 구성하는 로봇 팔의 제어를 위한 사물 인터넷 플랫폼의 하드웨어 구조도	33
그림 2.16	공정을 구성하는 로봇 팔의 제어를 위한 사물 인터넷 플랫폼의 하드웨어 구조도	36
그림 2.17	사물인터넷의 대상과 범위	38
그림 2.18	생산 공정 설비에 부착된 사물 인터넷 센서들 간의 통신 프레임워크를 검증하기 위한 간이 스마트팩토리 모델	40
그림 2.19	산업용 사물 인터넷 센서가 부착된 제조 사물 인터넷 플랫폼.....	41
그림 2.20	아두이노와 센서를 활용한 실내 환경 수치 파악 시스템 구조.....	44

그림 2.21 스마트 기숙사 시스템의 구성도	45
그림 2.22 4개의 협대역 사물 인터넷 기기가 동일 네트워크 통신 환경에 접속 된 실험 환경	48
그림 2.23 표면 실장 기술 공정을 구성하는 설비의 종류	51
그림 2.24 고속카메라로 촬영한 미삽 부품의 노즐 장면	52
그림 3.1 표면 실장 기술 공정의 레이아웃	56
그림 3.2 표면 실장 기술 공정을 구성하는 설비의 내부에 탑재된 컴퓨터 ..	57
그림 3.3 Screen Printer 내부에서 회로를 그리기 위해 크림 형태의 납을 도 포하는 로봇 팔	58
그림 3.4 Chip Mounter 내부에서 부품의 실장을 위해 움직이는 로봇 팔...	59
그림 3.5 네트워크 통신 환경이 구축되어 있지 않은 기존의 표면 실장 기술 공정	61
그림 3.6 Intel Edison 사물 인터넷 모듈	62
그림 3.7 Intel Atom 프로세서	63
그림 3.8 CISCO AIR-AP1852I-K-K9 무선 액세스 포인트	65
그림 3.9 USB Serial 방식으로 연결된 사물 인터넷 플랫폼	68
그림 3.10 산업용 사물 인터넷 센서 모듈이 부착 될 위치 선정	69
그림 3.11 표면 실장 기술 공정을 위한 산업용 사물 인터넷 시스템 아키텍처	70
그림 4.1 표면 실장 기술 공정의 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템 의 구현	74
그림 4.2 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Screen Printer에 부착된 습도, 가속도계 센서 데이터 모니터링 패널	75
그림 4.3 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Solder Paste Inspection 장비에 부착된 조도 센서 데이터 모니터링 패널	76
그림 4.4 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Chip Mounter 장비 에 부착된 가속도계 센서 데이터 모니터링 패널	76
그림 4.5 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Reflow Oven 장비 에 부착된 전력 측정 센서 데이터 모니터링 패널	77
그림 4.6 표면 실장 기술 공정 3차원 모델 동기화와 실시간 모니터링을 위한 플롯팅 버튼으로 구성된 제어보드 패널	77
그림 4.7 표면 실장 기술 공정의 공정 데이터 이력 조회를 위한 가상 물리	

시스템의 구현	79
그림 4.8 Screen Printer에 부착된 습도, 가속도계 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널	80
그림 4.9 Solder Paste Inspection 장비에 부착된 조도 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널	81
그림 4.10 Chip Mounter 장비에 부착된 가속도계 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널	81
그림 4.11 Reflow Oven 장비에 부착된 전력 측정 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널	82
그림 5.1 공정 및 센서 데이터의 전처리 프로세스	83
그림 5.2 공정 및 센서 데이터의 병합과 병합한 데이터를 조회하기 위한 모니터로 구성된 패널	84
그림 5.3 K-Means Clustering 알고리즘이 적용된 생산 제품 군집 및 추적을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널	85
그림 5.4 Support Vector Machine(SVM) 알고리즘이 적용된 생산 제품 분류를 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널	87
그림 5.5 테스트 데이터를 입력하였을 때 어느 클래스에 속하는지 판별 해주는 패널	89
그림 5.6 Recurrent Neural Network(RNN)알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널	91
그림 5.7 Recurrent Neural Network(RNN)알고리즘 프로세스	92
그림 5.8 시계열 공정 데이터 기반의 Recurrent Neural Network(RNN) 예측 모델 생성	96
그림 5.9 Recurrent Neural Network(RNN)알고리즘을 사용한 시계열 공정 데이터 예측	97
그림 5.10 불확실한 상황이 발생할 때의 시계열 공정 데이터	98
그림 5.11 Recurrent Neural Network(RNN)알고리즘을 사용한 불확실한 상황의 시계열 공정 데이터 예측	99
그림 5.12 Autoregressive Integrated Moving Average(ARIMA)알고리즘을 사용한 불확실한 상황의 시계열 공정 데이터 예측	100
그림 5.13 Convolution Neural Network(CNN) 알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼	101

그림 5.14 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정을 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼.....	104
그림 5.15 표면 실장 기술 공정에서 생산된 전자 회로 기판의 월별 총 생산량 대비 불량 제품의 개수.....	106
그림 5.16 표면 실장 기술 공정에서 생산된 전자 회로 기판의 월별 총 생산량 대비 불량 제품의 개수.....	107
그림 5.17 RNN 알고리즘 기반 예측 결과를 활용한 Convolution 필터 사이즈 결정.....	108



[표 차례]

표 1.1	미국, 독일, 일본의 제조업 선진화 연구 개발 정책	3
표 2.1	스마트팩토리 선행 연구의 비교를 통한 한계점 도출	12
표 2.2	작업자 기반 CPS의 사용자 인터페이스에 대한 설명	26
표 2.3	사물인터넷업 선행 연구의 비교를 통한 한계점 도출	39
표 3.1	Intel Edison 사물 인터넷의 명세	64
표 3.2	산업용 사물 인터넷 자이로스코프 및 가속도계 센서 모듈	66
표 3.3	산업용 사물 인터넷 온도 및 습도 센서 모듈	67
표 4.1	실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템 알고리즘	72
표 5.1	시계열 공정 데이터 예측 모델 비교	95
표 5.2	전자 회로 기관 품질 판별을 위한 CNN 알고리즘	102
표 5.3	스마트팩토리 도입 여부에 따른 생산제품의 불량률 변화 추이	105
표 5.4	스마트팩토리 도입 여부에 따른 t 검정	105
표 5.5	RNN 알고리즘 예측 결과를 활용한 CNN 알고리즘 Convolution 필터 사이즈 다변화 검출의 2중 오류 판별 결과	109



[수식 차례]

식 5.1		86
식 5.2		86
식 5.3		86
식 5.4		87
식 5.5		88
식 5.6		88
식 5.7		88
식 5.8		88
식 5.9		88
식 5.10		88
식 5.11		88
식 5.12		89
식 5.13		89
식 5.14		89
식 5.15		89
식 5.16		92
식 5.17		93
식 5.18		93
식 5.19		93
식 5.20		93
식 5.21		93

[약어 설명]

IoT: Internet of Things

ICT: Information and Communications Technology

CPS: Cyber Physical System

MES: Manufacturing Execution System

ERP: Enterprise Resource Planning

PLM: Product Lifecycle Management

KPI: Key Performance Indicator

RFID: Radio Frequency Identification)

RMSE: Root Mean Square Error

SVM: Support Vector Machine

RNN: Recurrent Neural Network

CNN: Convolution Neural Network

ReLU: Rectified Linear Unit

AOI: Automated Optical Inspector



제 1 장 서 론

1.1 연구의 배경 및 필요성

제조업을 핵심 비즈니스 모델로 하는 기업들은 소비자들의 수요 형태가 급격하게 변하고 짧은 제품 수명주기에 대응 하기 위해 다방면의 노력을 기울이고 있다. 이러한 시장 변화에 대응하기 위한 방법으로 고객 맞춤형 생산 전략을 추진하게 되는데 이는 고객에게 다양한 선택권을 부여하기 위해 여러 유형의 부품을 미리 준비해두고, 이를 다양한 형태로 조합하여 고객이 원하는 제품을 조립해 제공하는 방식이다. 이는 2011년 1월 독일에서 공식적으로 발의된 인더스트리 4.0의 핵심 목표 내용이며 고객 맞춤형 생산에서 한걸음 더 나아가 고객별로 요구하는 추가 디자인까지도 수용하여 개인 맞춤형 제품을 고객이 수용할 만한 가격에 제공하는 것이 목표이다. 이러한 요구사항을 수용하기 위해서 필요한 것이 바로 스마트팩토리이다. 스마트팩토리는 자재와 기계, 설비가 서로 직접 의사소통이 가능해야 하며 스마트팩토리는 중앙에서 통제되는 방식의 기계, 설비 시스템이 아니라 자재와 기계, 설비가 자율적으로 움직여 제품을 제조할 수 있는 분권화된 시스템을 말한다[1].

[그림 1.1]은 인더스트리 4.0 적응 국가 순위를 정리한 것으로 주요 영역별 순위를 보여준다. 인더스트리 4.0은 이미 전 세계 주요 국가에서 시작되었지만, 주요국들에 비해 대한민국은 한발 늦은 모습이다. 인더스트리 4.0과 관련하여 교육 시스템의 수준은 19위, 노동시장의 유연성은 83위, 관련 기술의 수준은 23위, 사회 인프라 간접 자본 규모는 20위, 법적 보호는 62위로 교육 시스템, 기술수준, 사회 인프라 간접 자본 규모 순위는 양호한 편이나, 노동시장의 유연성과 법적 보호 순위는 낮은 편이다[2].

국내 제조업의 침체와 경쟁력 약화로 인해 제조업 중심의 공단을 거점으로 하는 지방 도시의 경제 상태는 매우 악화 되어 있다. 이를 타개할 방법으로는 스마트팩토리의 도입과 주요 기반 기술의 연구 개발이 필수적이며, 정부의 스마트팩토리와 관련된 기업 지원 정책이 필수적으로 수반되어야 한다.

Adapted relative rankings from World Economic Forum Global Competitiveness Report, using Fourth Industrial Revolution categories .

	Labour structures flexible?	Skill level high?	Education allows adaptive skills?	Infrastructure suitable?	Legal protections?	Overall impact	Developed (DM), emerging market (EM) or frontier market (FM)?
Switzerland	1	4	1	4.0	6.75	3.4	DM
Singapore	2	1	9	3.5	9.00	4.9	DM
Netherlands	17	3	8	6.5	12.50	9.4	DM
Finland	26	2	2	19.0	1.25	10.1	DM
United States	4	6	4	14.0	23.00	10.2	DM
United Kingdom	5	18	12	6.0	10.00	10.2	DM
Hong Kong	3	13	27	4.5	10.00	11.5	DM
Norway	9	7	13	19.0	11.50	11.9	DM
Denmark	10	9	10	15.5	17.75	12.5	DM
New Zealand	6	10	24	21.5	6.25	13.6	DM
Sweden	20	12	7	12.0	19.75	14.2	DM
Japan	21	21	5	12.0	18.00	15.4	DM
Germany	28	17	6	9.5	18.75	15.9	DM
⋮							
Malaysia	19	36	20	35.5	34.50	29.0	EM
Portugal	66	26	28	24.5	32.25	35.4	DM
Czech Republic	47	29	35	35.0	44.75	38.2	EM
South Korea	83	23	19	20.0	62.25	41.5	EM
Chile	63	33	50	42.0	39.25	45.5	EM
Spain	92	30	37	17.5	61.25	47.6	DM
China	37	68	31	56.5	64.25	51.4	EM
Kazakhstan	18	60	72	59.5	68.25	55.6	FM
Poland	81	31	64	48.5	58.00	56.5	EM
Russia	50	38	68	47.5	114.00	63.5	EM

[그림 1.1] 인더스트리 4.0과 관련된 범주들의 세계 주요 국가 경쟁력 순위

[표 1.1]에서는 제조업 선진화를 위한 미국, 독일, 일본의 연구 개발 정책을 보여준다. 제조업 선진화를 위한 주요 국가들의 연구 개발 정책이 시사하는 점은 대한민국도 주요 국가들의 제조기술 선진화 추세에 대응해, 제조업 주도국 실현을 목적으로 범 부처 대응의 제조업 연구 개발 전략이 필요하다. 차세대 제조 시스템의 확보를 목표로 국가 차원의 연구 개발 정책을 수립해 양적 성과와 질적 고도화를 지향해야 한다. 그리고 제조업의 연구 개발 투자 확대를 촉진하고 혁신 활동을 강화하기 위한 정부 정책이 요청된다. 또한 범 부처 추진 성격의 국가 프로젝트를 관리하고 규제 해소 및 개발 기술 보호 등 신기술

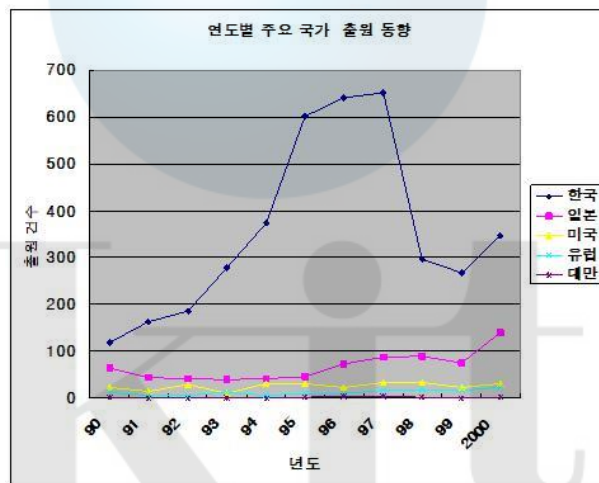
개발 추진을 위한 운영 방안을 마련해야 한다. 마지막으로 우수 이공계 인력 양성 및 퇴직 기술자를 활용한 제조 부문의 우수 인력 확보 및 활용 대책을 수립해야 한다[3].

[표 1.1] 미국, 독일, 일본의 제조업 선진화 연구 개발 정책

구분	미국	독일	일본
추진 배경	경제력 강화, 국가안보, 좋은 일자리 창출 등	경제성장, 일자리 창출, 기후변화, 고령화 등	산업기반 강화, 과학 기술 혁신 추진
기본 정책	“국가 첨단제조방식 전략계획”(2012.0), “제조업 재생 계획”(2012.7)	“High-Tech Strategy 2020”(2010년) 및 실행 계획(2012)	“일본산업재흥플랜”(2013.6)
연구 개발 프로그램명	“Advanced Manufacturing Technology”	“Industrie 4.0”	“전략적 이노베이션 창조프로그램 (SIP)”
추진 인프라	제조혁신기관(IMI), 제조혁신네트워크(NNM I)	Industrie 4.0 Platform	종합과학기술회의
주요 추진 과제	에너지 절감용 제조공정 혁신과 소재 선진화 제조기술가속화 센터 건립 제조혁신네트워크 구축 제조부문 로봇 개발 계측 분야의 신제품 및 공정 개발 지원	유무선 IT 기술을 활용한 ‘스마트 공장’(Smart Factory) 구현을 목표로 새로운 제조시스템과 다양한 적용 도구 개발 프로젝트	SIP10대 후보 과제 에너지: 연소기술 및 구조재료 등 5개 과제 차세대 인프라: 자동운전시스템 등 3개 과제 지역자원: 혁신적 설계 생산기술 등 2개 과제
연구 개발 예산(정부)	2014년 29억 달러	2012년~2015년 간 2억유로	2014년도 SIP 510억엔

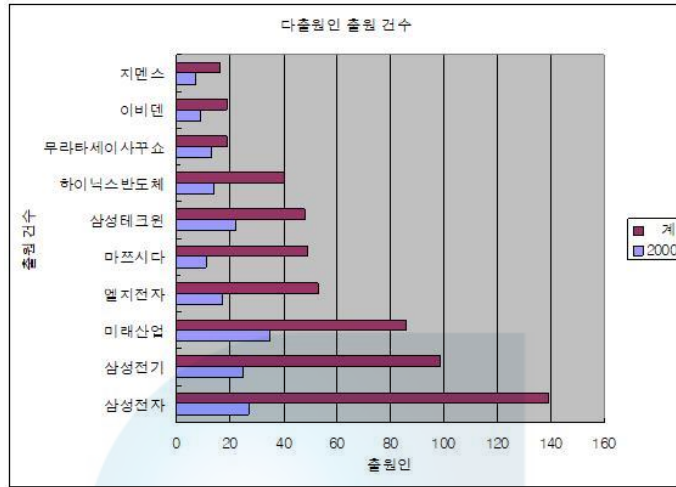
제조 산업 중에서도 전자부품의 표면 실장 기술은 가전 기기부터 첨단 전자 장치, 컴퓨터, 반도체, 통신 장비, 방위산업 제품, 우주 항공 산업 등 거의 모든 전자 제품을 점유하고 있으며, 전자기기의 경량화, 소형화, 고기능, 다기능화 추세에 따라 표면 실장 기술도 고밀도화 미세화로 급격히 발전 하고 있다. 첨단 기술 제품들이 시장에 쏟아짐에 따라 표면 실장 기술 전자 부품들을 반제품으로 수요하는 기업들에서는 수요의 형태가 다양하다. 고객 맞춤형 생산 전략을 채택하여 표면 실장 기술 공정을 보유한 기업들도 공정의 고도화를 이루어야 한다.

표면 실장 기술의 개발 동향을 주요 국가들의 특허 출원 동향을 통해 살펴 보면 한국, 일본, 미국 순으로 그 주류를 이루고 있으며, 90년대 후반 외환 위기 이후 출원의 증가는 국내 및 국제 경제 상황 호전을 반영하는 것으로 판단 되며 [그림 1.2]같이 그래프로 그 경향을 볼 수 있다.



[그림 1.2] 표면 실장 기술 관련 연도별 주요 국가 특허 출원 동향

국내 출원의 다출 원인은 [그림 1.3]와 같이 삼성전자, 삼성전기, 미래산업, 엘지전자 순으로 나타나고 있으며, 특히 SMT 산업에 새로 뛰어들어 2000년도에만 700억 이상의 매출을 기록한 미래산업의 약진이 눈에 띈다. 국외 업체로는 일본의 마쯔시다가 단연 다출원을 하고 있으며, 이비덴, 지멘스 등의 순으로 나타났다.



[그림 1.3] 표면 실장 기술의 기업별 다출원인 출원 건수

표면 실장 기술의 기술적 과제 및 발전 전망은 보드 크기의 끊임 없는 소형화 요구에 부응해 동일 PCB 크기에 부품의 장착 밀도 향상이 계속적으로 요구되고 있어, 향후 SMT 공정에서는 더 많은 핀(Pin)수와 더 작은 범프(Bump) 크기의 BGA/CSP, 플립 칩이 폭넓게 사용됨에 따라 검사 공정의 자동화를 향한 움직임도 가속화 될 것으로 보인다. 또한 환경과 관련된 기술도 SMT 산업에서는 빼 놓을 수 없는 추세로 PCB를 소각 할 때 발생하는 발암 물질인 다이옥신이 배출로 환경문제를 야기시킴으로써, 최근 유럽, 일본 등에서는 이의 수입규제를 강화 하려는 움직임이 있으며, 납이 없는 솔더링도 화두로 떠오르고 있는 가운데 일본이 2001년, 유럽은 2004년까지 납이 없는 솔더링을 실현할 계획으로 있는 등 이미 여러 국가에서 법적인 기준을 준비 중이다. 국내 업체들은 이에 대응, 도금시 사용하는 화공약품을 없애고, 폐수 발생을 획기적으로 줄여 환경 파괴의 요인들을 감소시킬 수 있는 실버 스루홀(STH) 및 카파 스루홀(CPTH) PCB를 개발 등에 박차를 가하고있다[4].

이와 같이 표면 실장 기술 제조 분야는 점차 고도화 되는 첨단 제품들에 필수적으로 탑재되는 전자 회로 기판을 생산하는 공정으로 제조업을 핵심 비즈니스 모델로 하는 기업에서는 가장 우선 적으로 스마트팩토리를 도입하여 변화 하는 시장의 미래 수요에 대응 하여야 한다.

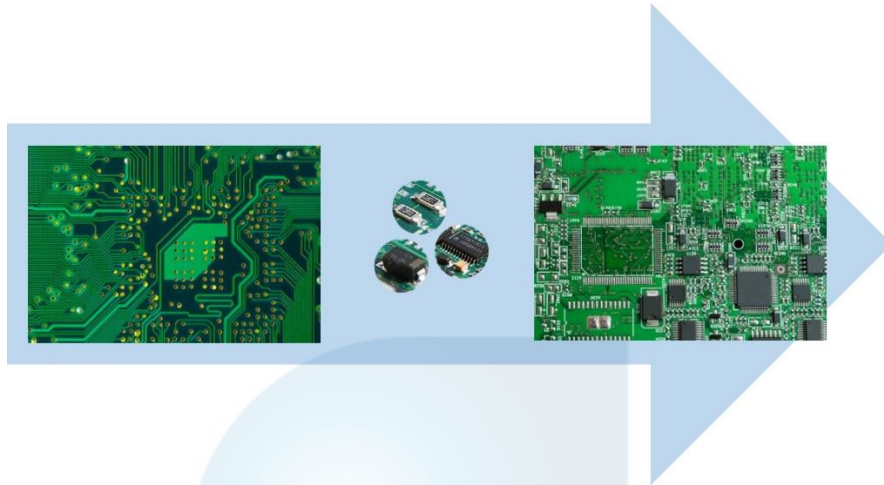
1.2 연구의 범위와 목적

본 연구에서는 표면 실장 부품을 전자 회로가 그려진 인쇄 회로 기판의 표면에 부착시키는 표면 실장 기술 공정을 대상으로 한다. 표면 실장 기술 공정을 구성하는 요소들 중 영상 처리 기술과 컴퓨터 비전을 활용하여 공정 불량을 검출하는 AOI(Automated Optical Inspector)는 표면 실장 기술 공정의 자동화 비전 검사 시스템으로서 필수적인 공정이다.

그러나 스마트팩토리로 고도화 되어 있지 않은 전통적인 자동화 형태의 표면 실장 기술 공정들은 규칙 기반(Rule-base)의 고정된 검사 알고리즘을 통해 불량을 판별하고 있으며, 설비 관리자에 의해 설정해 놓은 임계 값에 따라 작은 오차와 민감한 임계 값에 반응하여 실제 불량 제품이 아닌 양품을 불량 제품으로 잘못 판정하는 1종 오류나 둔감하게 설정한 규칙과 임계 값에 의해 실제 불량 제품인 것을 양품으로 잘못 판정하는 2종 오류를 범하게 된다.

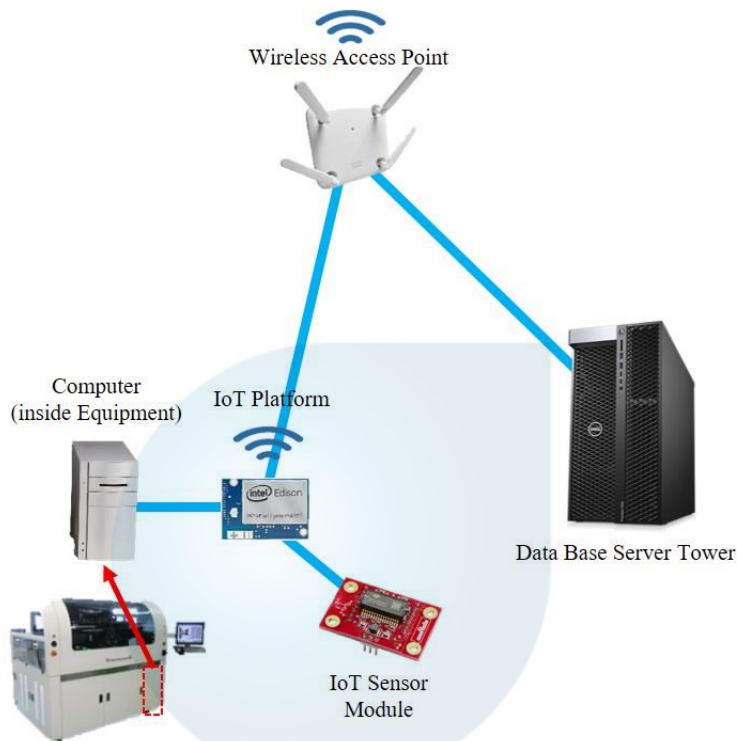
본 연구에서는 기존 자동화 공정으로 구성된 표면 실장 기술 공정의 규칙 기반의 알고리즘을 통한 불량 검출 의사결정의 한계점과 문제점을 해결하기 위해 실제 공정에서 수집한 이미지 데이터로부터 불량 제품을 판별하는 인공지능 알고리즘을 사용하기 때문에 기존 규칙 기반의 알고리즘을 통한 불량 제품 검사 시스템의 1종 오류 및 2종 오류 문제를 해결하는 효과적인 방법을 제안 하고자 한다.

가장 일반적인 형태의 표면 실장 기술 공정은 PCB Loading 공정을 시작으로 부품이 올려지는 PCB 표면 위에 Solder Cream을 도포하는 Screen Print 공정으로 이어지며, 다음 공정으로는 Solder Cream이 잘 도포 되었는지 검사하는 Solder Paste Inspection 장비로 구성된다. 이어서 표면 실장 부품들을 전자 회로에 부착시키는 Mount 공정을 거쳐 부품을 PCB에 완전히 부착시키는 Soldering 공정인 Reflow Oven을 거쳐 작업이 마무리 된다. [그림 1.4]와 같이 부품이 장착되지 않은 PCB에 표면 실장 형 부품을 실장 하는 공정이다.



[그림 1.4] 표면 실장 기술 공정의 표면 실장 형 부품 생산 순서

표면 실장 기술 공정을 구성하는 장비 및 설비에 탑재될 산업용 사물 인터넷(Internet of Things: IoT) 플랫폼은 [그림 1.5]와 같이 구성되며, 그 범위는 표면 실장 기술 공정으로 구성된 공장 내부로 한정되어 네트워크 통신 환경을 구축한다. 산업용 사물 인터넷 플랫폼은 장비 내부에 위치하는 컴퓨터에 유선으로 연결되고, 무선 액세스 포인트를 통해 네트워크 통신을 한다. 또한 사물 인터넷 플랫폼에 센서 모듈이 같이 연결되어, 장비에서 수집하고자 하는 공정 정보 요소에 걸맞는 센서가 도킹되어 센서 값을 수집한다. 장비 내부 컴퓨터에 수집되는 데이터와 센서 값을 수집하게 되면 무선 네트워크 통신 환경을 기반으로 데이터 베이스 서버에 공정 데이터들이 수집된다.



[그림 1.5] 표면 실장 기술 공정에 탑재 된
사물 인터넷 플랫폼 구성도

표면 실장 기술 공정에 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 탑재하여 네트워크 통신 환경이 구축되면, 공정 데이터와 센서 값들이 수집되면서 스마트팩토리를 구축하기 위해 고려 되어 할 기능 중 감지 기능이 충족 된다. 이 후 수집된 데이터를 기반으로 가상 물리 시스템(Cyber Physical System: CPS)을 구축하여 표면 실장 기술 공정의 생산성 향상과 안정적인 제조 환경 구축을 위한 의사결정 수립을 위해 공정 데이터와 센서 값들을 모니터링 한다. 최종적으로 분석의 결과로 도출된 의사결정 사항들과 공장 운영 전략이 반영될 수 있게 스마트팩토리를 구축 함으로써 본 연구의 목적을 달성한다.

본 연구에서는 다음과 같은 구체적인 목적을 위해 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정을 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼을 구축한다. 첫째로 표면 실장 기술 공정에서 생산되는 인쇄 회로 기판 생산 제품의 모델 별 군집 형성 및 제품 군 추적 기능, 둘째로

인쇄 회로 기판 생산 제품의 분류 모델 형성, 셋째로 시계열 형태의 공정 데이터 예측 모델 생성, 마지막으로 인쇄 회로 기판 품질 관리를 위한 양품, 불량품 판별 시스템 구축이다.

본 연구에서는 인더스트리 4.0의 대두로 제조업의 고도화를 위한 스마트팩토리의 도입과 같은 배경을 토대로 첨단 제품들에 필수적으로 탑재되는 전자 회로 기판의 제조 공정인 표면 실장 기술 공정의 스마트팩토리 도입이라는 과제를 다룬다. 이어서 2장에서는 스마트팩토리나 사물 인터넷, 표면 실장 기술 공정에 대한 이론적 배경 및 선행 연구를 소개하고, 3장에서는 타겟으로 하는 표면 실장 기술 공정을 진단하고 문제와 이슈를 파악한다. 그리고 산업용 사물 인터넷을 도입하여 네트워크 통신 환경을 구축하기 위한 설계 방안을 자세하게 다룬다. 이어서 4장에서는 스마트팩토리 플랫폼을 구축하여 도입하기 이전에 가상 물리 시스템을 통해 공정 정보를 연동하고 데이터들을 모니터링 하여 스마트팩토리 도입 이전에 안정성을 검증한다. 5장에서는 기계 학습과 인공지능 알고리즘을 기반으로 하는 스마트팩토리 플랫폼을 실제 구축하여 운영하는 방법에 대해 자세하게 소개한다. 마지막 6장에서는 본 연구의 시사점과 결론을 소개하며 마무리 짓는다.



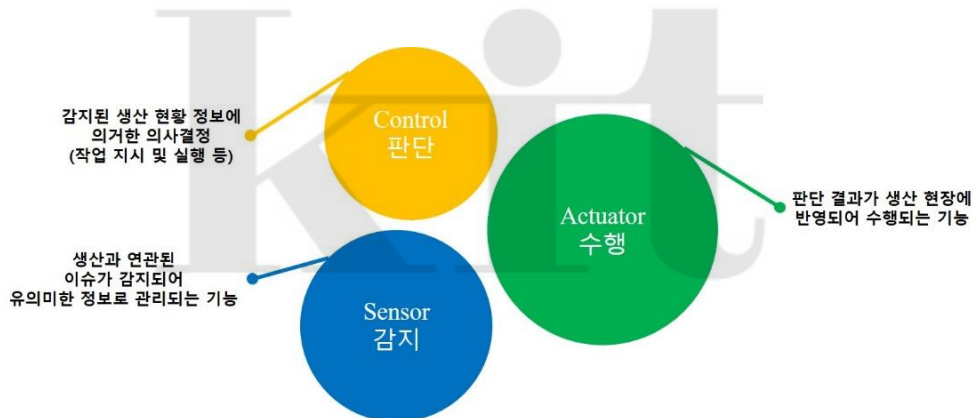
제 2 장 이론적 배경 및 선행연구

2.1 스마트팩토리 연구

2.1.1 스마트팩토리의 정의

스마트팩토리는 생산 제품의 기획 단계부터 설계와 제조 유통 등 생산과 관련된 전 과정을 ICT(Information and Communication Technology)로 통합하여 제품을 생산하는 공장을 말한다. 제조 공정을 구성하는 산업 기기와 생산과정이 모두 네트워크로 연결되고 사물 인터넷 플랫폼, 빅데이터 기반의 데이터 베이스, 가상 물리 시스템, 클라우드 등 제조와 관련된 전 과정이 자동화 및 정보화 되어 생산성 향상과 에너지 절감과 같은 목표를 이루기 위해 가치 사슬 전체가 실시간으로 통합되어 유기적으로 운영되는 것을 말한다[5].

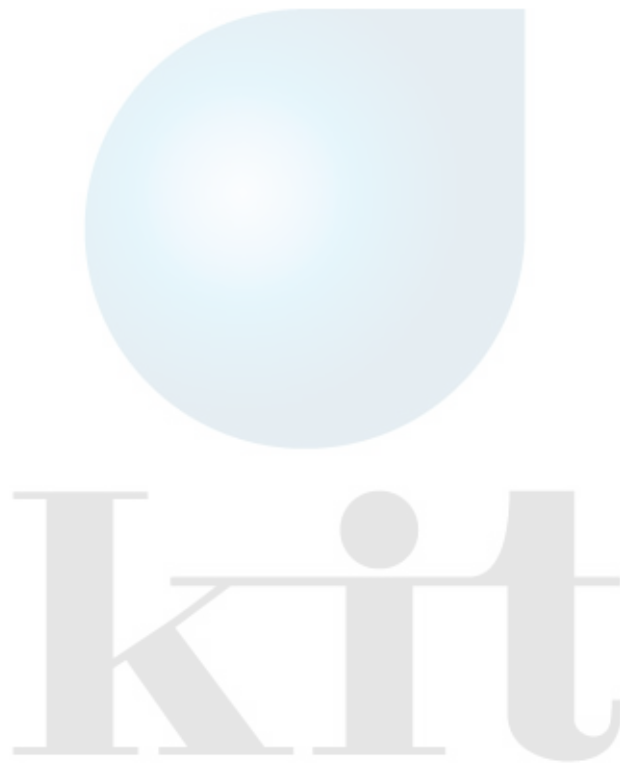
다시 말해, 스마트팩토리는 제조 공정으로 구성된 공장의 설비와 기계들과 같은 생산과 관련된 요소들에 사물 인터넷을 적용하여 데이터를 취득하고 분석해 공장에서 일어나는 모든 상황을 모니터링하고, 이슈가 생산하면 이를 실시간으로 분석하여 대응 할 수 있는 제어가 가능한 공장을 말한다.



[그림 2.1] 스마트팩토리의 기능

스마트팩토리는 [그림 2.1]과 같이 생산과 관련된 각종 데이터를 수집하여 유의미한 정보로 관리하는 감지 기능과, 감지된 데이터를 기반으로 작업 지시

및 실행과 같은 의사 결정을 내릴 수 있는 판단 기능, 판단 기능으로 도출 된 결과를 공장에서 생산에 반영하여 실제로 수행 할 수 있는 수행 기능으로 구성되어 유기적으로 운영되어야 한다[6].



2.1.2 스마트팩토리 선행 연구

스마트팩토리와 관련된 선행 연구들에 대해 정리한 [표 2.1]에서는 스마트팩토리와 관련된 기존 연구들을 분야별로 세분화 하였으며, 스마트팩토리 구축을 위해 해당 연구에서 사용한 방법들을 비교하여 기술하였다. 이러한 비교 연구를 통해 본 연구에서는 기존 연구들에서 보이는 실시간성의 부재, 결측치에 대한 보정 미약, 성능 평가 및 실증 연구의 부재 등과 같은 한계점을 극복한 새롭고 차별화된 방법을 제안하고자 한다.

[표 2.1] 스마트팩토리 선행 연구의 비교를 통한 한계점 도출

구분	분야	방법	한계점
제조 공정	가상 물리 시스템[7]	3D 모델을 통한 테스트 베드 구현	실시간성의 부재
	유연 제조 시스템[8]	확률 기반의 신뢰 모형 구축을 통한 시스템 성능 척도 추정	실시간성의 부재
	전자제품 조립 제조 라인[9]	네트워크 통신 환경을 통한 데이터 수집 및 자동화	지능형 알고리즘의 부재
물류 관리	실내위치추적[10]	블루투스 비콘 태그 및 수신 단말기	신호 강도의 신뢰성 미약
	유통 관리용 RFID 성능 시험[11]	환경 모사를 통한 신호 균일성 및 감도 성능 시험	범용성의 부재
사람 기계 협업	공정 설계 및 생산 운영[12]	작업자 움직임 및 위치를 활용한 가상 물리 시스템 구현	결측치에 대한 보정 미약
	사용자 편의 중심 공정 고도화[13]	작업자의 움직임 인식을 통한 공정 제어 시스템 구축	인식 성능 평가 부재
	AR 기반 원격 협업[14]	증강 현실을 활용한 공정 현장 정보 활용 시스템 구축	결측치에 대한 보정 미약

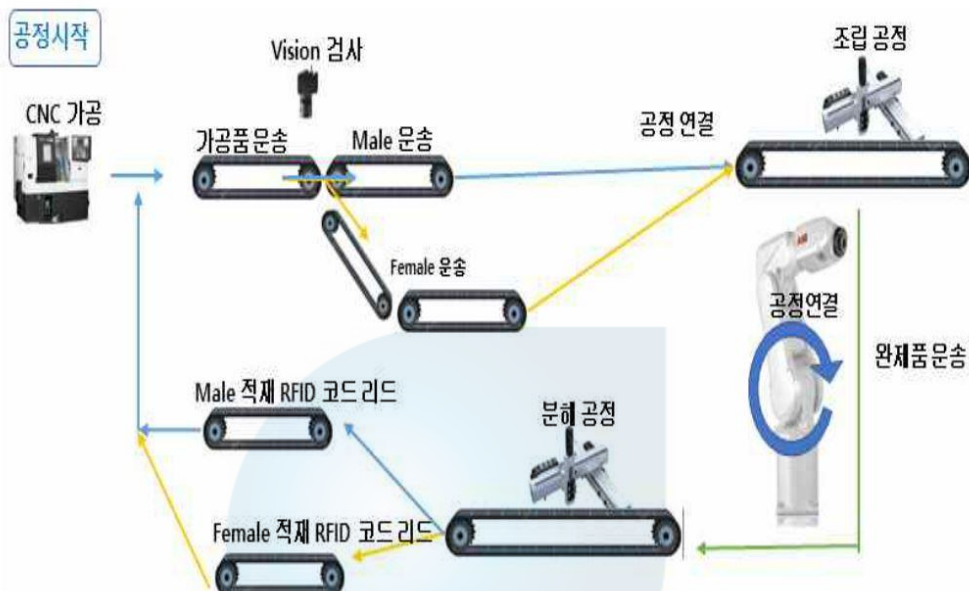
설비 관리	설비 오류 유형 구조화[15]	인공 신경망 기반 구절 네트워크 구축	실시간성의 부재
	광 ID 모듈 개발[16]	공정 부가 정보의 안정적 제공을 위한 가변 컬러 광통신 기술 시스템 구축	실시간성의 부재
	공정 BOM 구축 고도화[17]	가상 물리 시스템과 공정 BOM의 통합	실시간성의 부재
로봇 및 장비 제어	로봇 암 제어[18]	가상 물리 시스템을 통한 로봇 제어 테스트 베드 구현	단일 객체 제어
	생산 하청업체 장비 통합 제어[19]	사물인터넷과 클라우드 서버를 활용한 장비 통합 제어	결측치에 대한 보정 미약
	제조 공정 불량 감지[20]	불량품 이미지 판별 알고리즘	단일 알고리즘을 통한 분석
	CNS 절단 장비 고도화[21]	웹 기반의 장비 가상 물리 시스템 구축	독립된 설비 제어
	제조 공정 실시간 통합 제어[22]	실시간 통합 제어 시스템의 구축	단일 알고리즘을 통한 분석
보안	4차 산업 시대 보안 시스템[23]	4차 산업 분야의 보안 시스템 체계 제안	실증 연구 부재
	게이트 웨이 보안 기술[24]	프로토콜 기술의 융합을 통한 안정적 보안 기술 구축	성능 평가 부재

1) 제조 공정 스마트팩토리 구축

스마트팩토리가 가장 광범위 하게 적용되는 분야는 제조 분야이다. 설비와 공정을 갖춘 제조업에서는 최근 미래 수요의 트렌드에 따라 제품 수명 주기가 짧아지는 현상에 대응하기 위해 제품 기획 및 설계, 생산 계획, 공장 생산 운영을 아우르는 전 범위에 걸친 가상 모델 기반의 자동화 운영을 위한 혁신 기술 도입을 실현하고 있다. 이러한 행보에 걸맞는 스마트팩토리의 구축은 제조 환경의 생산 설비와 공정의 데이터를 수집하고, 분석 및 해석하여 효과적인 의사결정을 하기 위한 첨단 시스템의 구축 및 개발을 위해 노력하고 있다.

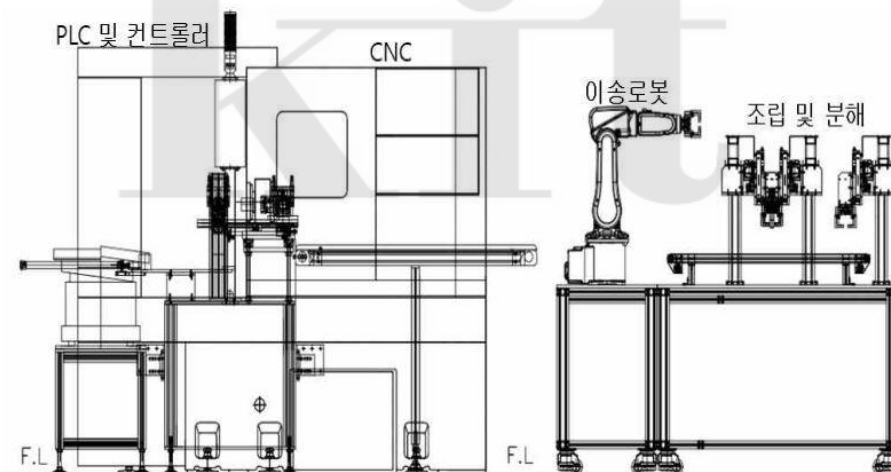
하지만 첨단 시스템의 구축 및 개발을 통한 스마트팩토리로의 전환은 시간과 비용이 필요하고, 도입 이후 공정의 안정성과 생산성의 향상과 같은 긍정적인 효과를 확신 할 수 없기에 중소기업 규모의 제조 기업에게는 위험 부담이 크다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서는 기 구축된 현실 공정을 모사하여 가상의 시스템에서 시뮬레이션 하여야 하는데, 디지털 트윈 기술을 통해 현실의 생산 공정을 테스트 할 수 있다. 이와 관련하여 디지털 트윈 기술을 활용하여 제조 공정의 스마트팩토리 도입을 위해 테스트 베드 구현 방법을 제안한 연구가 있다. [그림 2.2]과 같이 공정의 흐름을 파악하기 위해 공정 레이아웃을 도식화 한다. 원재료가 투입되는 CNC(Computerized Numerical Control) 장비가 가공이 시작되면 암나사와 수나사가 가공된다. 이후 비전 센서에 의해 가공된 나사들의 불량 여부를 확인한다. 가공이 완료된 나사들은 이송 로봇에 선적되어 종류별로 팔레트로 이송된다. 팔레트에는 RFID(Radio-Frequency Identification) 태그가 부착되어 있어 공정의 흐름이 모니터링 된다. 팔레트에 충분한 양의 나사가 채워지게 되면 조립공정으로 이송된다. 암나사와 수나사는 체결 로봇에 의해 조립되고, 조립 완료된 나사들은 완제품 팔레트로 이동한다. 완제품 팔레트가 모두 채워지면 분해 공정으로 이동하여 다시 암나사와 수나사는 분해되고 기존의 종류에 따른 나사 분류 팔레트로 이송되 조립과 분해를 반복하는 흐름 공정이다.



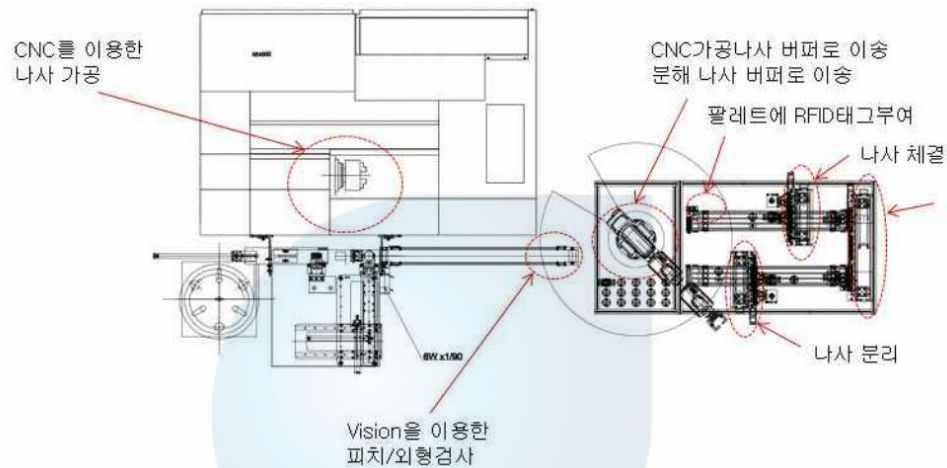
[그림 2.2] CNC 가공을 통해 생산된 나사의 흐름 공정

암나사와 수나사를 가공하는 CNC, 나사의 이송을 위한 이송 로봇, 조립과 분해를 반복하기 위한 조립 로봇과 같은 구성요소들은 [그림 2.3]와 같다.



[그림 2.3] 나사 생산공정의 시스템 구성

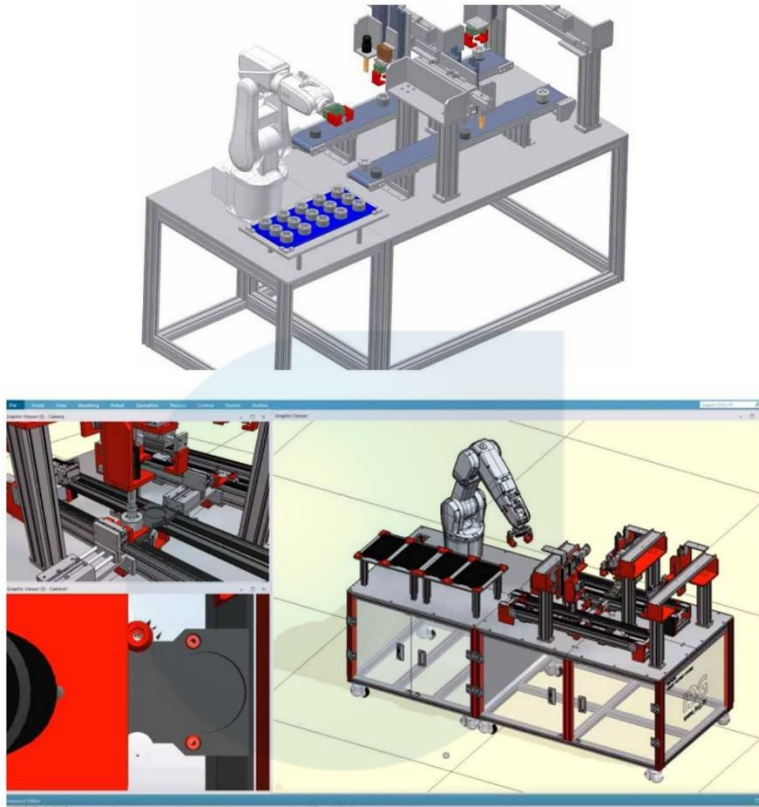
이러한 구성요소들을 2차원으로 설계된 도면에서 구성하고 시스템이 동작하는 시나리오를 [그림 2.4]과 같이 구성하였다.



[그림 2.4] 나사 생산 공정 시나리오

[그림 2.4]에서는 나사가 가공되는 CNC 장비, 생산된 나사를 이송하는 이송 로봇, 나사의 조립과 분해를 담당하는 로봇 등 공정 시스템의 구성요소들이 생산 라인에서 동작하는 전개를 볼 수 있는 공정의 레이아웃을 도식화 하였다.

이를 기반으로 디지털 트윈을 구현하기 위해 2차원으로 설계된 공정 시스템과 레이아웃을 기반으로 3차원 모델로 구축하는 것이 필요하다. [그림 2.5]와 같이 3차원 모델로 구성된 공정은 상용 프로그램을 통해 구현되며, 앞서 설명한 공정의 시스템 구성요소를 포함하며, 흐름 공정의 시나리오를 기반으로 제작 되었다.



[그림 2.5] 3차원으로 구현된 CNC 설비 기반 나사 생산 스마트팩토리 테스트 베드

공정을 구성하는 로봇과 생산 공정, 그리고 산업용 사물 인터넷 센서들이 통신하며 정보를 공유한다. 이러한 요소들을 실제 공정에 구축하는 것이 아니라 디지털 트윈을 이용해 가상의 환경에 구축하여 제조 공정을 테스트하여 스마트팩토리를 구축 하기 전 필요한 기술 및 시스템의 구성에 대한 시뮬레이션을 통한 사전 검증이 가능하기에 도입 이후의 공정의 안정성과 경제적 위험성에 대해 충분한 고려를 통해 의사결정 할 수 있다. 하지만 가상 물리 시스템을 구축함에 있어 가장 중요한 부분인 네트워크 통신 환경의 실시간성 확보 부재는 본 연구의 한계점이라고 볼 수 있다[7].

스마트팩토리를 구축함에 있어 산업용 사물 인터넷과 네트워크 환경의 구축으로 공정 정보를 수집하고 취득하여 데이터의 통합을 이룰 수 있지만, 이를 기반으로 하는 생산 공정의 효과적인 제어는 수집 및 취득한 데이터 인자

들 간의 관계를 파악해야 하며, 제조 기업에서 정립한 KPI에는 어떤 영향을 미치는지에 대한 연구도 수반되어야 한다. 따라서 실제 공정 시스템의 특성 및 인자나 시스템에서 발생하는 주요 사건들을 고려하는 수리모형들의 개발이 반드시 필요하다. 이와 관련하여 스마트팩토리를 위한 유연 제조 시스템의 성능 척도 연구에서는 기계의 고장과 관련하여 확률 기반의 신뢰 모형을 구축해 실제 시스템의 성능 척도를 정확하게 추정하는 스마트팩토리를 위한 유연 제조 시스템으로 설계하였다. 하지만 앞서 소개한 선행 연구와 마찬가지로 스마트팩토리로의 고도화를 위한 시스템의 구축에 있어 실시간성이 확보된 통신 환경의 구축은 반드시 요구되는 사항이다[8].

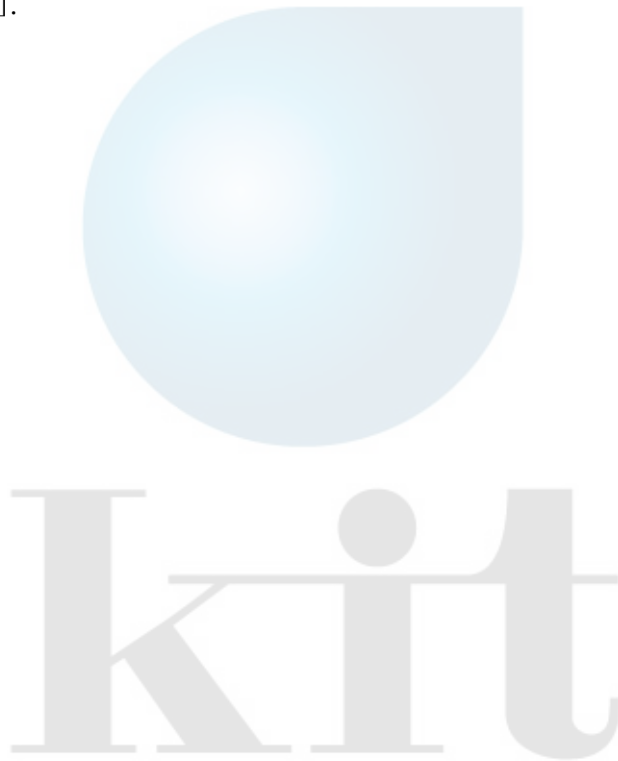
스마트팩토리를 구현하기 위한 전략적 방향성을 도출하기 위해 제조 기업들은 다양한 성공 요인을 도출 함으로써 스마트팩토리의 고도화를 이루어 내고 있다. 특히, 전자부품 생산을 주력으로 하는 제조 기업들의 공정을 구성하는 장비와 설비들은 컴퓨터를 내장하고 있기 때문에 자동화 영역에서 보다 첨단화 되어 있으며 공정의 통합과 네트워크의 구축이 수월하다. 이러한 이점을 활용하여 현실의 공정에서 수집되는 공정 정보와 MES(Manufacturing Execution System), ERP(Enterprise Resource Planning), PLM(Product Lifecycle Management) 등과 같은 비즈니스 솔루션의 데이터들을 하나로 통합하는 서버의 구축 또한 수월하며, 서버에서 통합된 데이터를 활용해 가상의 공정을 설계하고 시뮬레이션 해봄으로써 스마트팩토리의 도입에 대한 기대효과 검증이 선행되고, 위험성과 안정성에 대한 대비가 가능하다. 스마트팩토리의 성공적 도입을 위해 고려해야 할 사항들에 대한 연구가 선행되었으며 자세한 내용은 다음과 같다.

스마트팩토리를 도입하기 위한 목표설정이 명확해야 한다. 단순 자동화에 그치는 수준이라면 스마트팩토리의 도입 보다는 공정 설비와 장비의 업그레이드면 충분 하지만 기업이 설정한 KPI(Key Performance Indicator)의 수준과 방향성에 따라 공정의 고도화를 위한 투자 규모 등이 결정되기 때문이다.

또한 공정의 부분적인 자동화에 그쳐서는 안된다. 스마트팩토리의 도입은 공정 전체에 대한 효율성과 생산성을 확보하기 위한 활동이기 때문에 부분적인 자동화나 특정 시스템의 업그레이드로는 성과를 얻기 힘들다. 단계적으로 구현 및 설계를 통해 공정을 발전시켜 스마트팩토리로 완성시키는 중, 장기적 전략이기 때문이다.

가장 중요한 부분은 스마트팩토리 도입으로 얻게 될 개선과 긍정적 변화는

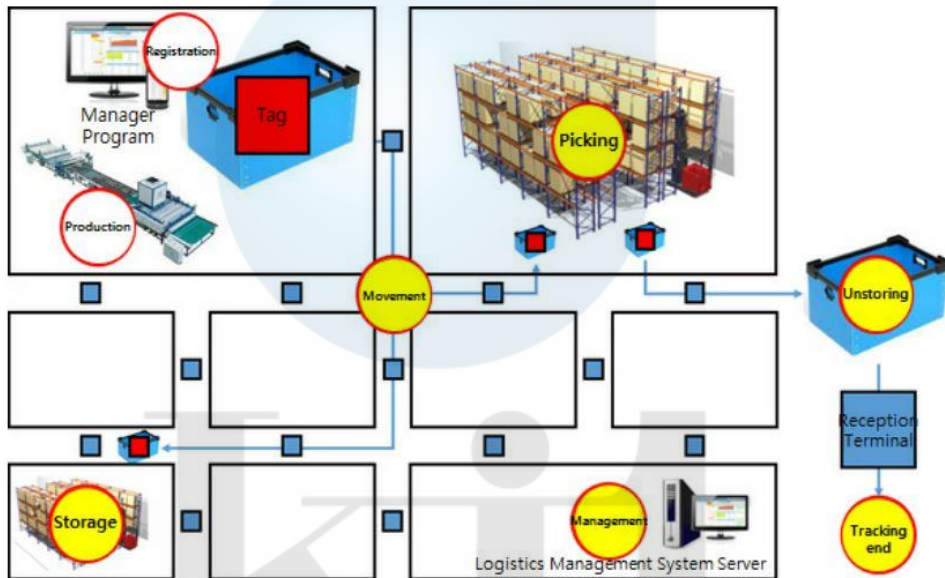
충분한 검증을 통해 결정해야 하며, 현실 공정에 적용될 모습과 시뮬레이션을 통해 설계한 가상의 공정을 충분히 검증해 봄으로서 의사결정을 내려야 한다. 마지막으로 스마트팩토리를 구현하기 위해서는 통합된 네트워크 환경을 구축하여 공정을 구성하는 설비 및 장비들과 이들로부터 도출되는 공정 데이터 그리고 새롭게 추가하게 될 산업용 센서 모듈로부터 수집되는 데이터를 통합하는 시스템이 구축되어야 한다. 이를 위해서는 플랫폼 규모의 네트워크 환경이 수반되어야 하며, 기존에 구축된 공정과 설비들에 산업용 사물 인터넷을 도입하여야 한다[9].



2) 물류 관리 스마트팩토리 구축

스마트팩토리 기술의 범위가 생산공정과 더불어 물류 및 유통의 단계까지 통합되어 관리되고 있다. 기존 물류 관리 시스템에서 보다 지능화된 물류센터로의 발전을 위해 ICT 기술과 사물 인터넷 기술을 융합하여 물류 추적 기능을 탑재한 시스템의 구축과 관련된 연구들이 진행되고 있다.

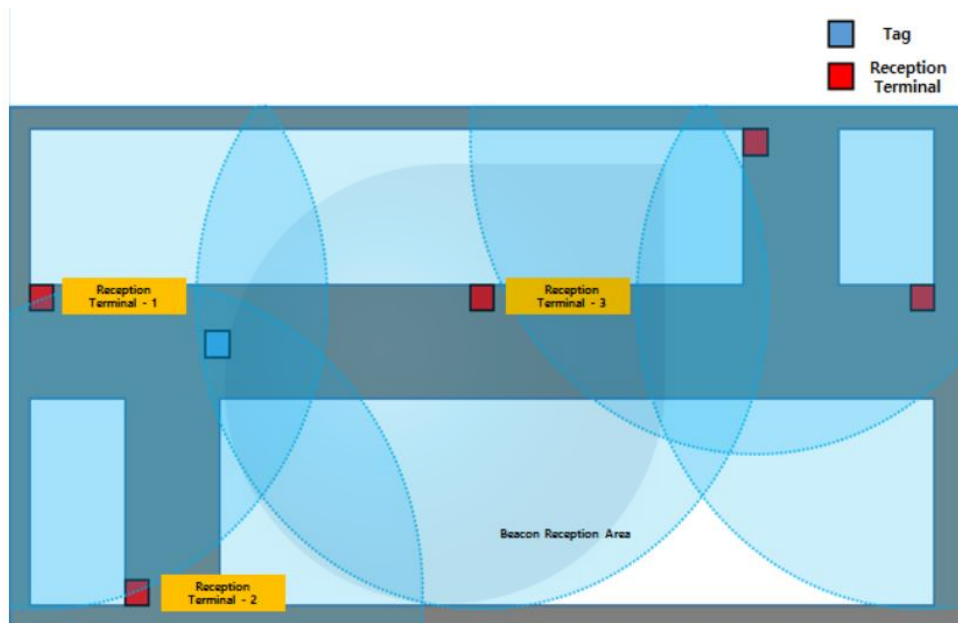
블루투스 비콘을 활용하여 실내 물류 센터에서 위치 추적 기술을 설계하고 구현한 연구에서는 [그림 2.6]와 같이 물류관리 시스템을 구성하였다.



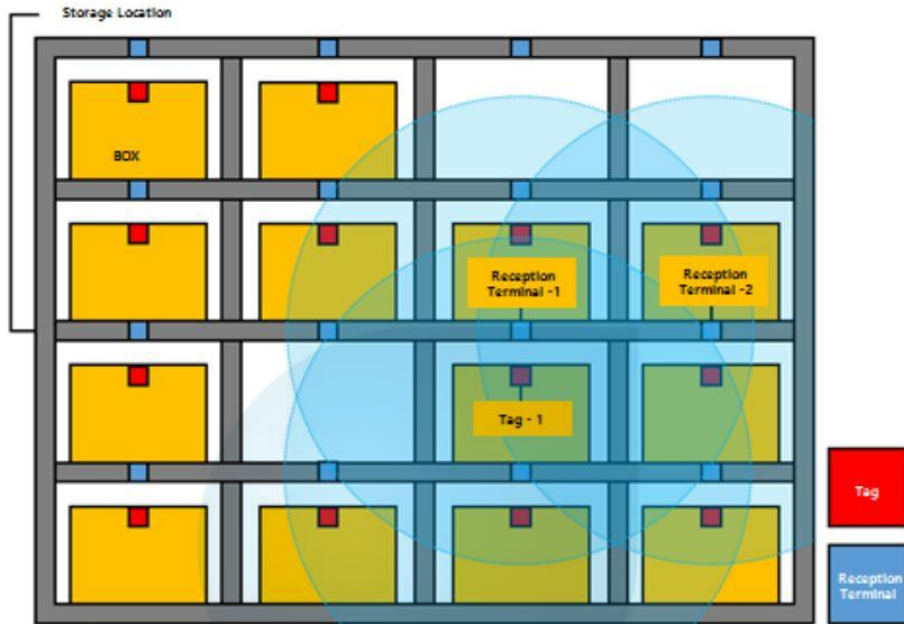
[그림 2.6] 블루투스 비콘 기반의 스마트팩토리 물류 관리 시스템

블루투스 비콘 기반의 스마트팩토리 물류 관리 시스템은 블루투스 비콘 태그는 공정에서 생산된 제품 또는 재고 박스에 부착되어 생산된 제품의 정보를 전송하기 위한 디바이스에 해당된다. 공정에서 생산된 제품 이동 공간의 일정한 간격과 보관랙에 배치되는 수신 단말기는 블루투스 비콘 태그의 이동경로와 위치를 추적하는 수신 디바이스이다. 또한 생산된 제품과 재고 박스에 부착된 태그에 제품정보를 입력하여 추적을 등록하는 관리자 프로그램과 블루투스 비콘 태그 및 수신 단말기의 네트워크 상태를 모니터링 하기 위한 물류관리시스템 서버로 구성되어 있다.

이와 같이 구성된 블루투스 비콘 기반의 스마트팩토리 물류 관리 시스템은 이동경로 추적, 보관 위치 추적 기능으로 활용되며 [그림 2.7], [그림 2.8]과 같이 신호 강도에 따라 경로 추적 및 위치 추적이 가능하다.



[그림 2.7] 블루투스 비콘 태그를 활용한 제품 이동 경로 추적



[그림 2.8] 블루투스 비콘 태그를 활용한 제품 보관 위치 추적

블루투스 비콘 태그를 활용하여 이동 경로 추적 및 보관 위치 추적 기능을 구현하게 되면 자동화 된 물류 추적 및 작업 관리, 태그 정보를 활용한 재고 관리가 가능해지며, 복수의 블루투스 비콘 태그와 수신 단말기를 통해 생산 제품의 물류 경로 및 재고 관리가 용이해진다. 그리고 블루투스 비콘 태그와 수신 단말기를 자유롭게 부착하고 설치하는 방식을 활용하여 유동적으로 변하는 공정과 물류 시스템에 적용이 가능하다. 이는 환경에 따른 제약이 적어 기존 구축된 물류 환경에 도입이 용이하다.

하지만 해당 연구에서 블루투스 비콘 태그와 수신 단말기 사이의 신호 강도를 기반으로 하는 설계 방식은 보다 강건하게 설계 되어야 한다. 단일 기계의 정수 형태의 신호 강도는 위치 추적 및 경로 추적의 신뢰성을 확보하기가 힘들다. 따라서, 보다 신뢰도 높고 자세하게 설명 가능한 실수 형태의 신호 강도 기반 위치 추적 및 경로 추적 방식이 도입 되어야 한다[10].

이러한 물류 관리 시스템에 활용되는 통신 디바이스는 성능에 따라 스마트 팩토리의 효과가 다르기 때문에, 디바이스의 성능 평가도 매우 중요하다. 바코드, RFID, 블루투스 센서 등의 무선 인식 기술 디바이스를 활용하여 실시간으로 정보를 수집하고 관리한다. 그 중 RFID의 균일성 무선 감도와 방향 별

무선 감도 성능 시험을 진행한 연구가 있다. 균일한 무선 감도와 방향 별 무선 감도가 중요한 이유는 RFID 태그가 부착된 객체로부터 수신기까지 전달되는 신호가 일정하게 전송 되는지와 정확한 위치로 전송 되는지를 파악하기 위해서 이다. 이러한 실험을 진행하는 목적에 대해서도 중요하다. 실제 현실 공정에 부착하기 위한 무선 인식 기술 디바이스들을 사전에 모사하여 실험해본 뒤 성능과 안정성에 대한 평가를 진행 한 뒤 적용해야 투자의 위험성이 줄어들기 때문이다. 따라서 [그림 2.9]과 같이 무선 인식 기술 디바이스의 무선 감도 성능을 테스트 하기 위한 시험 환경을 구성하여 사전에 검증이 완료된 무선 인식 기술 디바이스를 적용해야 한다[11].

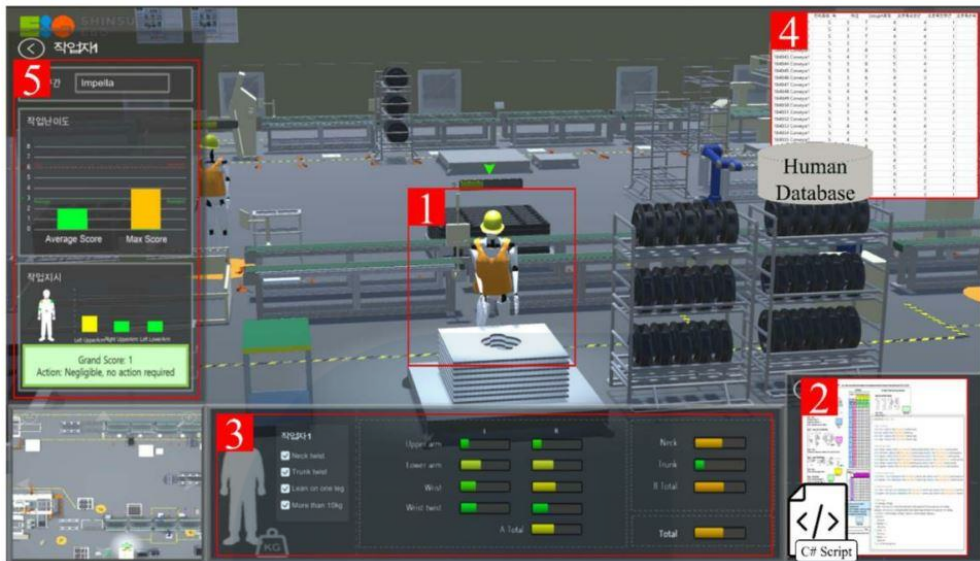


[그림 2.9] 무선 인식 기술 디바이스 시험 환경 구성

3) 사람-기계 협업 스마트팩토리 구축

자동화된 공정의 경우의 첨단기술로 제작된 로봇과 설비들로 구성되며, 기업의 비즈니스 솔루션과 연동되어 생산계획에 따라 공정이 운영된다. 하지만, 전문 기술을 보유한 작업자가 필요한 공정의 경우 생산 공정에서 발생하는 데이터가 아닌 공정 작업자로부터 도출되는 데이터가 중요하다. 공정의 생산성은 작업자의 작업 부하 및 작업 효율성과 밀접한 관계가 있으며, 이들의 표준화된 작업 지시는 주로 사람이 직접 평가하는 방법을 통해 분석되기 때문에 평가자의 지식 수준에 따라 결과가 상이한 문제가 발생한다.

따라서 작업자의 작업과 관련된 데이터를 수집하고 분석하는 기술이 객관적인 기준으로 설계되고 모델링 되어야 한다. 이러한 목적을 가지고 산업 현장의 작업자의 DHM(Digital Human Model)을 구성하고 MOCAP(Motion Capture)기술을 활용해 공정에서 작업 할 때 작업자의 위치와 움직임을 실시간으로 취득해 시스템과 연동하는 방법이 활용되고 있다. 이와 더불어 디지털 모델을 수립하여 평가하는 분석 시스템을 구축하고, 작업자의 작업 환경을 개선하기 위한 연구들이 진행되고 있다. 마찬가지로 이러한 연구들은 실제 작업 현장에서 적용하여 그 효율성을 입증하기 보단, [그림 2.10]와 같이 가상의 디지털 모델을 구성하여 시뮬레이션을 바탕으로 공정 설계와 생산 운영을 돕는 작업자를 위한 CPS를 구축한다.



[그림 2.10] 작업자 기반 CPS의 사용자 인터페이스 구성

[표 2.2]은 작업자 기반 CPS 사용자 인터페이스의 구성에 대한 설명을 표로 정리하였다.

Kit

[표 2.2] 작업자 기반 CPS의 사용자 인터페이스에 대한 설명

Index	요소	내용
1	DHM	작업자 신체 치수가 입력된 작업자 3차원 CAD모델, MOCAP 장비로 부터 얻어진 움직임 데이터에 연동
2	RULA script	상체 위주 작업의 작업 난이도 산출을 위한 RULA 자동화 알고리즘
3	Real-time work load	Digital Human의 움직임을 RULA script로 실시간 측정된 작업 난이도 데이터를 유저 인터페이스로 가시화
4	Work data	측정된 작업 난이도와 측정한 시간을 프레임 단위로 저장한 Human Database 예시
5	Work analysis data	작업 난이도 표준 정보, 작업 난이도 분석 결과, 의사결정 대안 추천 정보를 가시화하는 유저 인터페이스, 작업 난이도 표준 Max, Average 값은 각각 빨간색, 초록색 실선으로 가이드라인 제공, 작업 난이도 분석 결과는 Max, Average, 부위별 난이도 값을 각각 막대 그래프를 이용해 가시화

위와 같이 해당 연구에서는 작업 내용을 작업자 중심의 데이터 기반으로 분석, 평가하고 이슈에 대응하는 솔루션을 도출하는 작업자 CPS를 구축하였다. MOCAP 장비를 활용해 공정 작업자의 위치를 판별하고 실시간으로 움직임을 추적하여 가상 경의 DMH와 연동하였다. 이러한 작업자 기반 CPS는 의사결정을 내리는 관리자 및 경영자의 목적에 따라 시스템을 활용하고, 공정설계 및 생산 운영 시나리오를 도출할 수 있으며, 생산 계획을 수립할 수 있다는 점에서 효과적이지만 다만 한가지 아쉬운 점은 작업자로부터 수집되는 데이터들의 결측치에 대한 보정이 없다는 점에서 인적 오류에 대한 제어 방법이 부족하다는 점이다[12].

작업자의 움직임을 촬영할 수 있는 매개체가 갖추어 진다면, 공정에서 작업자의 편의를 위해 다양한 기능들을 구현할 수 있다. 중요한 점은 작업자의 움직임을 판별하기 위한 근거가 영상으로부터 추출한 작업자의 위치와 행동을 결정 짓는 좌표 값이라는 것이고, 이를 적절히 보정되어야 한다는 것이다. 이러한 사실을 중점으로 하는 연구에서는 작업자의 특정 행동을 공정 자동화

를 위한 제어와 연동하여 사용자 중심 편의 시스템이 구축된 스마트팩토리 시스템을 구현하였다.



[그림 2.11] 공정 제어를 위한 작업자의 행동 인식

[그림 2.11]과 같이 추출된 작업자의 특정 행동을 공정의 특정 부분을 제어하기 위한 신호로 변환하여 공정의 자동화를 설계하였다. 작업자의 움직임을 영상 데이터로 추출하고 이를 시스템에서 좌표 값으로 분리한 뒤 공정 제어와 관련된 사항들과 연동하여 작업자의 편의를 위한 시스템이 구축되어 작업자의 생산 능력 향상을 이끌어 낸다[13].

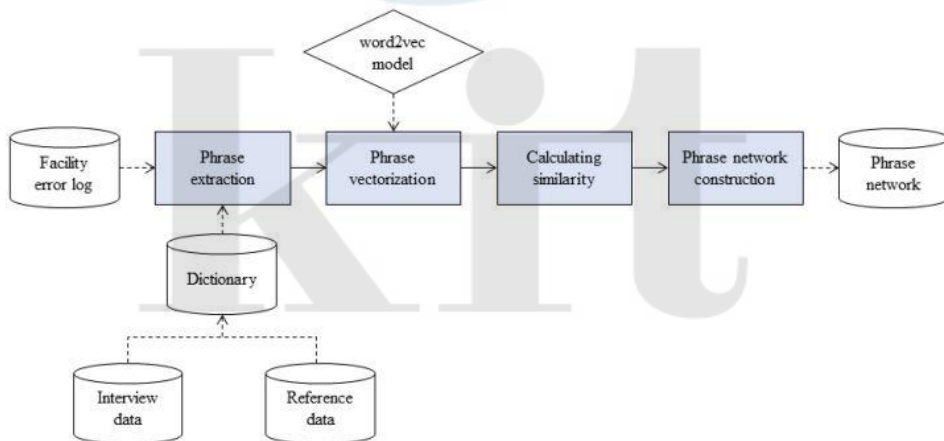
설비와 기계장치의 고장 시 현장에 상주하는 작업자가 즉시 수리하거나 해결하기 위해 도움을 받을 수 있는 시스템을 구축하기 위해 증강현실(AR: Augmented Reality)를 활용 할 수 있다. 작업 현장에서 시간과 비용 절감을 위해 스마트팩토리를 구축 할 때 작업자와 스마트팩토리 간의 AR 기술 기반의 원격 협업 기술을 활용하면 신속하게 문제를 해결 할 수 있다. 현장에 상

주하는 작업자와 독립된 공간에 있는 전문가가 문제 해결을 위한 콘텐츠를 회사의 ERP, MES, PLM과 같은 비즈니스 솔루션 데이터 베이스와 연동하여 설비의 상태와 정보, 기계 장치의 수리 및 관리 방법 등의 매뉴얼 정보를 공유할 수 있고, 빠르고 정확하게 문제를 해결하여 비용과 시간을 절감할 수 있다. 이와 관련된 선행 연구에서는 공정의 현장 정보를 활용한 CMS(Contents Management System)기반의 플랫폼을 구축하여 스마트팩토리 도입 시 AR 기술 기반의 원격 협업 시스템을 설계하여 공정에서 발생하는 다양한 이슈를 효과적으로 제어한다. 하지만 AR 기술 기반의 통신 환경에서 수집되는 비정형 데이터의 결측치에 대한 보정이 반드시 수반되어야 하며, 이는 AR 기반 원격 시스템 설계에 필수적인 과정 중 하나이다[14].

4) 설비 관리 스마트팩토리 구축

제조 공정을 구성하는 다양한 설비들의 원활한 가동을 위해서는 고장을 예지하여 예방 정비를 하는 등의 활동이 수반되어야 한다. 공정 설비의 고장은 생산성에 영향을 주는 가장 직결되는 원인 중 하나이다. 자동화된 공정의 설비들은 주로 장비 내부에 탑재된 컴퓨터에 의해 제어되며, 설비들의 각종 정보들과 공정 데이터들이 내부 하드디스크에 저장 된다. 이를 활용하여 공정 설비에서 발생하는 이슈들과 고장에 관련된 항목들을 정리 할 수 있고, 적절한 분석 기법을 활용해 설비 고장을 예측하는데 이용 할 수 있다.

설비 오류 유형을 공정을 구성하는 설비로부터 얻은 이력 데이터를 활용하여 구조화 한 뒤 인공 신경망 기법을 사용하여 설비 오류 유형을 파악한 연구에서는 설비 내부에 저장 되는 비정형의 텍스트 데이터로부터 설비 오류 유형을 뜻하는 내용들을 추출하고, 내용들 간의 유사 정도를 계산해 네트워크 형태로 구축한다. [그림 2.12]은 공정에 상주하는 작업자가 수기로 작성한 설비의 오류 데이터에서 오류 유형을 나타내는 표현을 추출하고, 구절들 사이의 유사 정도를 산출하여 네트워크를 구축하는 방법을 보여준다.



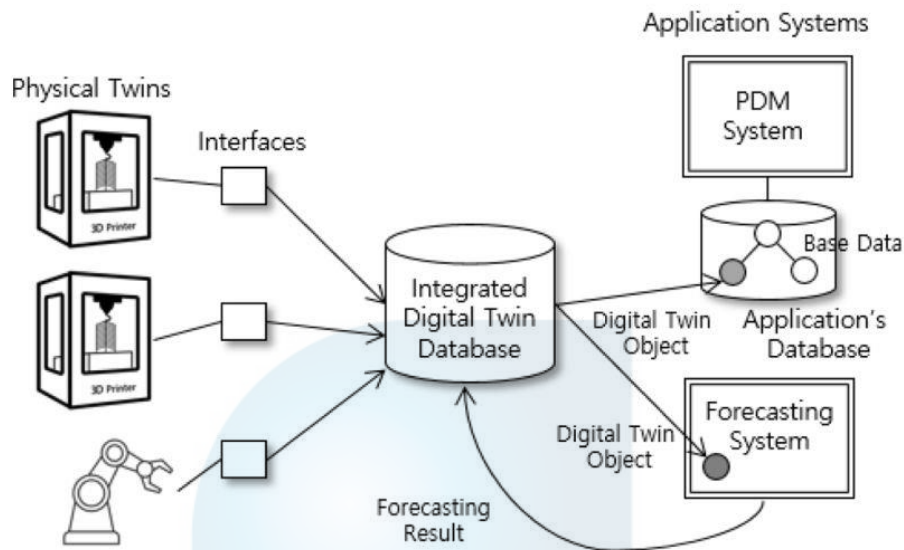
[그림 2.12] 설비 오류 유형 구조화를 위한 네트워크 구축 방법

우선 수기로 작성된 데이터에서 구절을 추출한 뒤, 구절을 벡터화 하여, 구절 간의 유사 정도를 계산하고 네트워크를 구축하는 3단계로 구성된다. 규

칙이 없고 정형화 되지 않은 형태로 수기로 작성된 내용에서 설비 오류 유형을 표현한 구절을 추출한 뒤, 해당 구절을 벡터로 변환하기 위해 word2vec 알고리즘을 적용한다. 변환된 벡터들 간의 유사 정도를 계산하여 구절 간의 네트워크를 구축하고, 설비 오류를 발생시키는 유형을 분류한 뒤 설비 오류 유형을 구조화하여 구축한다. 이러한 방법은 비정형의 구조화 되지 않은 수기 데이터로부터 유의미한 구절을 추출하여 유사 정도 기반의 네트워크를 구축함으로써 정확한 설비 오류 원인을 파악하는데 효과적인 연구 내용이다[15].

공정 생산 설비의 고도화의 일환으로 LED 조명 시스템을 활용한 연구에서는 LED 조명 기반의 광통신 기술을 제조 공정 생산 설비에 접목하여 공정에서 발생하는 고 전류 및 고 전압 발전기의 전자기 간섭의 영향을 받지 않는 시스템을 구현하였다. 물류의 위치와 공정과 관련된 부가 정보를 안정적으로 제공하는 가변 컬러 가시 광통신 기술을 활용한 광 ID 식별 기법을 제안하고 있다[16].

중소기업과 같이 자원이 부족한 환경에서는 기존 비즈니스 솔루션과 응용 시스템을 활용하여 스마트팩토리를 도입해야 경제적인 위험성을 타개 할 수 있다. 기존 회사의 비즈니스 솔루션과 응용 시스템을 활용하여 실험용 디지털 트윈을 구축하여 공정을 구성하는 설비들의 기능 모델을 구성하여 생산 공정 제조설비 중심의 디지털 트윈 아키텍처를 개발한 연구가 있다. 해당 연구에서는 기존 회사에서 활용하고 있는 비즈니스 솔루션이나 응용 시스템의 공정 BOM(Process Bill Of Material)과 연동하여 디지털 트윈의 공정 정보를 통합하여 가상 공정 BOM이 작성되면 생산 계획과 연동되어 공정 설비가 작동하는 시스템을 구축하였다.



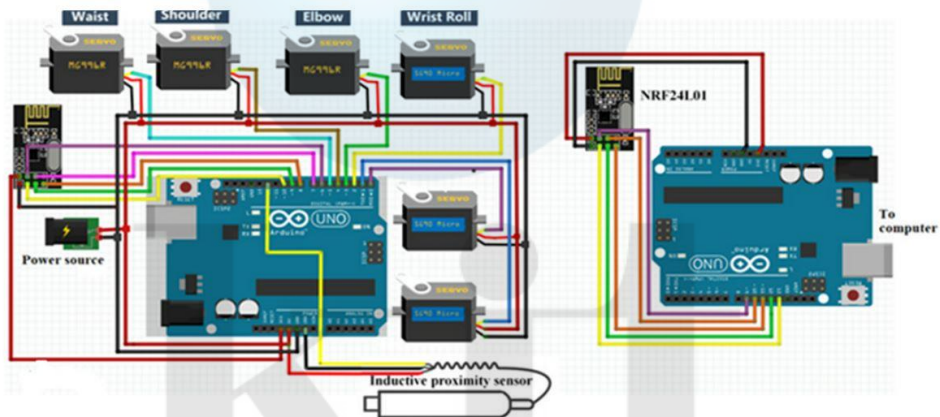
[그림 2.13] 설비 오류 유형 구조화를 위한 네트워크 구축 방법

[그림 2.13]는 가상의 공정 BOM을 생성하여 물리 공정과 연동하기 위한 디지털 트윈 개념이 적용된 시스템 아키텍처를 보여준다. 현실 공정에 존재하는 물리적 제조 기계에는 센서의 신호와 데이터를 취득하여 저장하고 연산하기 위한 인터페이스를 통해 연결된다. IDT(Integrated Digital Twin) 데이터베이스는 통합 디지털 트윈 객체들을 관리하는 서버이다. 제조 공정의 운영을 위해 기존에 사용되는 비즈니스 솔루션과 응용 시스템에 일관된 정형 데이터를 전달 및 제공하게 된다. 디지털 트윈 객체와 기존에 사용되는 비즈니스 솔루션과 응용 시스템의 기준 자료를 활용하여 PDM(Product Data Management) 시스템과 고장 예측을 위한 응용 시스템으로 활용된다[17].

앞서 정리한 선행 연구들의 공통점은 실시간성이 확보되지 않다는 점에서 연구의 한계가 들어 난다는 점이다. 설비 오류 유형의 구조화, 공정 BOM 구축과 같이 공정의 정보들을 수집하여 활용하는 방식의 시스템 개발에서는 객체들이 반드시 실시간으로 연동 되어야 한다.

5) 로봇 및 장비 제어 스마트팩토리 구축

제조 및 생산 공정에서는 다양한 형태의 로봇들이 사용되며 대부분 자동화 공정을 통해 제어된다. 이들 로봇에 사물 인터넷 및 임베디드 시스템이 내제 되면 공정 내 생산과 관련된 정보들이 취득되어 공정 정보를 파악 할 수 있으며, 시스템간의 상호 연결을 통해 공정 정보를 공유하고, 이슈로 인해 발생하는 병목 현상들의 제어를 위한 판단의 근거로 활용될 수 있다. 가상 물리 시스템의 구현으로 역방향의 제어가 가능해 지며, 이슈가 발생한 공정을 구성하는 로봇의 올바른 작동을 위한 신호 처리가 가능하다. 이와 관련하여 [그림 2.14]과 같이 사물인터넷 기반의 임베디드 시스템을 구축하여 스마트팩토리에 구축된 로봇 암의 제어를 위해 사이버 물리 시스템을 시뮬레이션 하여 역방향의 제어에 대한 효과를 입증한 연구가 있다.

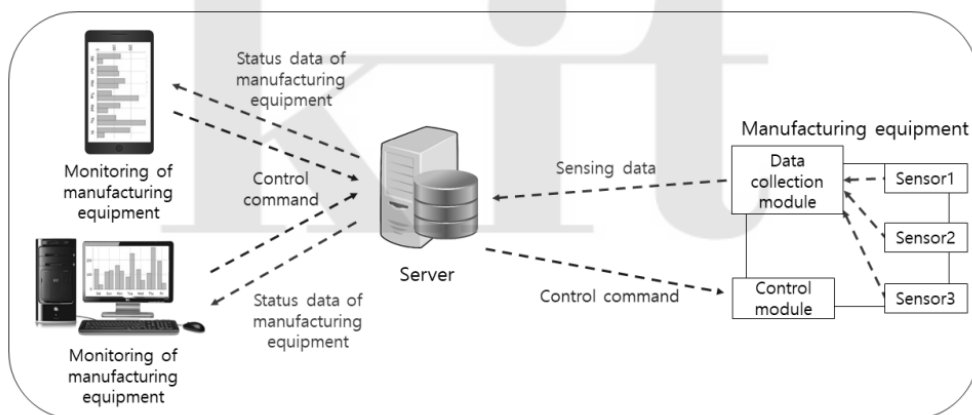


[그림 2.14] 공정을 구성하는 로봇 팔의 제어를 위한
사물 인터넷 플랫폼의 하드웨어 구조도

공정에 도킹된 마이크로 프로세서의 형태의 사물 인터넷 플랫폼이 로봇 팔을 제어하고, 불확실한 상황에 의해 다이내믹하게 변화하는 공정의 생산 현장 환경을 사물 인터넷 플랫폼과 통신하는 센서를 통하여 가상 물리 시스템으로 전송한다. 가상 물리 시스템에서는 생산 공정의 사이클타임을 계산하기 위해 시뮬레이션 모델이 구성되어 있으며, 추정된 사이클 타임의 값과 차이를 비교하여 로봇 팔의 파라미터의 조합을 통한 솔루션을 도출하여 로봇 팔의 생산

활동을 제어한다. 해당 연구에서는 공정을 구성하는 로봇 암들 중 단일 로봇에 대한 제어를 고려하고 있어 그 한계가 드러난다. 이러한 한계점을 극복하여 생산 공정의 제어를 위한 연구에서는 사물인터넷과 클라우드 서버를 활용하여 생산 하청 업체까지 포괄하는 통합 제어 시스템을 제안하고 있으나 수집되는 공정 데이터의 결측치에 대한 보정없이 수집된 데이터를 사용하여 도출된 분석 결과에 대한 신뢰도가 떨어진다[18~20].

앞서 언급한 것처럼 스마트팩토리의 도입에 있어, 운영에 대한 기대 효과를 확인 위한 수단으로 가상 물리 시스템을 구축하여 스마트팩토리를 도입함으로써 얻을 수 있는 생산성의 향상과 안정성을 검증할 수 있다. 따라서 중소기업과 같은 소규모 업체들은 스마트팩토리로의 전환을 단계별 추진 전략으로 수립하여 체계적인 전환 전력이 효율적이다. 생산 공정을 구성하는 생산 장비나 설비들에 소규모 스마트팩토리를 구축하여 생산성의 향상과 같은 효과가 입증된다면 추후 점진적으로 발전시켜 나가도 좋다는 의미이다. 이러한 목적을 가지고 CNC 절단기 기반의 소규모 스마트팩토리 구축과 관련된 연구에서는 기존 제조 장비로 부터 얻을 수 있는 공정 데이터들과 사물 인터넷과 연동되는 센서들로부터 수집되는 데이터를 활용하여 CNC 절단 장비를 원격으로 제어하는 시스템을 구축하였다. [그림 2.15]에는 CNC 절단 장비를 원격으로 제어하기 위한 시스템의 개요가 나타나 있다.



[그림 2.15] 공정을 구성하는 로봇 팔의 제어를 위한 사물 인터넷 플랫폼의 하드웨어 구조도

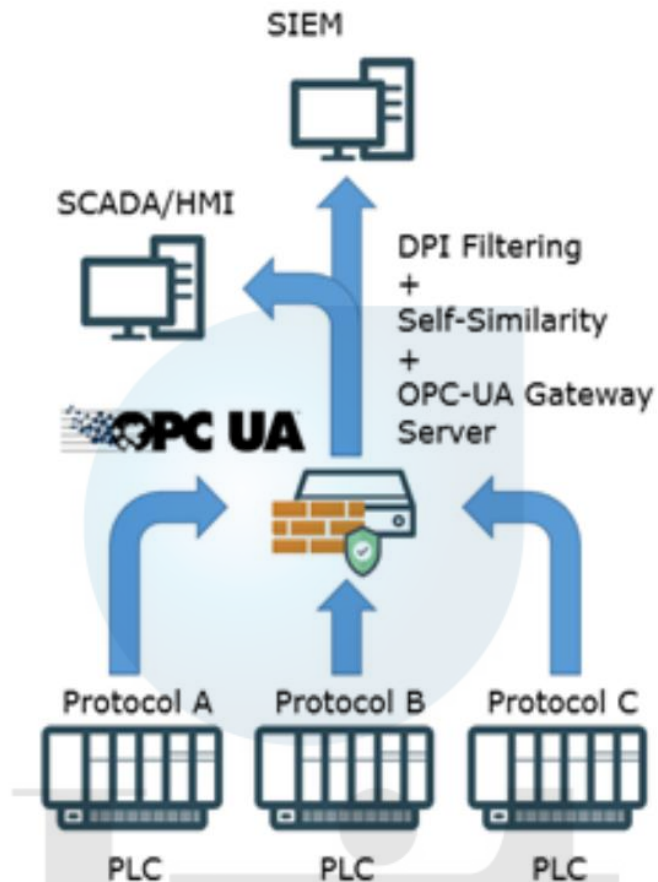
CNC 절단 장비 내부에는 설비 데이터들 수집하는 센서와 PLC(Programmable Logic Controller)가 내제되어 있으며, 수집한 데이터는 서버로 전송된다. 데이터 베이스에 저장된 수신 데이터들은 분석을 위해 저장된다. 모니터링 시스템은 안드로이드와 웹 기반의 플랫폼에서 구동되며 데이터베이스 서버와의 통신을 통해 CNC 절단 장비의 상태를 관리자가 설정해 놓은 주기에 따라 업데이트되어 CNC 절단 장비에 이슈가 발생하였을 시 알람이 울리게끔 되어 있다. CNC 장비를 제어하기 위한 제어 명령은 안드로이드와 웹 기반의 모니터링 프로그램에서 데이터베이스 서버를 거쳐 CNC 절단 장비 내 제어 모듈로 전송되고, 전송한 해당 명령이 PLC에 전달되어 CNC 절단 장비를 원하는 명령으로 제어된다. 다만, 독립된 설비의 공정 데이터와 센서 데이터 만으로 장비를 제어한다는 점에서 한계점이 들어난다. 공정 및 공장 규모의 스마트팩토리로의 전환 시 설비 및 공정들 간의 생산 공정 정보의 공유가 이루어 진다면 전, 후 공정의 이슈에 대응 할 수 있는 유기적인 공정 설비 원격 제어 시스템이 구축 될 것이다[21].

앞선 연구에서는 생산 공정을 구성하는 객체인 로봇 팔이나 CNC 장비의 효과적인 제어 방법에 대해 연구하였다면, 제어의 대상이 가상 물리 시스템으로 전송되는 정형 및 비정형의 다양한 형태의 데이터를 다루는 연구가 있다. 사물 인터넷과 더불어 각종 산업용 센서 및 모듈들이 탑재된 스마트팩토리에서는 다양한 형태의 데이터들이 수집되고 활용된다. 이러한 데이터들은 실시간으로 수집되며 통합적인 관리를 위해 단일 방식의 알고리즘이 아닌 다각도 분석을 위한 최적화 운용 알고리즘을 통한 관리가 수반되어야 한다[22].

6) 스마트팩토리의 보안

스마트팩토리의 도입과 사물인터넷의 도입으로 네트워크 기술, 인터넷 기술, 모바일 기술들이 활용되어 산업의 편리성과 효율성이 크게 상승하였다. 이러한 산업적 혁명에 따라 보안과 관련된 위협에 적절히 대응해야 한다. 네트워크 기술을 활용한 가상 물리 시스템의 경우 환경적 보안 요소와 관리적 보안 요소를 고려하여 대응하여야 하는데, 우선 환경적 보안 요소에는 구축된 스마트팩토리와 사물 인터넷 플랫폼들과 연동하는 주변 환경에 대한 보안을 의미한다. 이는 객체의 사용자 요인에 따라 결정된다. 관리적 보안 요소에는 스마트팩토리와 사물인터넷의 도입으로 사용되는 하드웨어와 소프트웨어의 보안 기술이 개발 및 구현 단계와 같은 초기에 갖추어 져야 함을 의미한다. 암호화, 사용자 인증, 해킹 공격 평가 및 탐지 등의 기술뿐 아니라, 하드웨어 또는 소프트웨어 제품의 설계 및 구현 시점부터 보안과 관련된 사항들이 충족되어야 한다. 보안 이슈에 대한 단순한 대응이 아니라 운영과 관리 단계 이전에 기획, 설계, 개발 단계에 이르는 전체 프로세스에서 보안에 대한 대응 전략과 실증 연구가 수반되어야 한다[23].

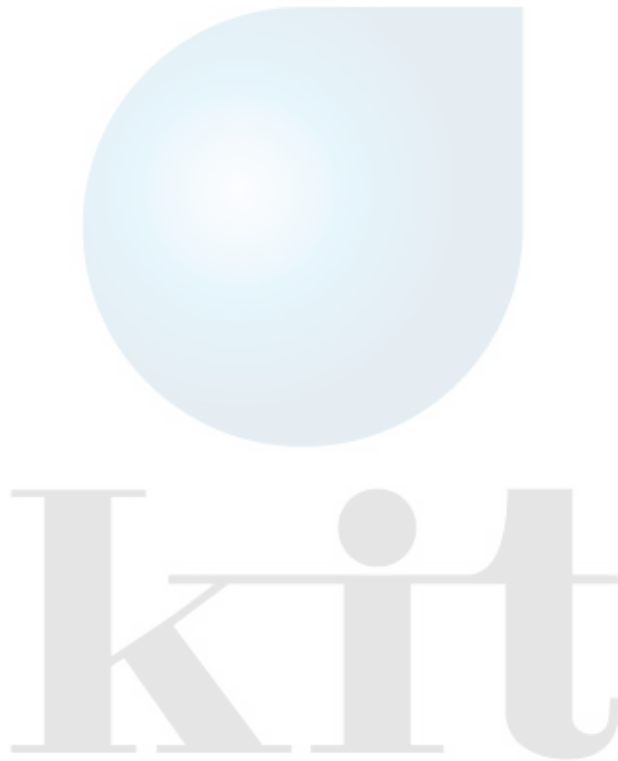
공정을 구성하는 설비들이 스마트팩토리로의 전환을 위해서는 필연적으로 네트워크와 연결되어 통신 환경이 구축되어야 한다. 독립된 공정 설비들이 공정 정보와 데이터들을 공유하기 위해 네트워크 환경을 구축하게 된다면, 폐쇄적으로 운영되는 설비들이 네트워크를 통해 외부로 노출되게 되면서 보안에 대한 취약성이 증가하게 된다. 이러한 문제를 타개하기 위한 방법으로 네트워크 통신 장비에서 제공하는 보안 기능을 활용 할 수 있으나, 복합적인 환경의 보안 공격에 의해서는 적절하게 대응하지 못하므로, 안전하고 효과적인 보안 기법이 필요하다. 이와 관련하여 스마트팩토리를 위한 전용 보안 게이트웨이에 관한 연구가 진행되었다.



[그림 2.16] 공정을 구성하는 로봇 팔의 제어를 위한
사물 인터넷 플랫폼의 하드웨어 구조도

[그림 2.16]와 같은 형태의 스마트팩토리 전용 보안 게이트웨이를 살펴보면, 우선 OPC-UA(OPC-Unified Architecture) 프로토콜 게이트웨이 기술과 산업용 프로토콜 DPI(Deep Packet Inspection) 기술을 단일화된 보안 장비에서 구현하여 임베디드 시킨다. 이상 징후를 감지하기 위해선 DPI 기능만 탑재된 장비만으로 충분하지만 프로토콜 보안에 관련해선 취약하다. 하지만 OPC-UA 프로토콜 게이트웨이를 활용하여 보안에 대응한다면 프로토콜 보안은 가능하지만 기존 시스템에 대한 이상 징후는 찾기가 힘들다. 따라서 두가지 기술을 적절히 융합하여 시스템을 설계한다면 보다 안정적이고 체계적인 보안

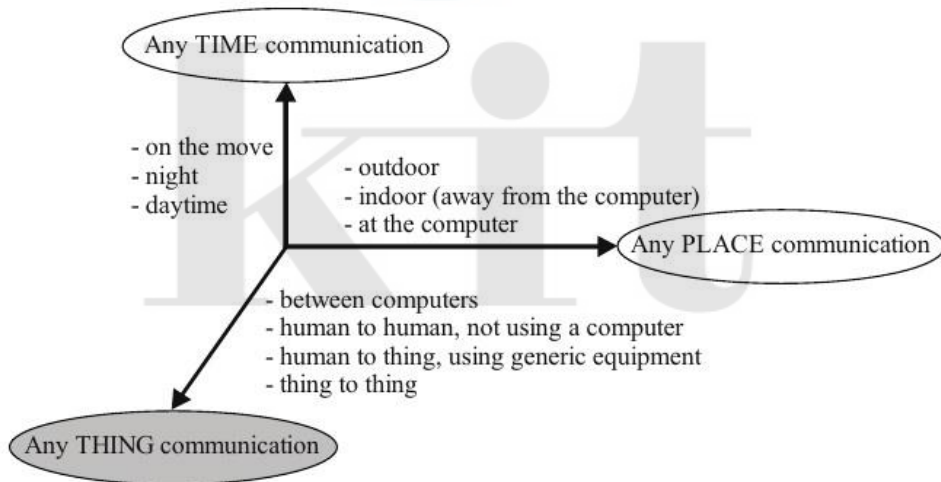
기술을 구축할 수 있다. DPI 기술이 기본으로 작동하며 기존 SCADA(Supervisory Control And Data Acquisition), HMI(Human Machine Interface) 등 별도의 장치가 제공하는 OPC-UA 프로토콜 게이트웨이 기술을 내장하여 융합된 보안 시스템을 설계할 수 있다[24].



2.2 사물 인터넷 연구

2.2.1 사물 인터넷의 정의

정보 사회 구축을 위한 인프라로, 기존에 구축된 사물을 상호 연결하여 고도화된 서비스를 가능하게 하기 위한 기술의 하나인 사물 인터넷의 도입은 사물과 사물간의 상호 운용이 가능한 정보 및 통신 기술을 기반으로 하는 네트워크 인프라이다. 데이터의 식별과 캡처, 처리 및 통신 기능을 활용하여 사물 인터넷은 사용하고자 하는 모든 종류의 애플리케이션에 네트워크 서비스를 제공하며 기존 구축된 사물을 최대한 활용하면서 보안 및 개인 정보 보호를 위한 요구 사항을 충족시킨다. 사물인터넷의 대상이 되는 것들은 실제 존재하는 물리적 세계의 대상이 될 수 있을 뿐 아니라, 정보 세계의 가상의 사물이 대상이 될 수도 있다. 이들은 통신 네트워크를 통해 식별되고 통합된다. 사물 인터넷의 대상과 그 범위는 [그림 2.17]과 같이 모든 시간 및 모든 장소에서 통신이 가능하게끔 설계하면서, 모든 통신이 이루어 지게끔 설정 하고 있다 [25].



[그림 2.17] 사물인터넷의 대상과 범위

2.2.2 사물 인터넷 선행 연구

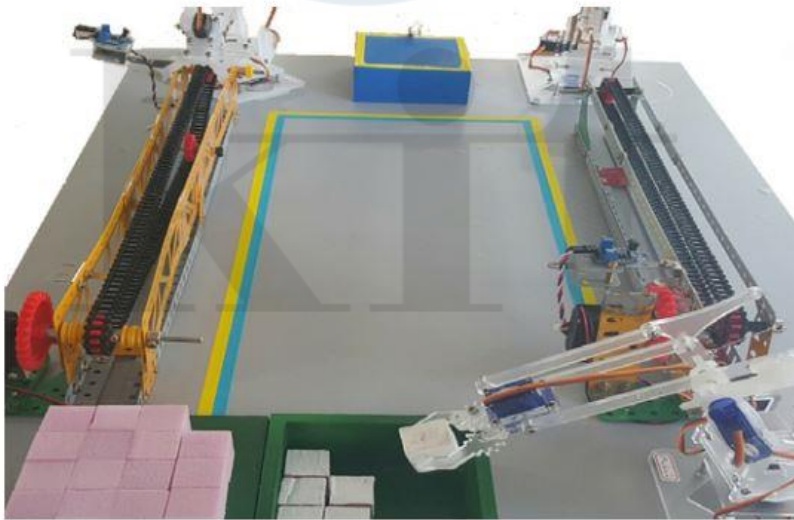
사물인터넷과 관련된 선행 연구들에 대해 정리한 [표 2.3]에서는 사물인터넷과 관련된 기존 연구들을 분야별로 세분화 하였으며, 주로 스마트팩토리 구축을 위해 사물인터넷이 활용된 연구들과 보안 및 품질에 관련된 연구들에 대해 비교하였다. 이러한 비교 연구를 통해 본 연구에서는 기존 연구들에서 보이는 지능형 알고리즘과 실증 연구의 부재 및 보안 체계 부족 등과 같은 한계점을 극복한 새롭고 차별화된 방법을 제안하고자 한다.

[표 2.3] 사물인터넷 선행 연구의 비교를 통한 한계점 도출

	분야	방법	한계점
스마트팩토리 와 사물인터넷	스마트팩토리의 임베디드시스템[26]	사물인터넷을 통한 네트워크 통신 환경 구축	지능형 알고리즘 부재
	스마트팩토리의 환경정보 수집 및 관리[27]	사물인터넷 플랫폼 설계 및 구현	
사물인터넷 보안	사물인터넷의 취약성 분석[28]	시나리오 분석	실증 연구 부재
공간 규모 사물인터넷 구축	실내환경 모니터링[29]	사물인터넷을 통한 네트워크 통신 환경 구축	보안 체계 부족
	건물 내부의 시설 제어[30]		
사물인터넷 통신 품질	데이터 전송 지연 및 품질 측정[31]	상향 링크 전송 용량 측정	실증 연구 부재
	데이터 전송 지연 감소[32]	사물인터넷망과 WiFi의 정합	

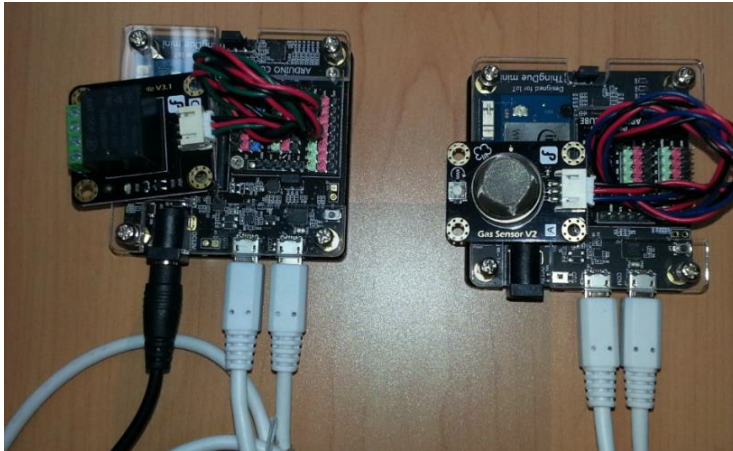
1) 스마트팩토리 와 사물 인터넷

스마트팩토리에서 설비들의 의사결정을 위해 부착되는 사물 인터넷은 네트워크 통신을 위한 주체임과 동시에 가상 물리 시스템으로 공정 정보들을 전송하는 역할을 한다. 각 공정 설비들의 공정 정보 모니터링을 위해 공정 설비 내부에 위치하는 컴퓨터 하드디스크에 수집되는 공정 데이터들을 사물 인터넷 플랫폼을 통해 취득하여 데이터 베이스 서버로 전송하고, 추가로 부착된 사물 인터넷 센서들의 센서 값 수집을 통해 공정 설비로부터 발생하는 이슈들을 제어한다. 이러한 공정 설비, 사물 인터넷 센서 그리고 역방향의 액추에이터 및 로봇의 제어 및 관리를 위해 플랫폼으로 통합하여 임베디드 시스템을 구축한 연구에서는 생산 공정의 사물 인터넷이 탑재된 기기들간의 정보교환 아키텍처를 제시하고 있으며, 실제 구축된 간이 스마트팩토리 모델을 통해 검증하고 그 효과를 입증한다. 해당 연구에서는 [그림 2.18]과 같이 3개의 5축 로봇 팔과 2개의 컨베이어 벨트로 구성된 간이 스마트팩토리 모델을 구성하여 스마트팩토리의 생산 공정 설비에 부착된 사물 인터넷 센서들 간의 통신 프레임워크를 검증하였다.



[그림 2.18] 생산 공정 설비에 부착된 사물 인터넷 센서들 간의 통신 프레임워크를 검증하기 위한 간이 스마트팩토리 모델

[그림 2.19]과 같은 산업용 사물 인터넷 센서가 부착된 제조 사물 인터넷 플랫폼 모듈 5개가 간이 스마트팩토리 모델에 부착된다.



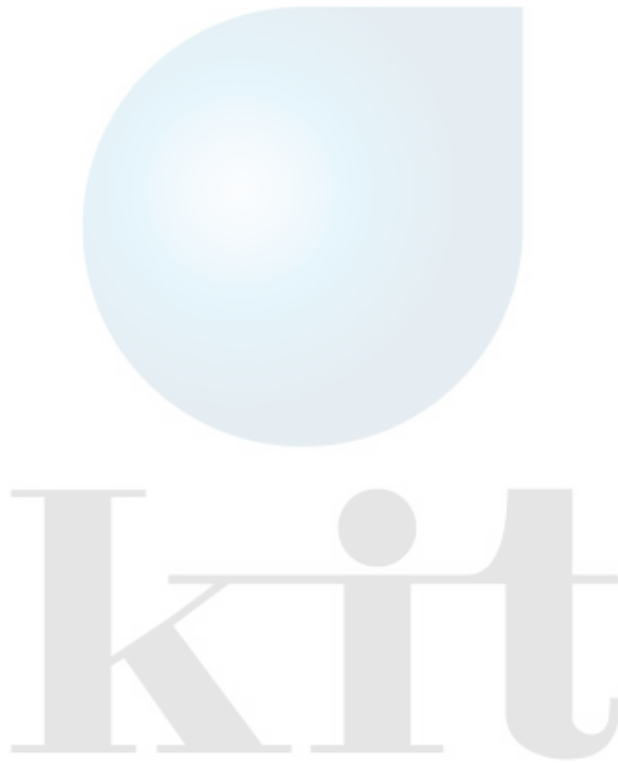
[그림 2.19] 산업용 사물 인터넷 센서가 부착된
제조 사물 인터넷 플랫폼

각 사물 인터넷 모듈이 하는 역할은 다음과 같다. 제조 공정에서 생산된 물건이 컨베이어 벨트를 통해 이동 할 때, 로봇으로 근접 하게 되는 것을 감지하고, 로봇의 그림 부분에 설치된 사물 인터넷 모듈은 작업 상태를 감지한다. 이들 사물 인터넷 모듈은 서로 통신하며 로봇과 컨베이어 벨트는 설비의 상태를 감지한다. 실제 스마트팩토리 환경을 고려한 산업용 사물 인터넷 임베디드 시스템을 구현하여 시스템을 확장하였다[26].

이와 유사하게, 스마트팩토리 환경정보를 수집하고 관리하기 위한 사물 인터넷 플랫폼을 설계 및 구현한 연구에서는 제조 공정 설비에 부착되는 센서들을 통합하여 관리하는 시스템을 설계하고, 관리 서버를 구축하여 효과적인 관리를 위한 연구를 진행하였다. 제조 공정에서 발생하는 환경 이슈에 대응하기 위해 작업 환경 온도, 습도 등을 측정하고 최적 환경 조성을 위한 제어, 블루투스 비콘을 활용하여 작업자의 위치 파악을 통한 근무 시간 측정, 작업자의 근무 형태 파악을 통한 안전성 확보 등과 같은 효과적인 결과를 얻었다. 해당 연구에서 설계 및 구현한 스마트팩토리 환경정보 수집 플랫폼은 에러 발생률 센서 동시 연결 확인 및 안정성, 정확성 등을 측정하였다.

하지만 로봇들의 상태 감지를 위한 알고리즘과 환경 정보를 수집하여 최적

환경 조성을 위한 제어는 단순한 규칙 기반의 제어를 통해서만 이루어지고 있기 때문에 스마트팩토리의 기반 기술인 지능형 알고리즘을 기반으로 하는 제어 시스템의 부재는 한계점이라 할 수 있다[27].



2) 사물 인터넷의 보안

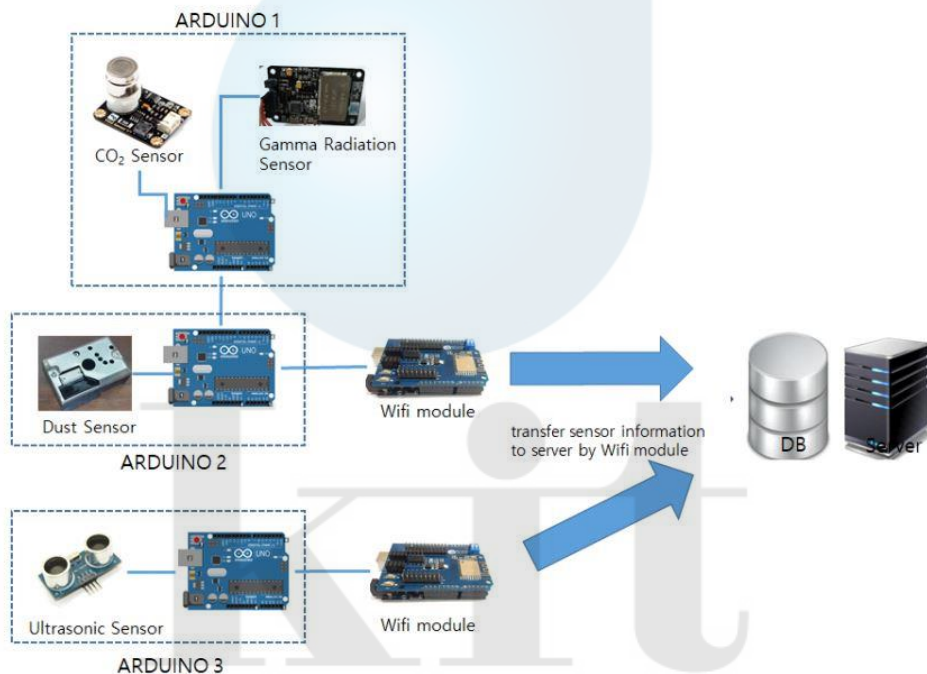
사물 인터넷을 크게 3가지 계층으로 나누면, 단말기 계층과 네트워크 계층 그리고 서비스 계층으로 나눌 수 있다. 사물 인터넷 단말 장치의 네트워크 통신이나 사물 인터넷과 연결된 센서가 네트워크 통신이 이루어 질 때는 주로 ID(Identification)나 PW>Password를 통해 인증을 하거나 최근에는 홍채인식, 지문 인식, 음성 인식과 같은 방식을 사용한다. 그러나 생체 신호를 사용한 인증 방식이 보안을 확보하는데 뛰어나다 하더라도 네트워크 망에 연결 된 사물 인터넷의 경우 인증과 관련된 데이터를 중간에 해킹하여 외부로 노출 될 수 있다. 이러한 상황을 대비하여 인증 데이터들이 노출 되더라도 악용할 수 없도록 암호화 하여야 한다. 또한 인증 데이터들이 정해진 기간이 지나면 활용 할 수 없도록 만료 시키는 방법으로 대응 하여야 한다.

두 번째로 네트워크 계층에서 일어날 수 있는 보안 문제는 항상 연결 되어 있는 네트워크 통신 환경의 접근성 문제이다. 항상 연결된 네트워크 통신 환경에서 데이터의 전송과 제어와 관련된 신호의 송 수신이 이루어 지기 때문에 누구나 접근이 가능한 점에서 보안에 취약하다. 따라서 게이트웨이 내부에서 보안과 관련된 사항들을 강화하는 방법을 활용해야 한다. 예를 들자면 관리자의 ID와 PW는 어려운 패턴으로 지정하고, 필터를 사용하여 내부 단말 통신을 제외한 외부 접근은 호스트의 패킷만 받아 들 일 수 있도록 하여야 한다.

세 번째는 플랫폼 계층이다. 사물 인터넷과 연결된 컴퓨터에서 사물 인터넷과 연결된 기기들을 침해 할 수 있다. 컴퓨터와 사물 인터넷 플랫폼과 연결된 기기들의 영역을 서로 분리시키고, 기기종 장비 간의 네트워크 통신 사이에 방화벽을 설치하는 방법으로 비인가 접근을 차단 할 수 있다. 사물 인터넷에 연결된 기기들은 항상 네트워크 통신 환경에 연결되어 있기 때문에 데이터의 해킹과 위조, 변조, 정보 유출, 비 인가 접근, 도청, 사생활 노출 등이 막대한 피해를 발생 시키고 중대한 보안 상 문제들을 야기 할 수 있다. 따라서 사물 인터넷의 도입으로 네트워크 통신 환경의 보안 문제를 철저하게 다루어야 하며, 취약점을 분석하여 해결 방안 및 대응책을 마련하면서 사물 인터넷을 활용 하여야 한다[28].

3) 공간 규모의 사물 인터넷 구축

실내 환경 분야에 사물 인터넷을 구축하여 활용하는 연구들은 그 규모나 상대적 어려움이 스마트 시티를 구축하는 것보다는 쉽게 때문에 관련 연구들이 매우 활발하다. 사물 인터넷을 활용하여 실내 공기질과 대기 오염 물질 수준을 파악하기 위해 실시간 모니터링 시스템을 구축한 연구에서는 [그림 2.20]과 같이 아두이노와 각종 센서를 활용하여 측정된 데이터를 서버로 저장하여 실내 환경 수치를 파악하는 시스템을 제안하고 있다.



[그림 2.20] 아두이노와 센서를 활용한 실내 환경 수치 파악 시스템 구조

아두이노와 각종 센서를 활용한 실내 환경 수치 측정 시스템을 개발하여 각종 센서로부터 수집한 데이터를 서버로 전송하여 데이터 베이스를 구축한 뒤 실내 공간에 설치된 환기 장치나 공기 청정기에 활용 할 수 있도록 해당 정보를 공유하는 시스템을 구축하였다. 또한 관리자가 정해 놓은 수준을 넘어서는 심각한 상태의 실내 환경이 감지 될 경우 외부 LED가 점등되고, 스피커

를 통해 경고음이 발생 될 수 있도록 하여, 즉각적인 모니터링이 가능하고 대응 할 수 있도록 하였다[29].

이와 유사한 연구에서는 아두이노, 라즈베리 파이를 비롯해 압력 센서, 적외선 센서, 초음파 센서 등과 같이 구성된 스마트 기숙사 시스템을 제안하고 있다. 스마트 기숙사 시스템의 구성도는 [그림 2.21]과 같다.

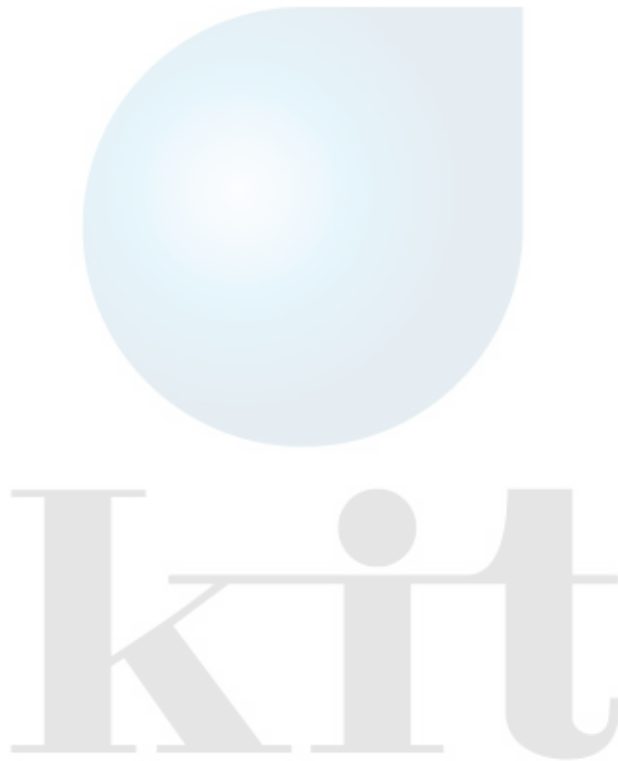


[그림 2.21] 스마트 기숙사 시스템의 구성도

기숙사의 대표적 인프라인 세탁기, 컴퓨터, 러닝 머신 등의 사용 여부와 택배 도착 여부를 파악하여 안드로이드 기반의 어플리케이션에서 인지 할 수 있도록 스마트 기숙사 시스템을 구축하였다. 적외선 센서를 활용하여 사람의 몸에서 나오는 적외선을 감지해 컴퓨터 앞에 사람이 앉아 있는지를 파악하여 컴퓨터의 사용 여부를 확인한다. 세탁기의 경우 사용하게 되면 전원이 켜져 있고 사용하지 않으면 전원이 꺼져 있기 때문에 스위치의 전압 신호를 받아 파악하였다. 택배의 도착 여부는 택배 함의 바닥에 압력 센서를 부착하여 택배가 놓여 있으면 압력이 가해 지므로 택배의 도착 여부를 파악하였다. 러닝 머신의 경우 초음파 센서를 활용하여 사람이 러닝 머신을 사용하면 일정거리를 유지하며 러닝 머신을 사용하고 있기 때문에 사람과 센서 간의 초음파 측정 거리를 통해 사용 여부를 판단한다.

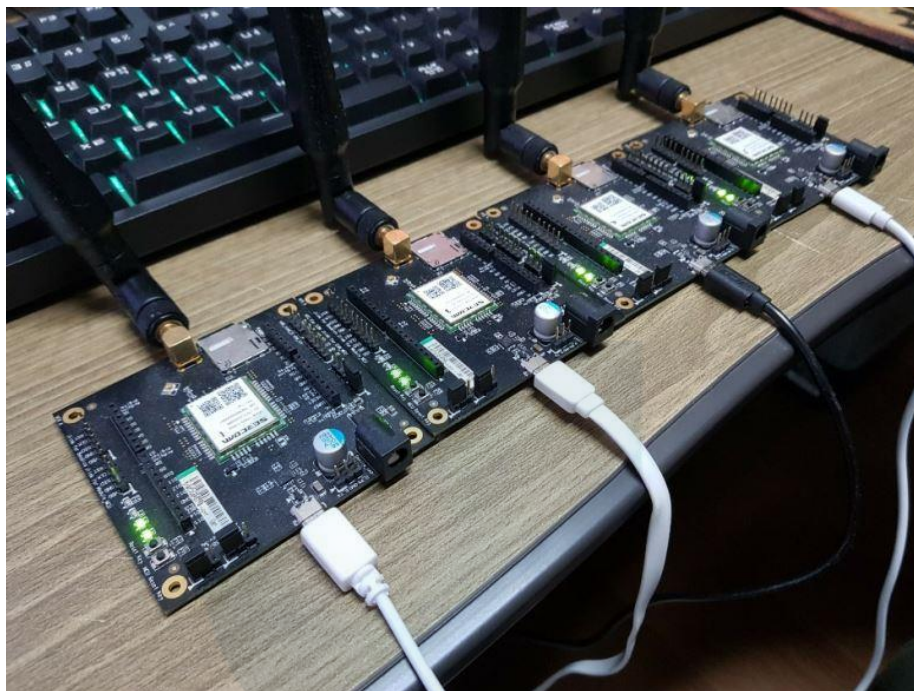
해당 연구들은 사물인터넷을 활용하여 공간 규모의 반경에서 효과적인 데이터 수집과 활용을 통해 실증 연구를 진행 하였지만, 보안과 관련된 체계 혹은 절차의 부재는 한계점을 드러낸다. 네트워크 통신 환경을 통해 수집되는 데이터들은 외부의 접근과 내부의 결함으로 인해 취약성이 증대 될 수 있다.

따라서 앞서 사물인터넷의 보안과 관련하여 조사한 기존 연구들 중 사물인터넷의 취약성에 따라 보안 체계의 확보는 반드시 수반되어야 하는 사항이다 [30].



4) 사물 인터넷의 네트워크 통신 품질 연구

사물 인터넷이 급격히 보급되고 지속적인 발달로 인해 네트워크 통신 환경을 활용하는 인프라의 네트워크 트래픽은 급격하게 증가하고 있다. 협대역(Narrow Band) 사물 인터넷은 기존 네트워크 통신망을 통해 저 전력의 광역망을 지원하고 있다. 협대역 사물 인터넷은 LTE 네트워크와는 다르게 180KHz의 대역폭을 사용하여 매우 낮은 전력소모를 보이며 수년간 배터리 교체 없이 활용이 가능하다. 이러한 장점은 기존 네트워크 통신 환경을 활용하여 넓은 지역을 수용하고 전력 소비가 적기 때문에 위치 추적용 기기 및 수도 검침 등 넓은 지역에서 다수의 기기를 설치하면 좋은 저전력 사물 인터넷 비즈니스 모델에 적합하다. 이러한 추세는 협대역 사물 인터넷 단말 기기의 증가와 함께 네트워크 통신 부하는 같이 증가하는 형태를 반증한다. 기지국에 연결되는 협대역 사물 인터넷 단말 기기가 많아 질수록 서비스 숫자가 증가하여 부하가 증가하고 네트워크 통신 서비스 품질과 수준이 저하 될 것으로 예측된다. 이러한 문제를 파악하기 위해 협대역 사물 인터넷 단말 기기 개수가 증가 함에 따라 네트워크 통신 품질이 어떻게 변화하는지에 대한 연구에서 단말기 개수에 따라 전송 지연과 전송 용량의 변화를 실험을 통해 입증한다. [그림 2.22]과 같이 4개의 단말이 동시 접속 했을 때의 결과와 단일 단말의 접속 결과를 비교하였을 때, 전송 지연율은 최소 13.6%에서 최대 152%까지 증가 했고, 전송 용량은 최대 67%가 감소하였다.



[그림 2.22] 4개의 협대역 사물 인터넷 기기가
동일 네트워크 통신 환경에 접속된 실험 환경

협대역 사물 인터넷이 동시에 접속하면 품질 저하를 일으키는 것에 대한 실증 연구가 실험을 통해 입증 되었다[31].

이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 서로 다른 두개 이상의 협대역 사물 인터넷이 동일한 네트워크 통신 기지국에 연결되어 혼재되는 상황이 발생할 때 네트워크의 전송 지연을 줄이기 위한 방법으로 강화 학습 기법을 사용한 연구가 있다. 협대역 사물 인터넷 기기 각각의 상태는 Random Access Procedure에 실패 하였는지를 기반으로 현재 네트워크 통신 상태를 파악한다. 각각의 기기의 상태에서 접속을 위한 행동을 취했을 때 얻는 보상 값들을 달리하여 학습하고, 최적의 행동 결정을 위해 강화 학습 알고리즘을 사용한다. 협대역 사물 인터넷 기기들의 분산된 환경에서 기기 개수가 변화 하는 상황에서 효과적으로 전송 지연 감소 효과를 실험을 통해 입증 하였다.

이러한 사물인터넷의 품질 개선을 위한 방법들은 기존 운영되는 방식의 사물인터넷 네트워크 통신 환경이 변화되기 때문에 환경의 변화에 따른 보안 절차 역시 같이 개선 되어야 한다[32].

2.3 표면 실장 기술 연구

2.3.1 표면 실장 기술의 정의

전자 부품 표면 실장 기술은 기판 위에 부품을 전자부품 표면실장기술은 기판 위에 부품을 올려놓는 시스템을 말하 는데, POB (Package On Board)기술, COB(Chip On Board)기술, 그리고 인쇄, PCB 설계, 장착, 납땜 등 이들을 Board 에 실장 하는 공정 기술로 크게 구분할 수 있다. 표면 실장 기술은 이전의 PCB의 조립 기술인 삽입 실장 기술의 개선 기술로써, 이는 PCB 뿐만 아니라 전자부품 의 눈부신 발달과 이들을 조립할 수 있는 조립 장비 등의 발전과 맞물려 발전되었다[2].

가) POB 기술(Package On Board): 패키지 상태로 인쇄 회로 기판에 장착되는 전자부품 기술

나) COB기술(Chip On Board): 칩 상태로 인쇄 회로 기판에 장착되는 전자부품 기술

다) PCB(Printed Circuit Board): 인쇄 회로 기판 삽입 실장 기술 (IMT: Insert Mounting Technology)

표면실장기술의 각 공정 별로 살펴보면, 크게 다음과 같은 4가지의 공정 모듈로 구성되어 있다.

(1) PCB 설계 공정

PCB 설계에 있어서는 Land 형상과 크기, 비아 홀(Via Hole)의 위치, 레지스트(Resist) 처리, 장착 위치 틀어짐 확인용 패턴, 불량 수리 대응 이격 설계, 부품 배치에 대한 설계 기술이 필요하다.

(2) 인쇄 공정 기술

인쇄 공정에서는 크림 솔더(Cream Solder) 선장(20~40 μm)에서부터 메탈 마스크(Metal Mask)의 설계 및 제조, Fine Pitch에 대응하기 위한 인쇄 정밀도, 연속 인쇄성(납 빠집성) 향상이 필요하고 클리닝 기능, 인쇄 후 검사 기능 등이 요구된다.

(3) PCB 장착 공정

장착 공정에서는 BGA, CSP 부품에 대응하기 위한 볼 디펙트 검사(산화, 오염, 크기)와 신뢰성 향상을 위한 언더필(Underfill) 공정 기술, 플랩(Flip) 칩 혼재 대응(Solder Bump) 등이 요구 된다.

(4) 납땜 공정

납땜 공정은 PCB 불량에 대응할 수 있도록 온도설정과 관리, 질소 가스 혹은 진공 분위기로 변환 가능 해야 하며, 최근 Pb-free 솔더 적용에 대한 적절한 대응이 요구되고 있다. 납땜 검사와 불량 수리 공정은 비전 또는 X-Ray 검사와 Hot Gas, 레이저, 빔(Beam) 솔더링 기술이 필요시 된다.

표면 실장 기술 공정은 [그림 2.23]와 같이 구성된다.



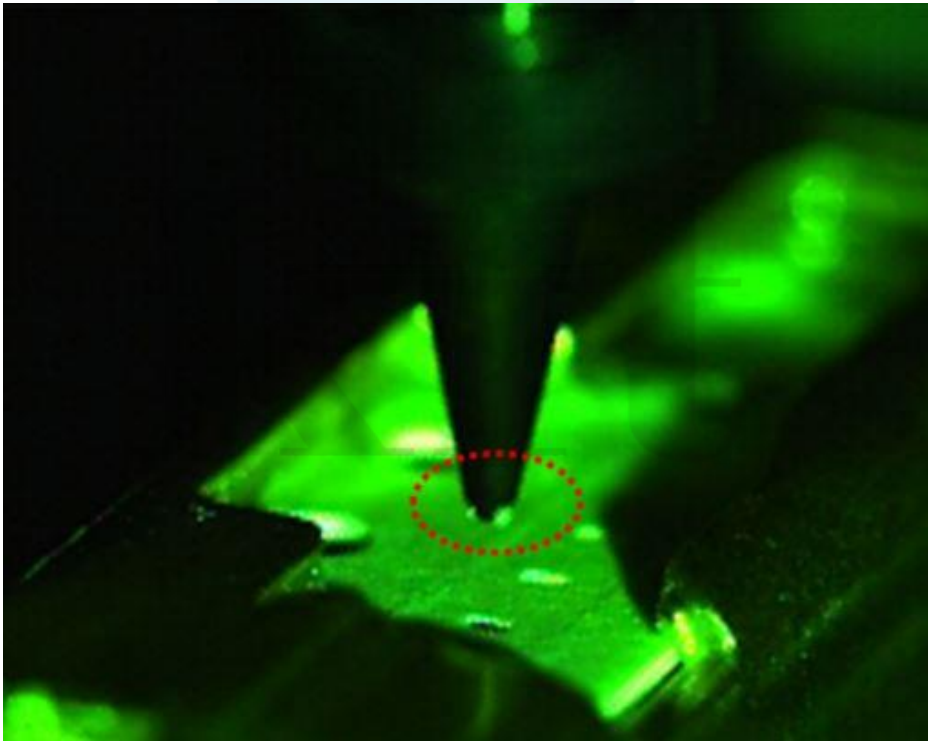
[그림 2.23] 표면 실장 기술 공정을 구성하는 설비의 종류

공정의 순서는 전자 회로 기판이 투입되는 PCB Loader, 납을 도포하여 전자 회로를 그리는 Screen Printer, 납이 잘 도포 되었는가를 검사하는 Solder Paste Inspector, 전자 회로 부품을 실장 하는 Chip Mounter, 도포된 납을 녹이고 전자 회로 부품을 납땜하기 위한 Reflow Oven, 완성된 전자 회로 기판이 나오는 PCB Unloader로 구성 된다

2.3.2 표면 실장 기술 선행 연구

1) 표면 실장 기술 공정의 미·오삽 방지 연구

표면 실장 기술 공정을 구성하는 생산 설비 중 전자 칩 실장(Chip Mount) 설비의 미삽, 오삽 방지를 위한 실장 기술에 대해 지속적으로 연구하고 있다. 휴대폰이나 디스플레이와 같은 소형 전자 제품을 위한 가볍고 얇은 부품들이 생산되면서 정확한 위치에 실장을 했는지에 대해 검사하고, 불량률이 있다면 다 생산에서 부품을 실장 할 때 자동으로 보정해 주는 기능이 필요하다. 이와 관련하여 전자 칩 실장 설비의 미삽, 오삽 방지를 위해 Fiber Sensor를 활용한 연구가 있다. [그림 2.24]와 같이 전자 칩 실장 설비의 제어를 위한 소프트웨어에서 실제로 부품이 부착 되지 않았는데, 실장 하였다고 오인하게 되면, 노즐이 가지고 온 전자 칩 부품은 미삽된 것이다.



[그림 2.24] 고속카메라로 촬영한 미삽 부품의 노즐 장면

이러한 미삽과 오삽을 방지하기 위한 기계 시스템을 제시한다. Fiber Sensor를 부착한 노즐에서 Z축 높이를 계산하여 실장 부품의 유무를 검출하는 방식으로 기계적 시스템을 개선하였다[33].

릴레이 부품의 경우 무게에 의해 문제가 발생하는 경우가 있다. 무거운 무게로 인해 제대로 공급이 안되는 경우와 크기가 너무 작아 생기는 미삽, 오삽이 문제를 야기 한다. 이러한 문제를 방지하기 위해 에어 스틱 피더의 개선을 통한 연구에서는 진동 피더(Vibration Feeder)의 부착 방식을 개선하여 생산성을 향상하였다. 그리고 저가의 Fiber Sensor센서를 통해 부품 실장에 대해 검출 하였다. 기존에 사선으로 부착되는 진동 스틱 피더를 수평으로 설계하여 안정적으로 픽업하는 기계 시스템을 설계하였고, Fiber Sensor를 활용하여 안정적으로 전자 칩을 실장 할 수 있게 되었다[34].

2) 표면 실장 기술 공정 응용 연구

표면 실장 기술 공정을 통해 생산되는 제품은 대부분 반제품이기 때문에 외부 제품들과 통합적으로 관리 하기 위한 시스템이 요구된다. 표면 실장 기술 공정에서 각 공정의 생산품들을 품질을 관리하기 위한 시스템의 구축 연구에서 웹 기반 인터페이스를 설계하여 구현하였다. 생산 자동화를 위해 표면 실장 기술 공정에서 사용되는 부품들의 정보를 분석하고 부품 정보들의 데이터 베이스를 구축하여 생산 공정의 부품 정보 등록 및 수정을 위한 웹 기반 MVC(Model View Controller) 인터페이스를 설계하였다. 관리자의 접근성이 높은 인터페이스로 설계하여 생산 공정에서 필요한 데이터만 입력하여 작업을 간소화 하였고, 작업 능률을 향상 시킬 수 있다[35].

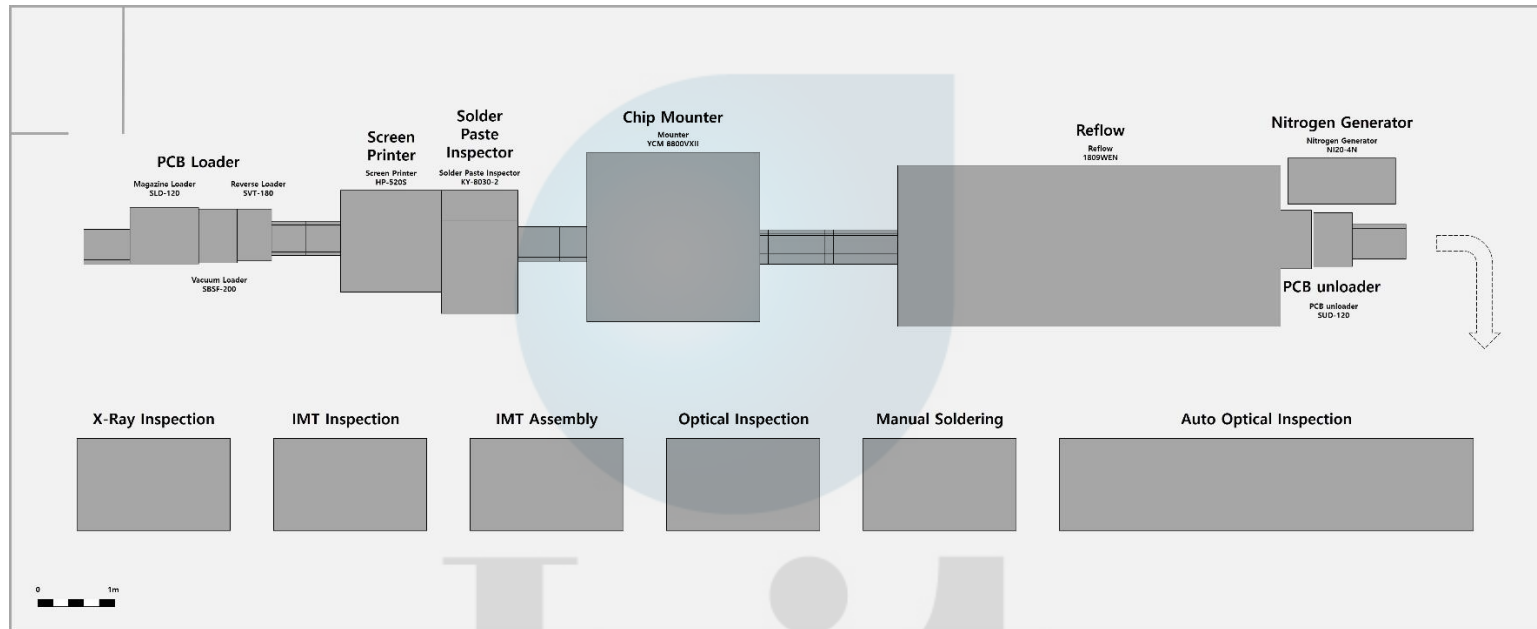
생산 기반 기술의 디지털화를 위해 지식 공유형 플랫폼을 개발한 연구에서는 표면 실장 기술 공정을 대상으로 효율적인 기능들을 탑재한 지식 공유형 플랫폼을 개발 하였다. 생산 기반 기술이나 관련 전문 지식을 확산 및 보급 하기 위해 데이터 베이스를 구축하고 지식을 제공하는 전문가들이 쉽게 입력 할 수 있는 환경의 플랫폼을 설계 하였다. 생산 기반 기술을 외부로 전달 하거나 공유 하기 위한 지식 저작 도구와 생산 기반 기술 관련 정보와 자료를 체계적으로 관리하는 데이터 베이스, 생산 기반 기술 콘텐츠를 검색 할 수 있는 웹 포털 서비스로 구성되어 있다. 다양한 산업 분야로 확장되어 활용되면 지식 이용자들의 참여를 통해 국내 생산 기반 기술 관련 제조 업체들의 경쟁력을 강화하는데 도움이 될 것이다[36].

제 3 장 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정

3.1 표면 실장 기술 공정의 진단

3.1.1 표면 실장 기술 공정의 개요

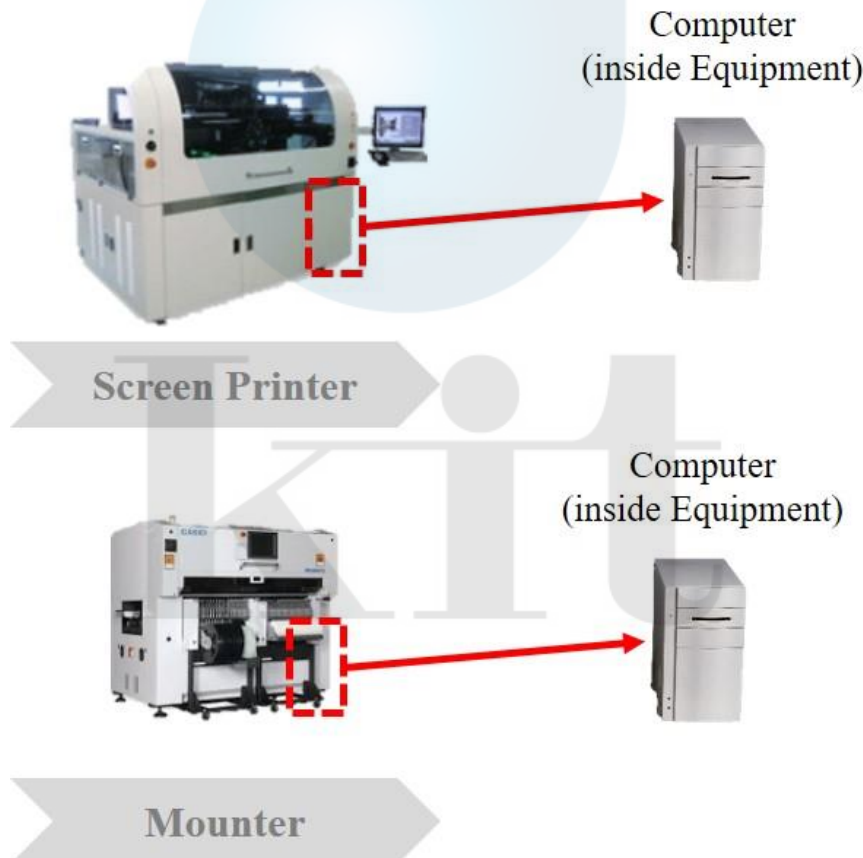
본 연구에서는 A기업의 표면 실장 기술 공정을 다룬다. A기업은 완제품에 탑재될 전자 회로 기판을 반제품으로 생산하는 표면 실장 기술 공정을 보유하고 있으며, 화학 물질 제조공정과 전자 부품 제조 공정, 실험용 챔버 공정 등을 보유한 대기업 규모의 회사이다. 다루는 A기업의 표면 실장 기술 공정 레이어아웃은 [그림 3.1]과 같다. 공정의 순서는 PCB를 투입하기 위한 PCB Loader를 시작으로, 크림 형태의 납을 도포하여 전자 회로를 그리는 Screen Printer, 크림 형태의 납이 잘 도포 되었는가를 검사하기 위한 Solder Paste Inspector, 전자 부품들을 실장 하는 Chip Mounter, 부품을 전자 회로에 완전히 부착하기 위해 Reflow Oven을 거친 뒤, PCB Unloader를 통해 1차 작업이 완료된다. 이 후 공정들은 추가 작업이 필요 할 경우 진행되는 수작업과 육안 검사 및 조립 공정으로 구성 된다.



[그림 3.1] 표면 실장 기술 공정의 레이아웃

3.1.2 표면 실장 기술 공정의 진단과 이슈 파악

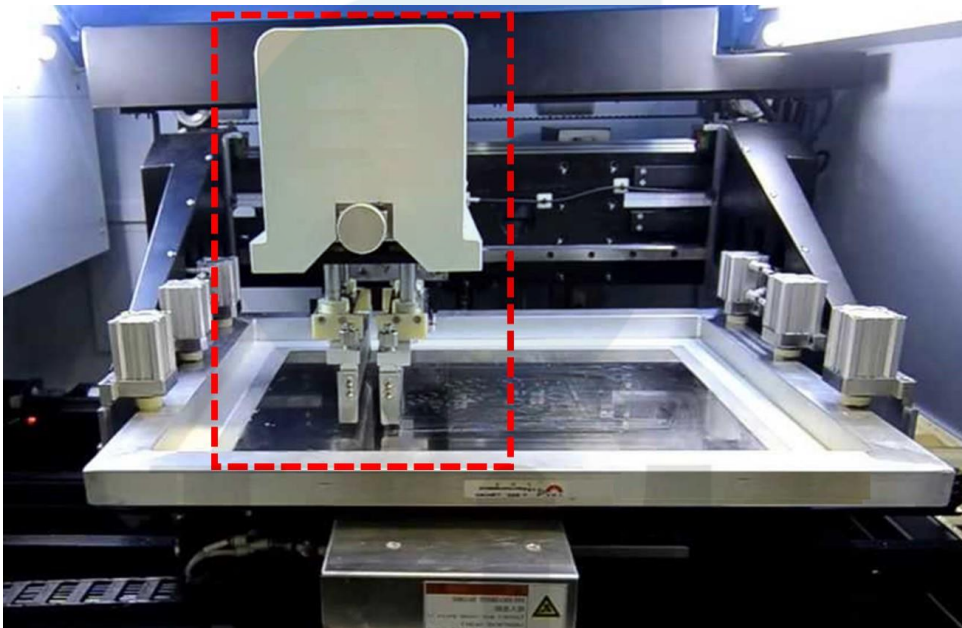
본 연구에서 대상으로 하는 표면 실장 기술 공정의 현재 상태를 진단하였다. 해당 공정에서 생산되는 전자 회로 기판 제품의 종류는 121가지이며, 이를 생산하기 위해 필요한 자재들의 종류는 약 5,000가지 이다. 하루 평균 제품 모델이 바뀌는 횟수는 3회이며, 모델 전환 시 약 45분에서 1시간 정도의 시간이 소요된다. 각 공정의 자동화된 설비들의 내부에는 장비를 제어하기 위한 컴퓨터가 내장되어 있으며, 설비에서 발생하는 공정 데이터들은 [그림 3.2]와 같이 장비 내부 컴퓨터의 하드디스크에 저장된다.



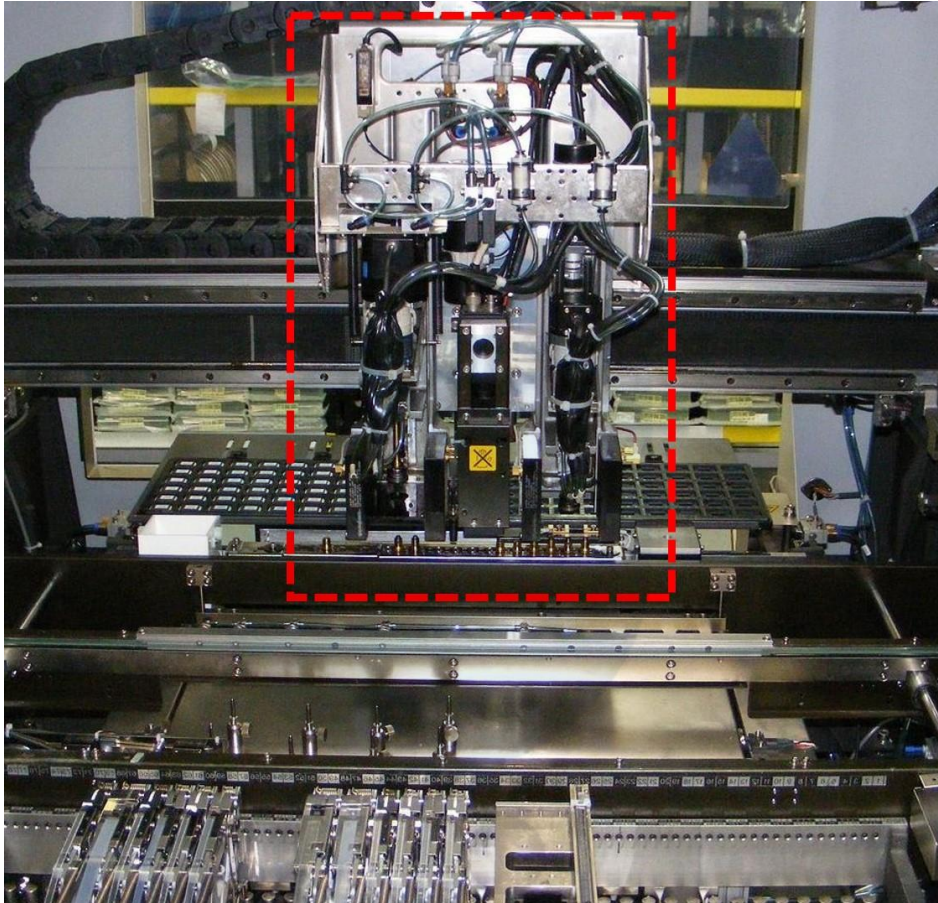
[그림 3.2] 표면 실장 기술 공정을 구성하는 설비의 내부에 탑재된 컴퓨터

Screen Printer 설비를 예로 들면 제품 사양, 스퀴지 카운트, PCB 이송 시간, 사이클 타임, 페이스트 사용시간, 페이스트 카운트, 마스크 카운트, 마스크 사용 시간 등이 기록되어 장비 내부에 저장된다.

이들 공정 중 가장 많은 이슈를 야기하는 공정은 Screen Printer와 Chip Mounter 장비이며, 이 두개 장비의 공통점은 [그림 3.3]과 [그림 3.4] 같이 장비 내부에서 3축 방향으로 움직이는 로봇에 의해 진동이 발생하고 이로 인해 납의 도포 불량과 칩 부품의 실장 불량이 발생 한다는 것이다.



[그림 3.3] Screen Printer 내부에서 회로를 그리기 위해 크림 형태의 납을 도포하는 로봇 팔

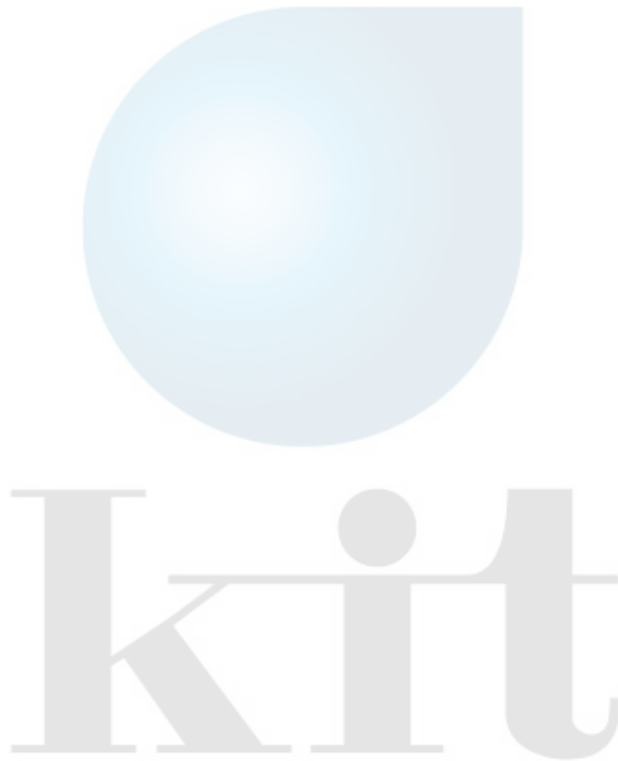


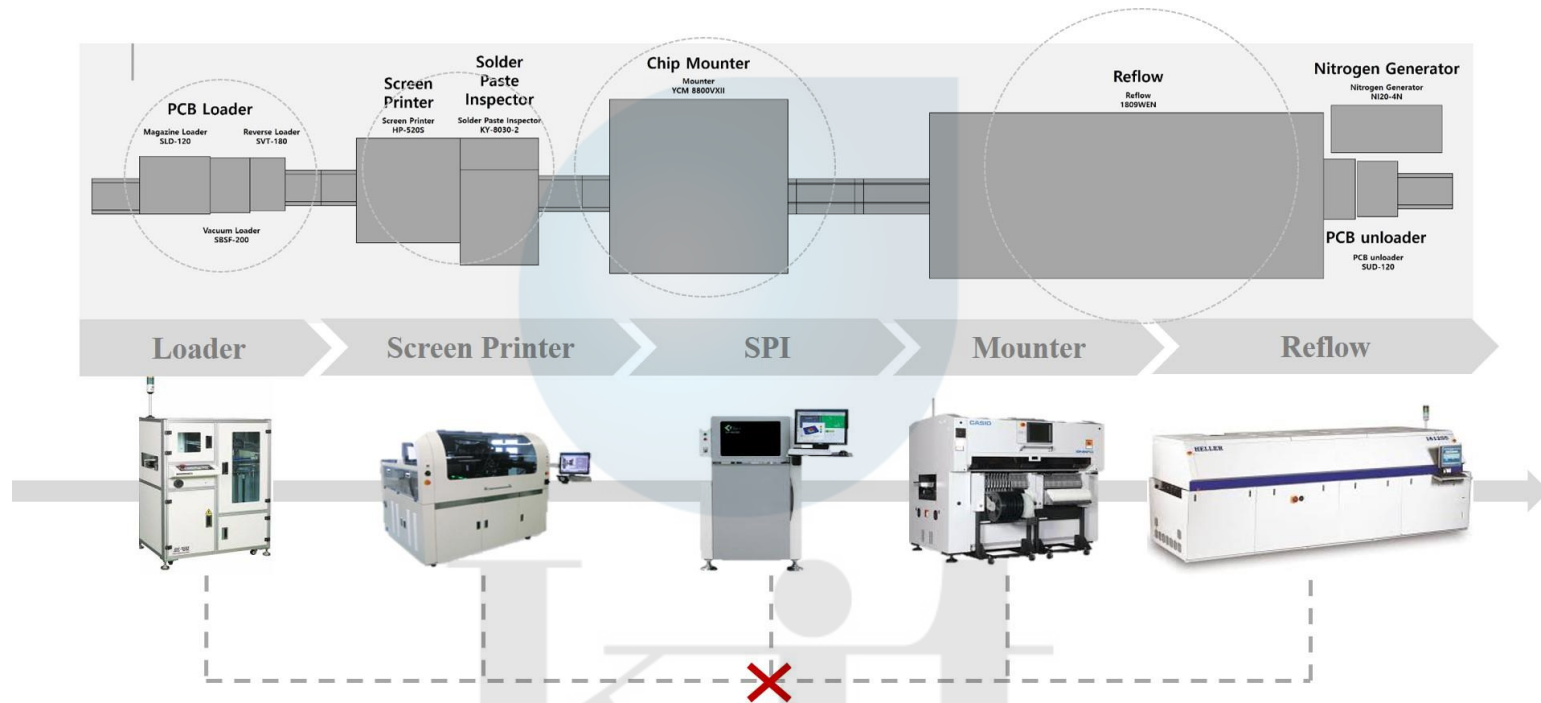
[그림 3.4] Chip Mounter 내부에서 부품의 실장을 위해 움직이는 로봇 팔

현재 진동과 관련된 공정 정보는 수집되지 않고 있으며, 진동을 측정하거나 진동을 제어하기 위한 별다른 장치 또한 내재되어 있지 않은 상태이다. 본 연구에서는 이러한 이슈에 대응 하여 진동을 측정 하기 위해 산업용 사물 인터넷 센서 모듈을 Screen Printer와 Chip Mounter장비 내부에 도킹하기로 하였다.

본 연구에서 대상으로 하는 표면 실장 기술 공정은 [그림 3.5]와 같이 공정을 구성하는 설비들이 독립적으로 관리되고 있으며, 장비들의 네트워크 통신이나 공정 정보 데이터가 공유 되고 있지 않다. 앞서 언급한 것처럼 공정 정보 데이터 들은 ERP, MES, PLM과 같은 회사의 비즈니스 솔루션에 연동되

어 있지 않고 장비 내부에 설치된 컴퓨터의 하드디스크에 수집이 되고 있다. 생산 정보 및 이슈에 대한 관리는 최종 생산 이후 관리자에 의해 수기로 회사 비즈니스 솔루션에 입력되는 방식으로 운영되고 있다. 또한 회사 보안 규정상 네트워크 통신에 대한 폐쇄적인 운영 방법에 의해 장비 및 설비들의 통신은 모두 막아놓은 상태이다.





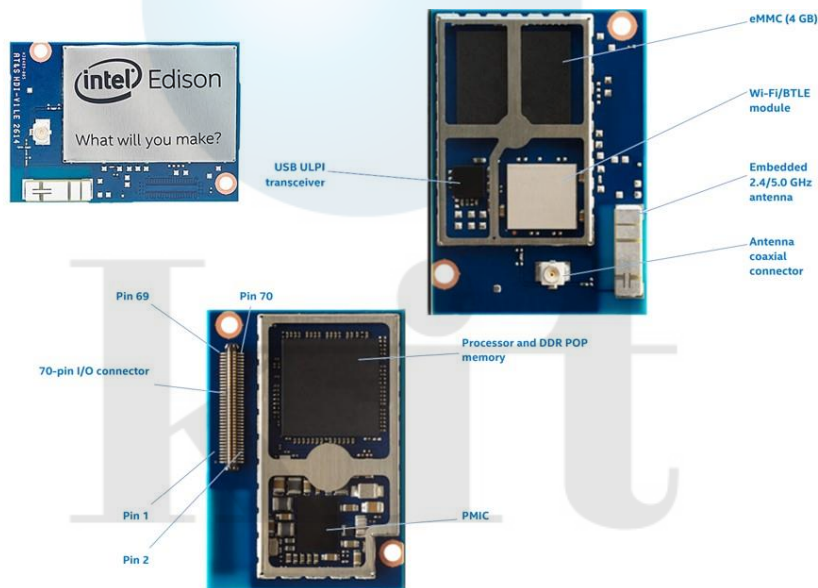
[그림 3.5] 네트워크 통신 환경이 구축되어 있지 않은 기존의 표면 실장 기술 공정

3.2 산업용 사물 인터넷의 탑재

3.2.1 산업용 사물 인터넷의 구성 및 설계 방안

본 연구에서는 네트워크 공유 환경을 구축하기 위한 방법으로 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 도입하여 장비 및 설비들의 네트워크 통신 환경을 구축하고, 무선 액세스 포인트를 설치하여 회사 내부 네트워크 망을 사용 하지 않고, 폐쇄적이지만 표면 실장 기술 공정을 구성하는 장비 및 설비와 사물 인터넷 플랫폼이 통신 할 수 있도록 네트워크 통신 환경을 구축하였다.

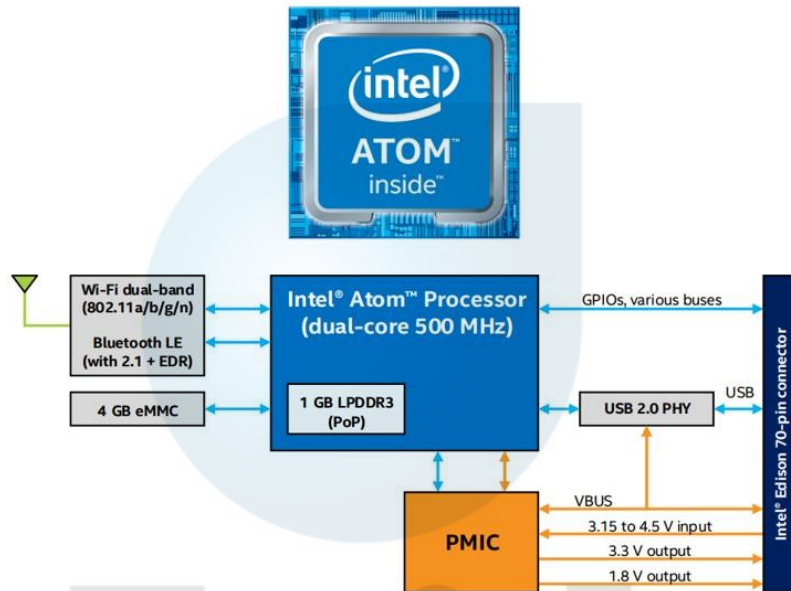
본 연구에서 채택한 산업용 사물 인터넷 플랫폼은 [그림 3.6]에 나타난 것과 같이 Intel사의 Edison이라는 사물 인터넷 플랫폼이다[37,38].



[그림 3.6] Intel Edison 사물 인터넷 모듈

WiFi 및 Bluetooth 연결을 지원하고, [그림 3.7]에서 보는 것과 같이 Intel Atom 프로세서 22nm 시스템 온 칩 CPU(Central Processing Unit)를 사용한다. 시스템 온 칩은 500MHz에서 작동하는 이중 IA-32 코어가 포함되어 있다. 이 아키텍처에는 두개의 CPU 코어 사이에 1MB 캐시가 공유되는 2 와이

드 명령어 디코드 및 실행 코드가 포함된다. 또한 인텔 SIMD(Single Instruction Multiple Data)라는 병렬 프로세서를 지원한다. Intel Edison은 스마트폰 또는 모바일 기기와 같은 소형 디바이스를 위해 개발된 사물 인터넷 모듈이다.



[그림 3.7] Intel Atom 프로세서

Intel Edison 사물 인터넷 모듈의 자세한 명세는 [표 3.1]에 나와 있다.

[표 3.1] Intel Edison 사물 인터넷의 명세

Major Edison Components	
SoC(System-on-a-chip)	22nm Intel Atom Processor(Dual-Core)
RAM	1GB LPDDR3 POP memory(2 channel 32bit)
Internal Storage	4GB eMMC(v4.51spec)
Wireless	Broadcom Dual-band(2.4 and 5GHz) IEEE 802.11a/b/g/n Onboard antenna
Bluetooth	Bluetooth 4.0 + 2.1 EDR
Power	
Input	3.15 to 4.5V
Output	100ma @3.3V and 100ma @ 1.8V
Power	Standby: 13Mw Standby(Bluetooth 4.0): 21.5mW Standby(Wi-Fi): 35mW
Firmware + Software	
CPU OS	Yocto Linux v1.6
Development Environments	Arduino IDE Eclipse supporting: C, C++, Python Intel XDK supporting: Node.JS and HTML5
MCU OS	RTOS
Development Environments	MCU SDK and IDE

3.2.2 무선 액세스 포인트를 활용한 네트워크 통신 환경 구축

이와 더불어 무선 액세스 포인트 환경을 구축하기 위해 사용한 장비는 [그림 3.8]에 나와 있는 CISCO사의 AIR-AP1852I-K-K9 장비이다. IEEE 802.11ac Wave2 표준을 지원하고 3 Spatial Stream을 지원하는 4x4 다중 입력 다중 출력을 지원한다. 주파수 대역은 2.4GHz와 5GHz를 지원하고, 1.7Gbps 데이터 속도를 제공한다. 모바일 기기의 성능 및 범위를, 배터리 수명을 늘려주는 기술인 Transmit Beamforming 기술이 적용되어 있다.



[그림 3.8] CISCO AIR-AP1852I-K-K9 무선 액세스 포인트

3.2.3 산업용 사물 인터넷 센서 모듈

또한, 표면 실장 기술 공정의 Screen Printer와 Chip Mounter 장비에 도킹 될 산업용 사물 인터넷 센서 모듈에 대해서 [표 3.2], [표 3.3]와 같이 정리하였다.

[표 3.2] 산업용 사물 인터넷 자이로스코프 및 가속도계 센서 모듈

Product	Sensor Type	Operating Temperature	Output Type	Measurable Axis	Power Supply / Consumption	Sensitivity	Feature
ADXRS453BRGZ 	Gyroscopes	-40~105°C	Digital / SPI	1-axis / Z	3 to 5V / 6mA	80 LSB/deg/s	300 deg/s
Eval-ADXL355Z 							
Eval-ADXL1001Z 	Accelerometer	-40~120°C	Digital / SPI	3-axis MEMS	2.25 to 3.6V / 200uA	400, 200, 100mV/g	-
	Accelerometer	-40~125°C	Digital	2-axis (YX,ZX)	3.3 to 5.25V / Max 1.15Ma (Standby 225Ua)	20mV/g	-

[표 3.3] 산업용 사물 인터넷 온도 및 습도 센서 모듈

Product	Sensor Type	Operating Temperature	Measurable Temperature	Measurable Humidity	Power Supply / Consumption
TEMP2CAN(S-SHT-CA) (rovitek)	Temperature Humidity Sensor	0~70°C	0.0~123.8°C (±0.01°C)	0~100% (±0.03%)	5V / 60mA
					
CHS-MSS (TDK)	Industrial Humidity Sensors	-	0~50°C	5~95% (±3%)	5V / 500uA
					
T9602-5-A (Amphenol)	Industrial Humidity Sensor	-20~70°C	Analog	20~80% (±2%)	5V / 750mA
					

3.2.4 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정

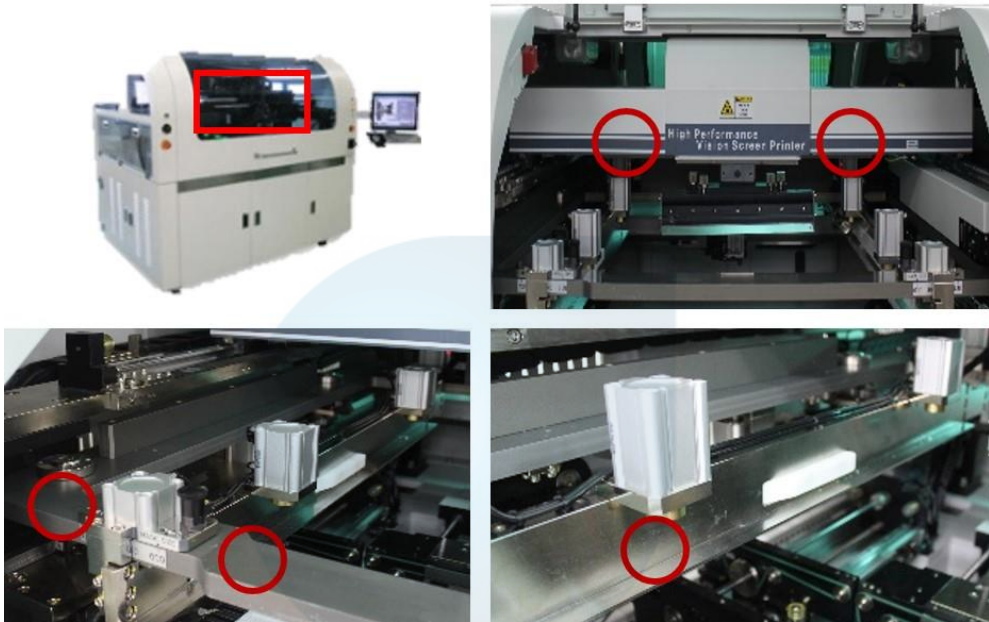
표면 실장 기술 공정을 구성하는 장비 및 설비인 PCB Loader, Screen Printer, Solder Paste Inspector, Chip Moulder, Reflow Oven에 사물 인터넷 플랫폼인 Intel Edison을 [그림 3.9]와 같이 USB Serial 방식으로 연결한다.



[그림 3.9] USB Serial 방식으로 연결된 사물 인터넷 플랫폼

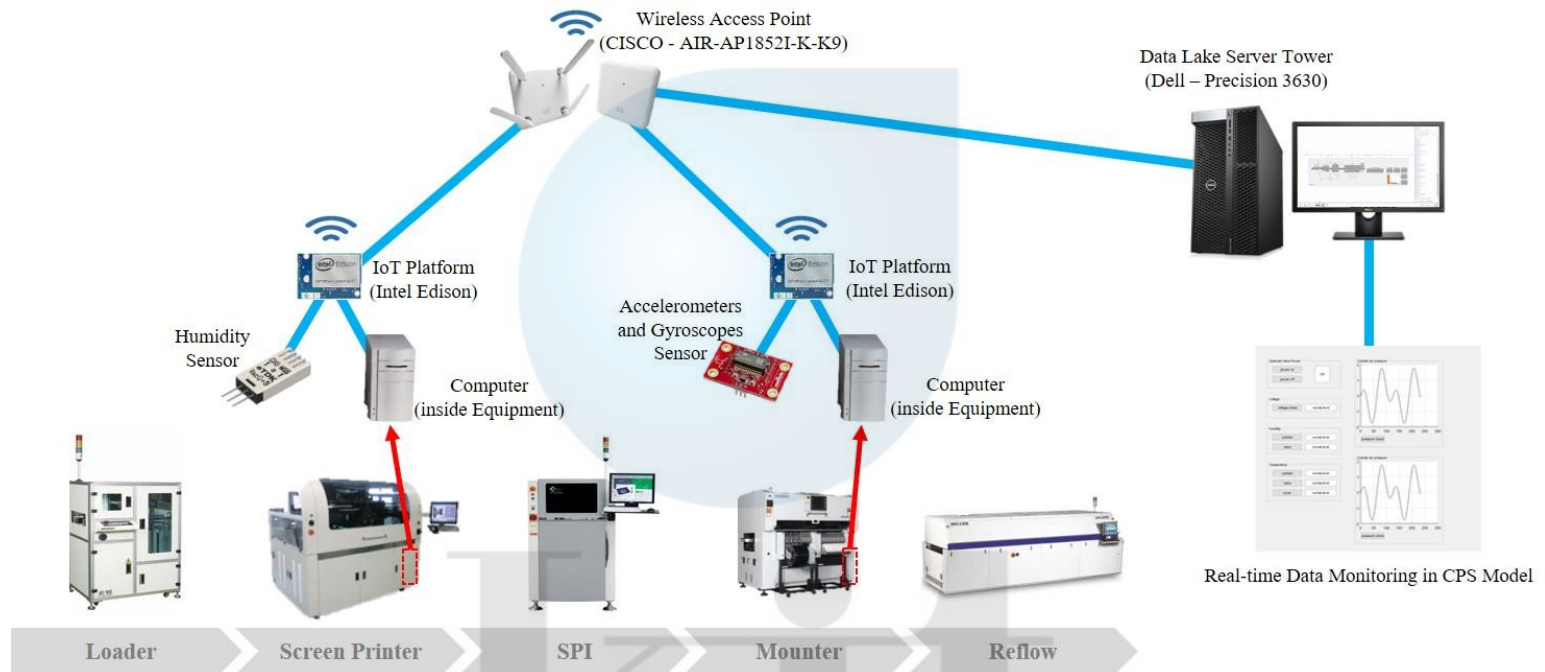
장비 내부에 탑재된 컴퓨터에는 공정 정보 및 생산과 관련된 데이터 로그 파일들이 하드디스크에 저장되는데 이러한 공정 데이터들을 수집하기 위해 유선으로 사물 인터넷 플랫폼 Intel Edison이 연결된다. 또한, 장비 및 설비에

도킹 될 산업용 사물 인터넷 센서 모듈의 부착 위치를 [그림 3.10]과 같이 선정하였다.



[그림 3.10] 산업용 사물 인터넷 센서 모듈이 부착 될 위치 선정

앞서 언급한 Intel사의 Edison 사물 인터넷 플랫폼과 CISCO사의 무선 액세스 포인트 그리고 각종 산업용 사물 인터넷 센서 모듈들로 구성된 표면 실장 기술 공정의 네트워크 통신 환경 구축을 위해 설계한 산업용 사물 인터넷 시스템 아키텍처는 [그림 3.11]와 같다.



[그림 3.11] 표면 실장 기술 공정을 위한 산업용 사물 인터넷 시스템 아키텍처

제 4 장 실시간 모니터링과 공정 데이터 조회를 위한 가상 물리 시스템 설계 및 구현

4.1 실시간 모니터링과 공정 데이터 조회를 위한 가상 물리 시스템 설계 알고리즘

본 연구에서는 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정을 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼을 구축하기 위해 실시간 모니터링 및 공정 데이터 이력 조회를 위한 가상 물리 시스템을 개발한다. 가상의 환경에서 구축된 가상 물리 시스템은 표면 실장 기술 공정을 테스트하여 스마트팩토리를 구축 하기 전 필요한 기술 및 시스템의 구성에 대한 시뮬레이션을 통한 사전 검증이 가능 하기에 도입 이후의 공정의 안정성을 확보 할 수 있다.

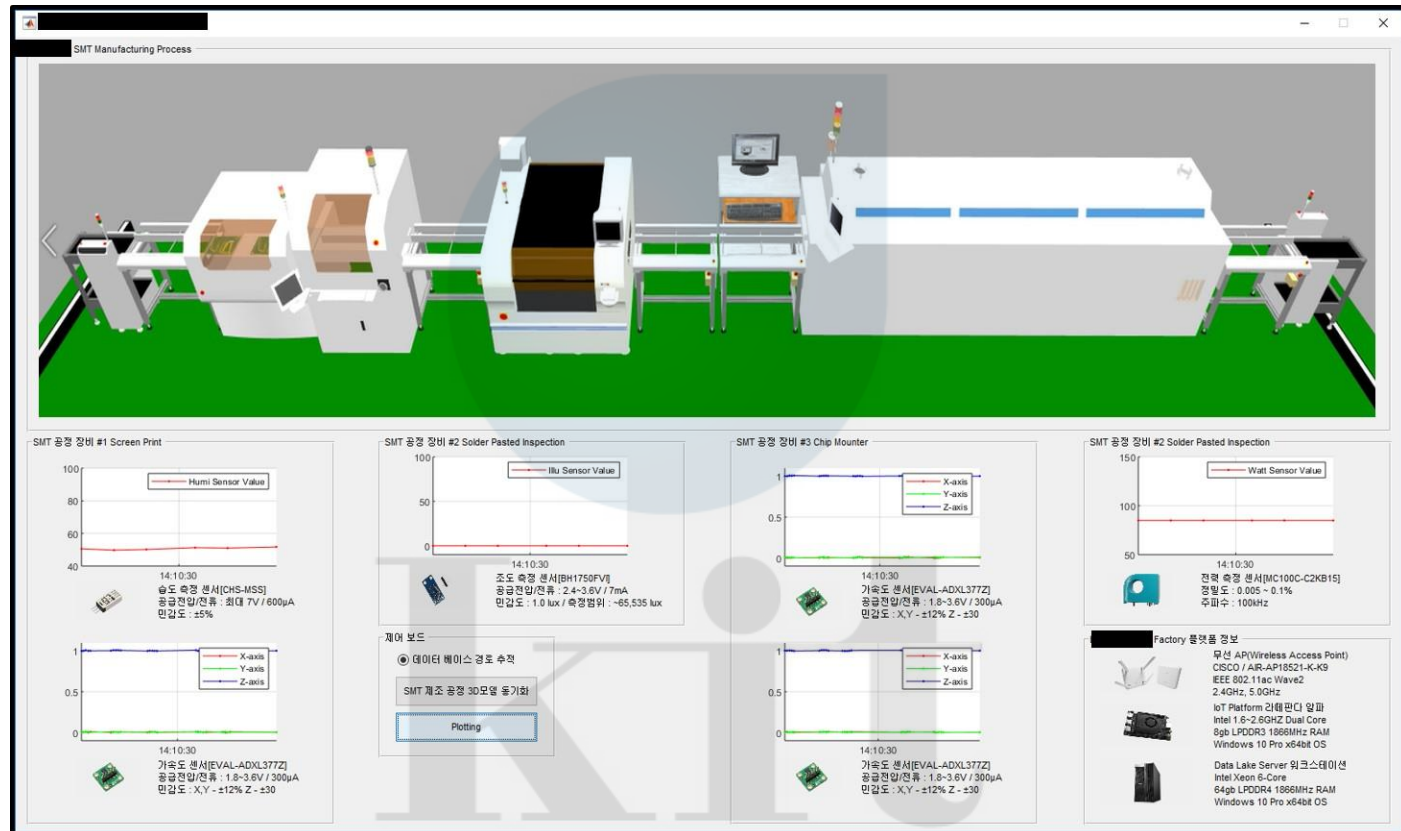
산업용 사물 인터넷 플랫폼과 무선 액세스 포인트를 활용하여 기존 폐쇄된 환경을 네트워크 통신이 가능 하게끔 고도화 하였고, 이를 기반으로 공정 데이터와 산업용 사물 인터넷 센서 모듈 데이터를 수집하여 실시간으로 모니터링 하기 위한 가상 물리 시스템을 설계 한다. 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템은 [표 4.1]와 같은 알고리즘을 기반으로 수행된다.

[표 4.1] 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템 알고리즘

	Algorithm for real-time monitoring cyber physical system
1:	$I \leftarrow$ IoT Platform
2:	$E \leftarrow$ Computer inside the Equipment
3:	$M \leftarrow$ IoT Sensors module
4:	$W \leftarrow$ Wireless access point
5:	$C \leftarrow$ Cyber physical system
6:	<i>for</i> $1 \leq t \leq T$
7:	<i>while</i> true <i>do</i>
8:	TunePower(I)
9:	TakeSystemNetwork(E, M)
10:	AccessWirelessAccessPoint(W)
11:	$s \leftarrow$ getcommunicationSignal()
12:	<i>if</i> $s = !0$
13:	Take a process data(Pd)
14:	Take a sensor data(Sd)
15:	Data transfer via wireless access point(Pd, Sd)
16:	$C_t \leftarrow$ getdataRealtime()
17:	TakeRealTimeData(Pd, Sd)
18:	RealTimeDataPlotting(Pd, Sd)
19:	<i>end if</i>
20:	<i>end while</i>
21:	<i>end for</i>

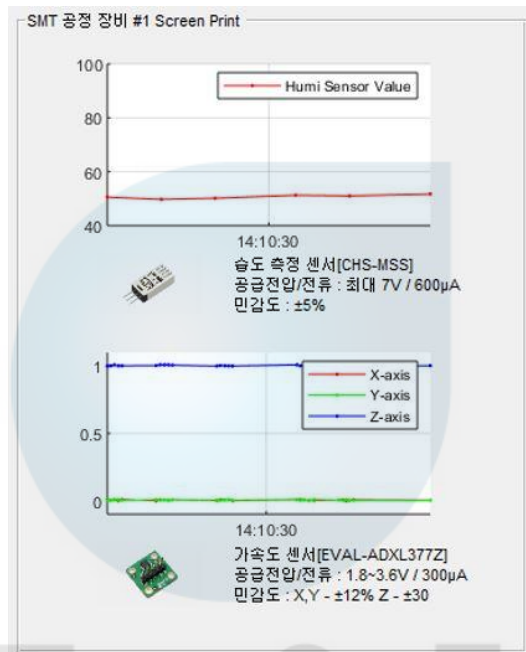
4.1.1 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템 구현

앞서 설계된 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템을 위한 알고리즘은 [그림 4.1]과 같이 구현된다. 실제 공정을 3차원 모델로 설계하여 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에 탑재 하였다. 해당 3차원 모델은 장비 내부에 탑재된 컴퓨터의 생산과 관련된 정보 들 중 제품이 설비에 투입된 시간과 작업 시간, 사이클 타임을 토대로 실시간으로 맵핑 된 모델이며, 실제 공정에서 생산이 이루어 지면 실시간으로 연동되어 가상 물리 시스템에서 생산되는 모습이 가시적으로 확인 된다. 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템의 하단부 패널에는 표면 실장 기술 공정을 구성하는 장비와 설비인 Screen Printer, Solder Paste Inspector, Chip Mounter, Reflow Oven에 각각 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 데이터가 실시간으로 모니터링 되게끔 플롯팅 되는 패널 이다.



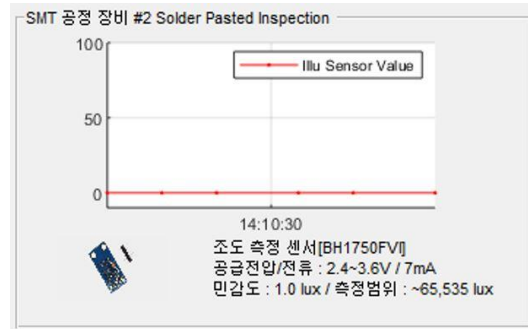
[그림 4.1] 표면 실장 기술 공정의 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템의 구현

표면 실장 기술 공정을 구성하는 장비 및 설비 중 Screen Printer는 장비 내부의 습도를 측정하는 습도 센서와 진동을 측정하기 위한 가속도계 센서가 부착되어 [그림 4.2]과 같이 실시간으로 센서 데이터가 모니터링 된다.



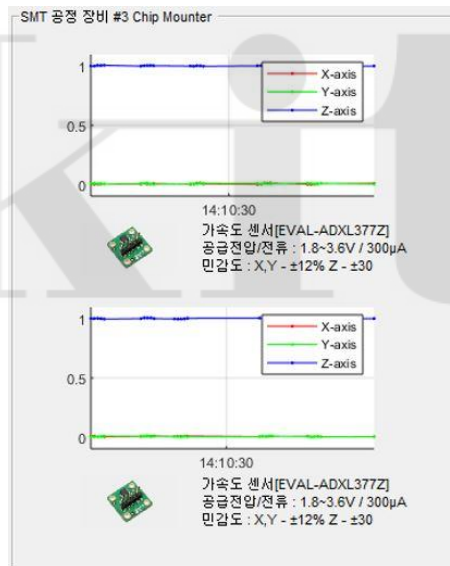
[그림 4.2] 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Screen Printer에 부착된 습도, 가속도계 센서 데이터 모니터링 패널

Solder Paste Inspection 장비는 광학 검사 장비로서 생산이 이루어 지는 동안은 장비의 개폐부가 항상 닫혀 있어야 하며, 주변 환경의 빛이 새어 들어 가서는 안된다. 따라서 조도를 측정하여 항상 암흑 상태로 유지 되는 지를 확인 하여야 하기 때문에 조도 센서를 부착하였다. [그림 4.3]과 같이 조도 측정 센서로부터 수집되는 데이터를 실시간으로 모니터링 하기 위한 패널이 구성되어 있다.



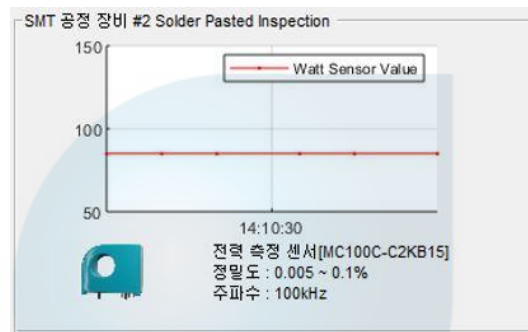
[그림 4.3] 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Solder Paste Inspection 장비에 부착된 조도 센서 데이터 모니터링 패널

Chip Mounter 장비의 경우 2개의 동일 설비가 공정을 구성하고 있다. 전자 회로 기판에 Chip을 실장 하기 위해 [그림 3.3]과 [그림 3.4]에서처럼 장비 내부에는 로봇이 부품을 실장 하기 때문에 진동으로 인한 부품의 뒤틀림이나 누락 등이 발생한다. 따라서 두대의 장비 각각 3축 가속도계를 설치하여 장비의 진동을 측정하였고 각 축에 대한 가속도값을 모니터링 하기 위한 패널이 [그림 4.4]와 구성되어 실시간으로 플롯팅 된다.



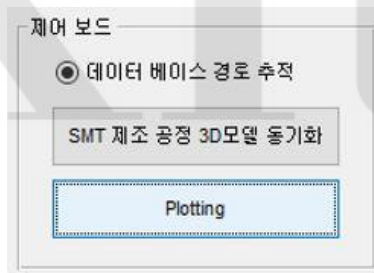
[그림 4.4] 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Chip Mounter 장비에 부착된 가속도계 센서 데이터 모니터링 패널

Reflow Oven의 경우 장비 내부가 고온으로 운영되기 때문에 전력 소비가 크다. 안정적인 전력 공급이 관건인 해당 장비를 위해서 전력을 측정하여 실시간으로 모니터링 하기 위해 전력 측정 센서를 부착하였고, [그림 4.5]와 같이 산업용 사물 인터넷 전력 센서 모듈로부터 측정된 소비 전력 값을 실시간으로 모니터링 하기 위한 패넌을 구성하였다.



[그림 4.5] 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템에서 Reflow Oven 장비에 부착된 전력 측정 센서 데이터 모니터링 패넌

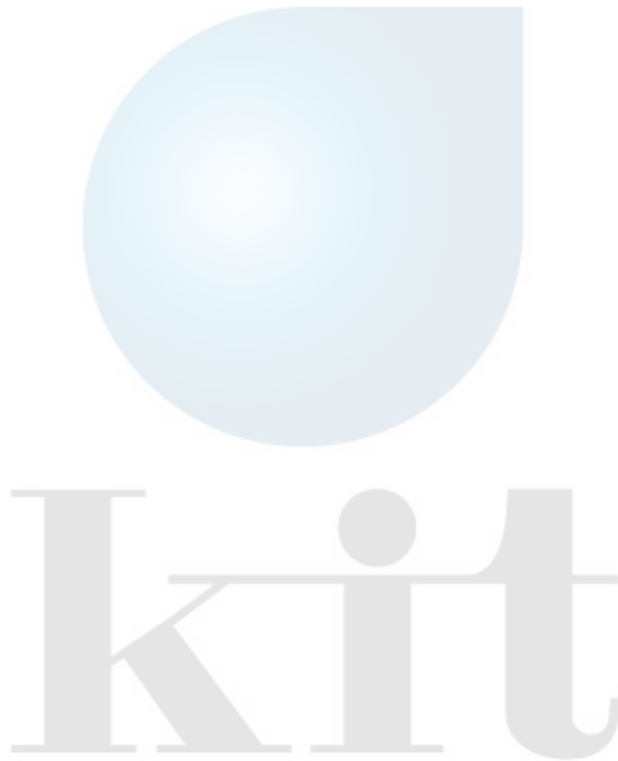
[그림 4.6]에 나와 있는 제어 보드의 버튼으로 표면 실장 기술 공정 3차원 모델을 동기화 할 수 있으며, 표면 실장 기술 공정을 구성하는 장비와 설비에 부착된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 데이터를 플롯팅 하는 버튼 또한 하단부에 같이 구성되어 있다.

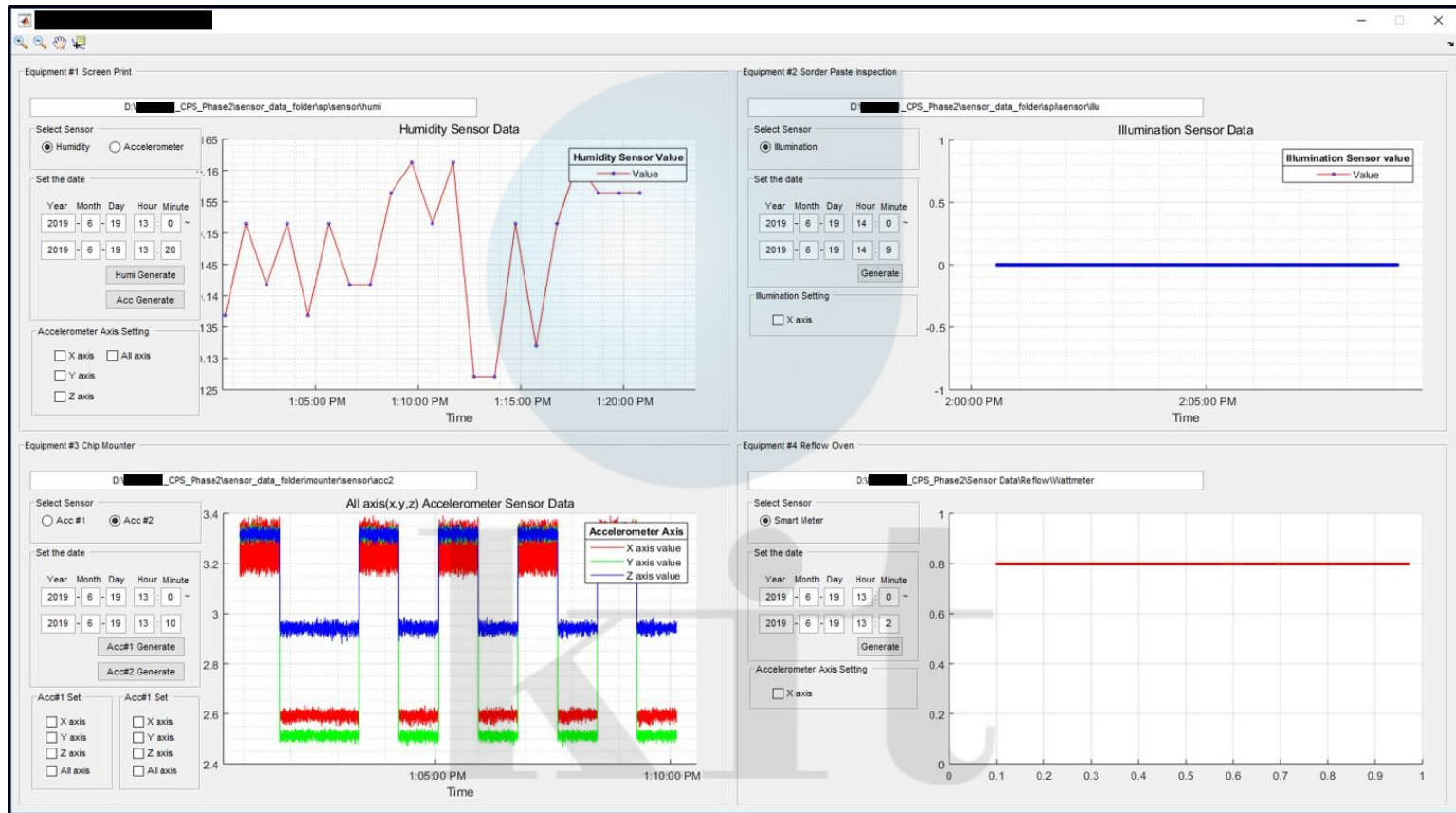


[그림 4.6] 표면 실장 기술 공정 3D 모델 동기화와 실시간 모니터링을 위한 플롯팅 버튼으로 구성된 제어보드 패넌

4.1.2 공정 데이터 조회를 위한 가상 물리 시스템 구현

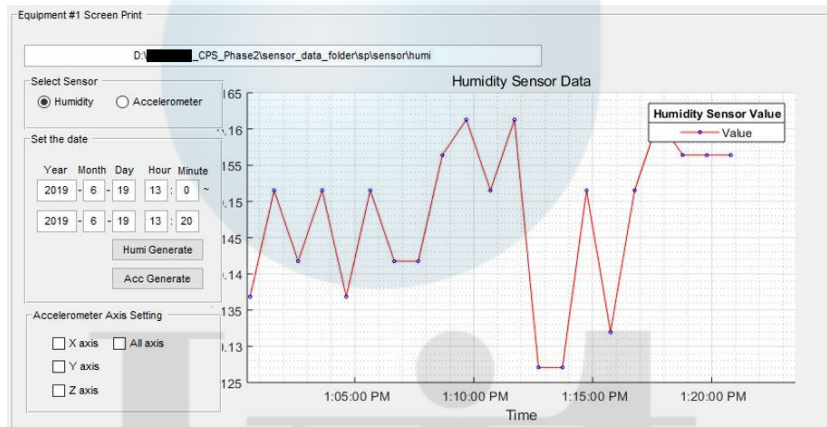
본 연구에서는 표면 실장 기술 공정의 실시간 모니터링을 위한 가상 물리 시스템과 더불어 과거 데이터를 조회 하기 위한 가상 물리시스템을 [그림 4.7]과 같이 구현 하였다.





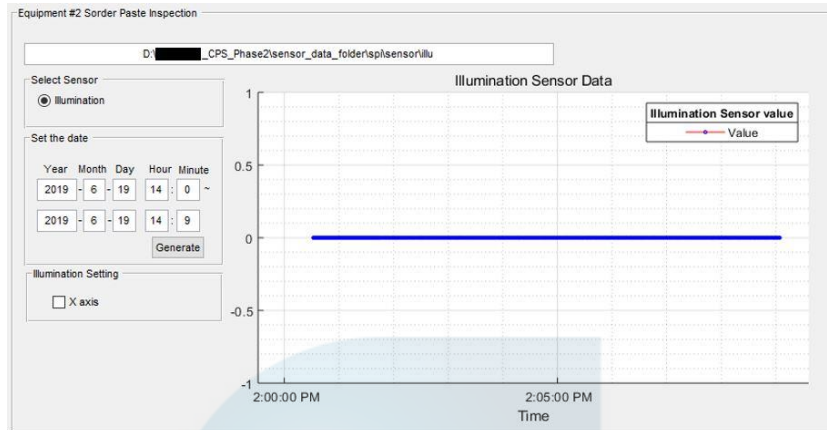
[그림 4.7] 표면 실장 기술 공정의 공정 데이터 이력 조회를 위한 가상 물리 시스템의 구현

Screen Printer 장비에는 습도 센서와 가속도계 센서가 부착되어 있다. [그림 4.8]과 같이 Screen Printer 장비를 위한 공정 데이터 이력 조회 패널에는 공정 데이터가 저장된 폴더 경로를 추적하는 모니터가 위치해 있으며, 좌측에서 습도 센서나 가속도계 센서를 선택하게 되면, 해당 센서의 데이터가 저장된 경로를 추적하게 된다. 다음으로 조회 하고자 하는 날짜를 년도, 월, 일 순으로 입력하고 조회 하고자 하는 시간의 시, 분을 입력한 뒤 각각의 센서 데이터를 플롯팅 하는 버튼을 누르면 우측의 모니터에 산업용 사물 인터넷 센서 모듈의 공정 데이터가 모니터링 된다. 가속도계의 경우 3축 가속도계 센서를 사용 하였기 때문에 각각의 축에 대한 데이터를 독립적으로 조회 할 수도, 모두 조회 할 수도 있게끔 구현하였다.



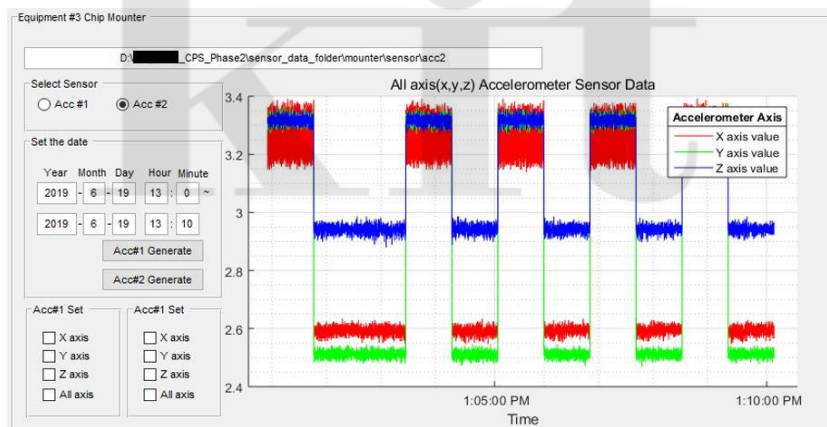
[그림 4.8] Screen Printer에 부착된 습도, 가속도계 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널

Solder Paste Inspection 장비 또한 마찬가지로 그 구성이 유사하다. 조도 센서가 부착된 Solder Paste Inspection 장비는 [그림 4.9]와 같은 패널로 구성되어 있다. 조도 센서를 선택하면 산업용 사물 인터넷 조도 센서 모듈로 부터 수집된 조도 값이 저장된 경로를 추적하게 되고, 조회 하고자 하는 날짜를 입력한 뒤 데이터를 조회하기 위한 버튼을 누르게 되면 우측 모니터에 입력한 날짜에 해당하는 조도 센서 데이터가 출력되게 된다.



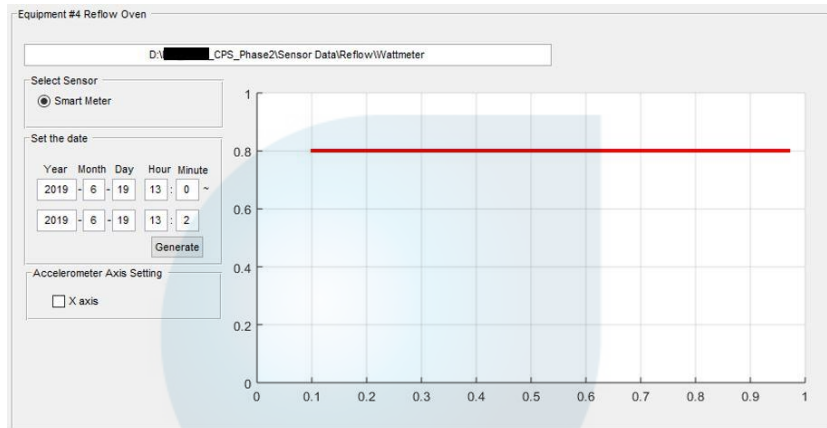
[그림 4.9] Solder Paste Inspection 장비에 부착된 조도 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널

Chip Mounter 장비는 동일한 장비 2대로 구성되어 있으며 각각 가속도계 센서가 하나씩, 총 2개가 부착되어 있다. 따라서 [그림 4.10]과 같이 구성된 패널에서 해당 가속도계 센서를 선택하게 되면 해당 가속도계 센서 공정 데이터가 수집되는 폴더 경로를 추적하게 된다. 마찬가지로 조회 하고자 하는 날짜를 입력한 뒤 해당 가속도계 버튼을 누르게 되면 우측 모니터에 조회한 가속도계 센서 공정 데이터가 출력된다.



[그림 4.10] Chip Mounter 장비에 부착된 가속도계 센서 데이터 이력 조회를 위한 패널

Reflow Oven도 역시 마찬가지로 그 구성이 유사하다. 전력 측정 센서를 선택하게 되면 Reflow Oven 장비에서 소비하는 전력을 측정하여 데이터 베이스에 저장한 센서 값들이 있고, 해당 경로를 추적한다. 조회 하고자 하는 날짜를 입력하여 우측 모니터에서 전력 데이터를 확인하는 방식이다.

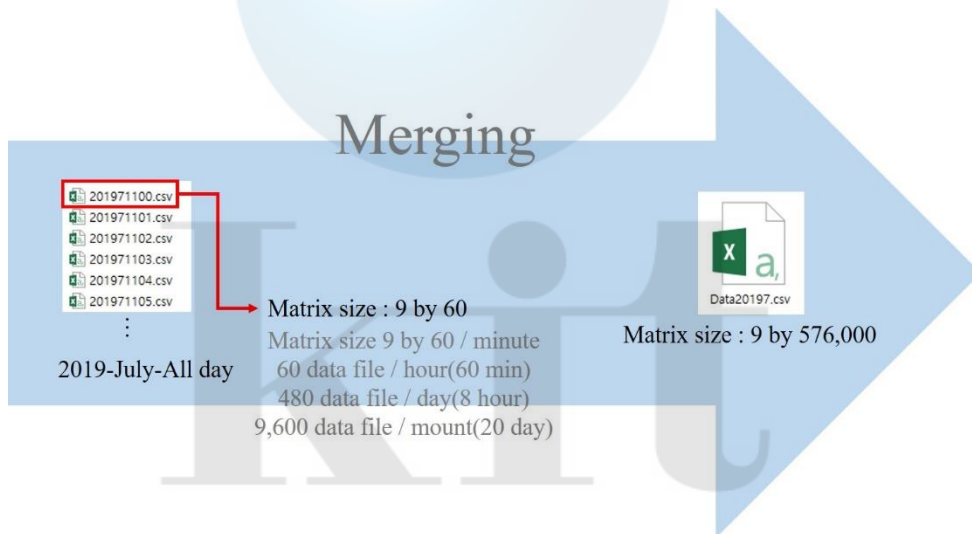


[그림 4.11] Reflow Oven 장비에 부착된 전력 측정 센서 데이터
이력 조회를 위한 패널

제 5 장 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼 설계 및 구현

5.1 공정 및 센서 데이터의 관리 및 전처리

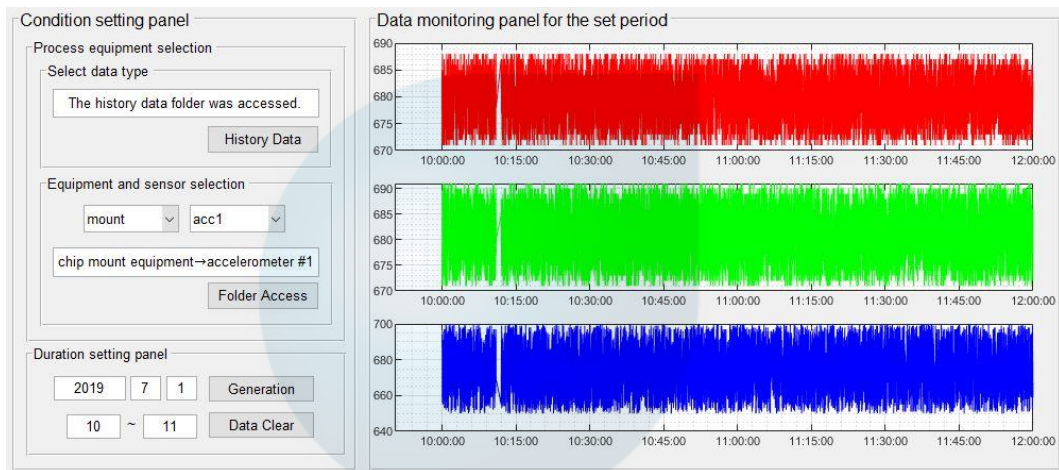
장비 내부에 저장되는 공정 데이터와 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집되는 센서 데이터를 위한 데이터 베이스 시스템이 구축되면, 실시간으로 수집된 데이터를 활용하여 기계학습 및 인공지능 알고리즘을 기반으로 분석하기 위해 필요한 데이터를 조회 및 분석하고자 하는 기간 동안 병합하고 가공하는 전처리 단계를 거쳐야 한다. [그림 5.1]과 같은 절차를 통해 분석을 위한 데이터는 전처리 프로세스를 거친다.



[그림 5.1] 공정 및 센서 데이터의 전처리 프로세스

표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈들은 초당 1회 센서 값을 측정하여 1분동안 수집한 값들을 .csv 형태의 파일로 저장한다. 따라서 1분에 1개의 파일이 생성된다는 뜻이다. 예를 들어 2019년 7월 한달의 공정 가동일 20일을 기준으로 하루 8시간 가동한다고 하였을 때, 산업용 사물 인터넷 센서 모듈 하나당 센서 값을 수집하여 생성하는 파일의 개수는

9,600개이다. 9,600개의 파일을 분석 및 해석하기 위해서는 독립적으로 열람하는 것 보다 하나의 파일로 병합된 형태로 데이터를 구조화 하는 것이 훨씬 빠른 연산을 가능하게 한다. 따라서 본 연구에서는 앞서 설명한 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 공정 데이터를 병합하는 기능을 [그림 5.2]와 같이 구성된 패널에서 수행한다.



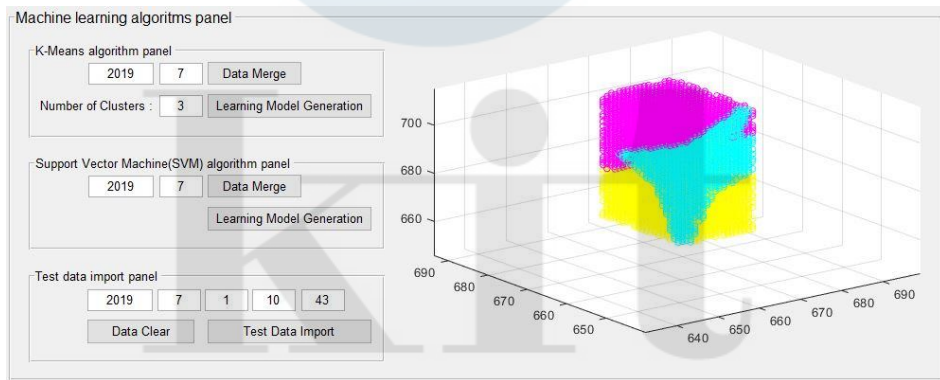
[그림 5.2] 공정 및 센서 데이터의 병합과
병합한 데이터를 조회하기 위한 모니터로 구성된 패널

패널의 좌측에는 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 저장된 데이터들이 저장되어 있는 데이터 베이스에 접근하는 기능을 하는 추적 기능 패널과 함께, 각각의 장비와 센서를 선택하여 해당되는 폴더에 접근 할 수 있는 기능이 탑재된 팝업 메뉴로 구성한 패널, 병합하고자 하는 기간을 입력하는 패널로 구성되어 있다. 패널의 우측에는 병합한 파일 전체를 한꺼번에 모니터링 할 수 있는 모니터로 구성되어 있다.

5.2 기계학습 알고리즘이 적용된 스마트팩토리 플랫폼

5.2.1 K-Means Clustering 알고리즘이 적용된 생산 제품 군집 및 추적을 위한 스마트팩토리 플랫폼

본 연구에서는 A기업의 표면 실장 기술 공정에서 생산되는 전자 회로 기판 제품 군을 주어진 데이터를 기반으로 자율 학습하여 데이터에 레이블을 달아주는 알고리즘을 수행하여, 임의의 제품들에 대해 산업용 사물 인터넷 센서 모듈 데이터를 기반으로 어느 제품 군에 속하는지를 판별하는 플랫폼을 구현하였다. 제품 종류 및 모델에 대한 정보가 없는 상태에서 어떤 제품 군에 속하는 지를 추적 할 수 있으며, 생산되는 제품별로 공정에서 발생하는 산업용 사물 인터넷 센서 모듈 데이터의 값들이 서로 다르다는 점에서 K-Means Clustering 알고리즘이 동작 하여 제품의 군집을 만들어 제품을 구분 짓는다. [그림 5.3]는 K-Means Clustering 알고리즘이 적용된 생산 제품 군집 및 추적을 위한 스마트팩토리 플랫폼에 포함된 패넬이다.



[그림 5.3] K-Means Clustering 알고리즘이 적용된
생산 제품 군집 및 추적을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패넬

생산 제품 군집 및 추적을 위한 K-means Clustering 알고리즘은 다음과 같은 실행 과정을 통해 생산 제품의 군집을 만든다.

i 번째 군집의 중심을 μ_i , 군집에 속하는 점의 집합을 S_i 라고 할 때, 군집에 속하는 점의 집합 S_i 는 표면 실장 기술 공정 장비에 부착된 산업용 사물 인터

넷 센서로부터 수집한 데이터들 중 가속도계 센서를 예로 들면, x축, y축, z축의 값이 되며 집합의 크기는 수집한 데이터의 기간에 따라 달라진다. 전체 분산은 식 (5.1)와 같이 계산된다.

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad \text{식 (5.1)}$$

V 를 최소화하는 S_i 을 찾는 것이 알고리즘의 목표이다. 초기의 μ_i 를 설정하는 것으로 시작하는 알고리즘은 이후 군집을 설정하는 단계와 무게중심을 구하는 단계를 반복한다. 군집을 설정하는 단계에서는 수식 (5.2)를 사용하여 각 데이터로부터 군집들의 μ_i 까지의 유클리드 거리를 계산하고, 데이터에서 가장 가까운 군집을 찾아 해당 군집에 배당한다.

$$S_i^{(t)} = \left\{ x_p : |x_p - \mu_i^{(t)}|^2 \leq |x_p - \mu_j^{(t)}|^2 \quad \forall j, 1 \leq j \leq k \right\} \quad \text{식 (5.2)}$$

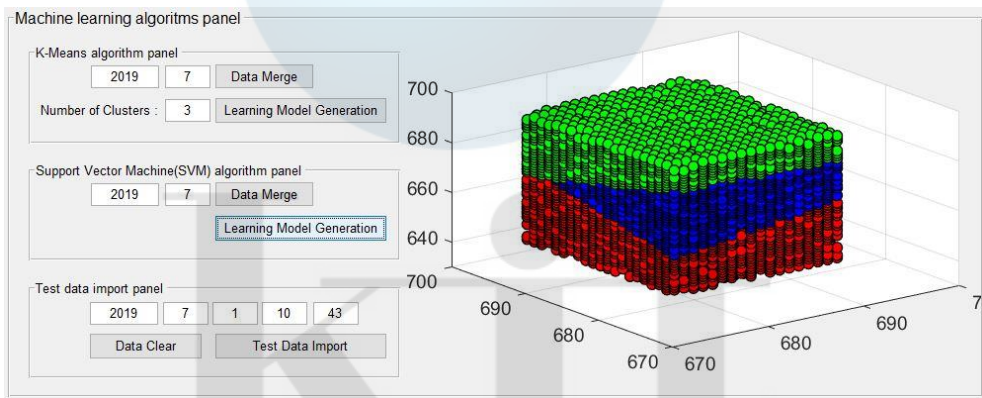
이후, 군집의 중심을 재조정 하기 위해 식 (5.3)를 통해 μ_i 를 각 군집에 있는 데이터들의 무게중심 값으로 재설정 해준다.

$$\mu_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i} x_j \quad \text{식 (5.3)}$$

반복을 중지하는 조건은 군집이 변하지 않고 같은 군집에 속하는 수렴의 형태를 보이면 중지한다. 정리하면, 처음 데이터의 점들을 k 개 집합으로 나눈다. 그 다음 집합의 무게 중심 값을 구한다. 그 다음, 각각의 점들을 방금 구한 무게 중심 값 가운데 제일 가까운 것에 연결해 새로운 집합으로 나눌 수 있다. 이 작업을 반복하게 되면 점들이 소속된 군집을 바꾸지 않거나, 무게중심이 변하지 않는 상태로 같은 군집에 수렴될 수 있다.

5.2.2 Support Vector Machine(SVM)알고리즘이 적용된 생산 제품 분류를 위한 스마트팩토리 플랫폼

앞서 설명한 K-Means Clustering 알고리즘이 적용된 생산 제품 군집 및 추적을 위한 스마트팩토리 플랫폼과는 다르게 Support Vector Machine(SVM) 알고리즘이 적용된 생산 제품 분류를 위한 스마트팩토리 플랫폼은 주어진 데이터들에 카테고리를 주고, 주어진 데이터 집합을 기반으로 새로운 데이터가 주어 졌을 때, 해당 카테고리들 중 어느 카테고리에 속하는 지를 판단하는 비 확률적인 분류 모델을 기반으로 한다. 데이터 집합의 패턴을 인식하여 자료를 분석하고 분류 모델을 형성한 뒤, 테스트 하고자 하는 데이터 집합을 입력하였을 때 해당 테스트 데이터가 어느 카테고리에 속하는 지를 알려주는 알고리즘이다. [그림 5.4]는 SVM 알고리즘이 적용된 생산 제품 분류를 위한 스마트팩토리 플랫폼에 포함된 패넬이다.



[그림 5.4] Support Vector Machine(SVM) 알고리즘이 적용된 생산 제품 분류를 위한 스마트팩토리 플랫폼 패넬

생산 제품 분류를 위한 SVM 알고리즘은 다음과 같은 실행 과정을 통해 생산 제품을 분류 한다. 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 센서 값들은 N 개의 점으로 이루어진 학습용 데이터 집합 D 를 식 (5.4)과 같이 정의할 수 있다.

$$D = \{(x_i, y_i) | x_i \in R^p, y_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^n \quad \text{식 (5.4)}$$

각 x_i 는 p 차원의 실수 벡터이며, y_i 는 x_i 가 어느 분류 클래스에 속하는지를 나타내는 값으로 1 또는 -1의 값으로 나뉘어 가진다. 학습용 데이터 집합 D 이 y_i 값에 따라 분리 가능 할 때, 데이터 집합 D 를 분리하는 평면을 만들어 낼 수 있으며, 다음의 조건 식 (5.6)을 만족하는 점 X 의 집합으로 나타낼 수 있다.

$$w \cdot x - b = 0 \quad \text{식 (5.6)}$$

기호 $\cdot$ 은 내적을 계산하기 위한 연산자이며, w 은 평면의 법선 벡터 (Normal Vector)이다. 주어진 평면의 서포트 벡터 (X^+, X^-)는 다음과 같이 식 (5.7)과 식 (5.8)로 정의 된다.

$$X^+ : y_i = 1 \quad \text{식 (5.7)}$$

$$X^- : y_i = -1 \quad \text{식 (5.8)}$$

식 (5.7)는 $y_i = 1$ 의 데이터들 중에서 초평면과 가장 가까운 데이터를 의미 하며, 식 (5.8)는 $y_i = -1$ 의 데이터들 중에서 초평면과 가장 가까운 데이터를 의미한다. 주어진 초평면과 같은 법선 벡터를 가지면서 X^+ 을 지나는 초평면은 식 (5.9)로 나타낼 수 있고, 동일한 방식으로 X^- 을 지나는 초평면은 식 (5.10)과 같이 나타낸다.

$$w \cdot x - b = 1 \quad \text{식 (5.9)}$$

$$w \cdot x - b = -1 \quad \text{식 (5.10)}$$

각 서포트 벡터를 지나는 초평면 사이의 거리를 의미하는 마진은 기하학적으로 두 초평면 사이의 거리를 뜻하는데, 마진을 구하면 식 (5.11)와 같다. 해당 알고리즘은 마진을 최대로 만들어 두 카테고리를 분류하는 알고리즘이다.

$$\frac{2}{\|w\|} \quad \text{식 (5.11)}$$

그리고, 서포트 벡터를 지나는 초평면 사이에는 데이터가 존재하지 않아야 한다. 따라서 식 (5.12)과 식 (5.13)을 만족하여야 한다.

$$w \cdot x_i - b \geq 1 \quad \text{식 (5.12)}$$

$$w \cdot x_i - b \leq -1 \quad \text{식 (5.13)}$$

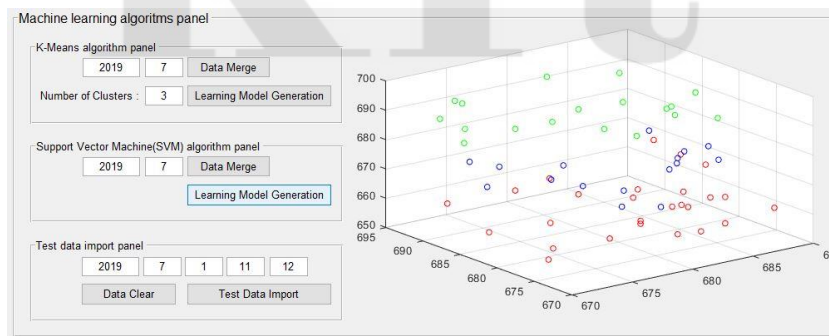
식 (5.12)과 식 (5.13)는 아래와 같이 식 (5.14)으로 표현 가능하다.

$$y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \forall 1 \leq i \leq n \quad \text{식 (5.14)}$$

본 연구에서 다루는 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 데이터 집합의 분류를 위해 SVM 알고리즘을 적용한 문제에서 초평면의 조건을 만족하면서 마진의 최대값을 구하는 최적화 문제로 표현하면 식 (5.15)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\arg \min_{(w,b)} \|w\|, \forall y_i(w \cdot x_i - b) \geq 1, \forall 1 \leq i \leq n \quad \text{수식 (5.15)}$$

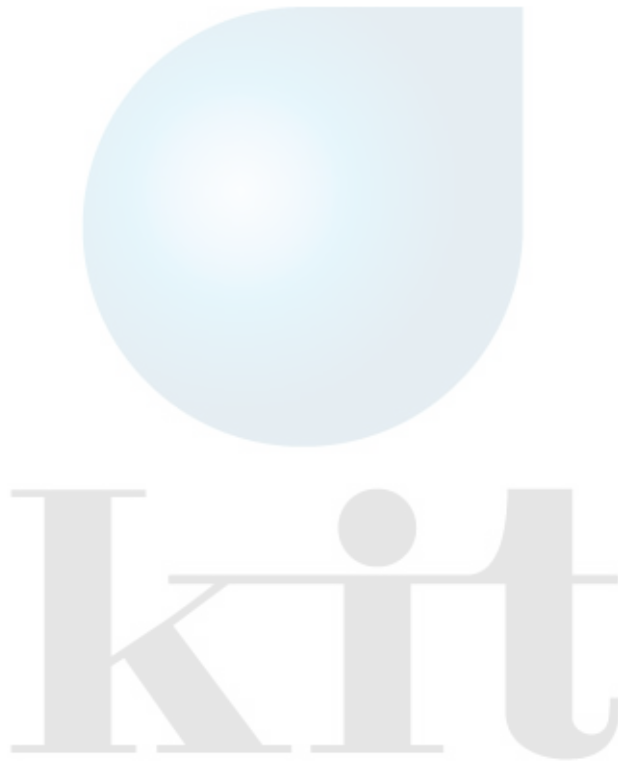
이와 같이 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 센서 데이터 점들이 두개의 클래스에 각각 속해 있다고 가정하면, [그림 5.5]와 같이 새로운 센서 데이터가 두 클래스 중 어느 클래스에 속하는 것을 목표로 알고리즘을 설계 하였다.



[그림 5.5] 테스트 데이터를 입력하였을 때
어느 클래스에 속하는지 판별 해주는 패널

데이터 점이 N 차원의 벡터로 주어지면, 이러한 데이터 집합을 $N - 1$ 차원의 평면으로 분류 할 수 있는지를 알아보는 것이 SVM 알고리즘의 핵심이다.

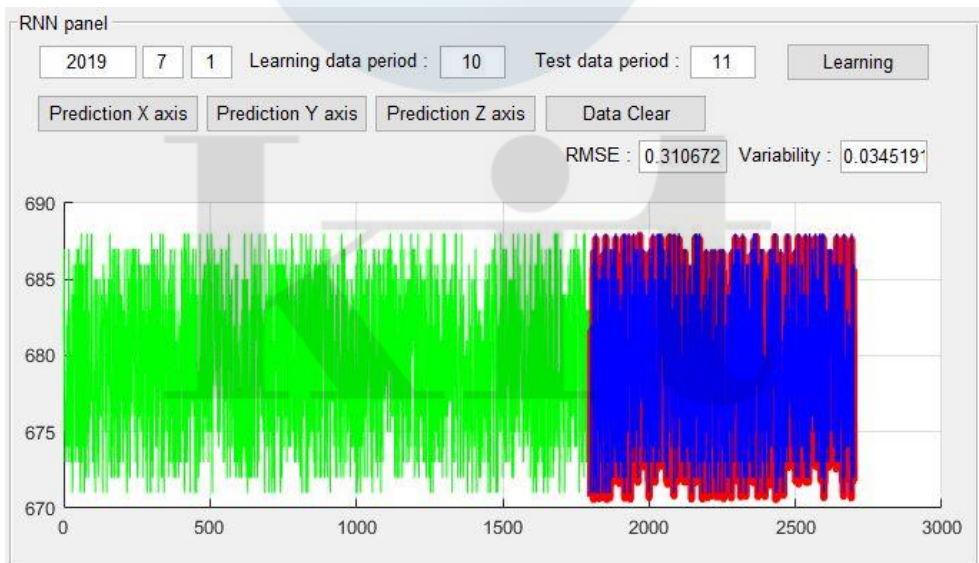
본 연구에서는 Chip Mounter에서 수집된 3축 가속도계의 x, y, z 축의 3차원 벡터로 데이터 집합 구조로 구성되어 있기 때문에 2차원의 면으로 데이터 집합을 분류 할 수 있다.



5.3 인공지능 알고리즘이 적용된 스마트팩토리 플랫폼

5.3.1 Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 스마트팩토리 플랫폼

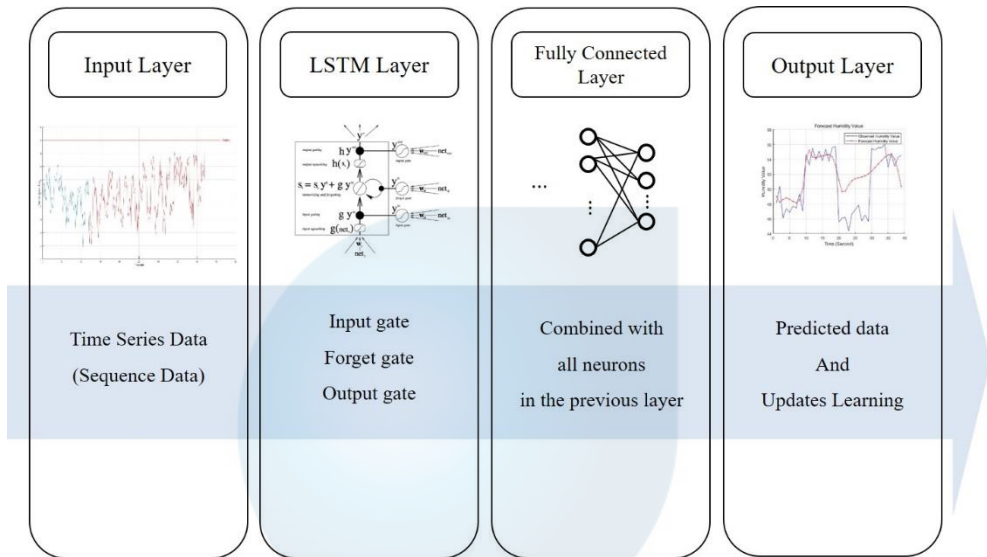
Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널에서는 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 센서 데이터 집합을 RNN 알고리즘을 기반으로 학습하여 예측 모델을 구성하고, 이를 기반으로 테스트 데이터 집합과 예측 모델을 통해 예측한 데이터 집합 간의 오차를 계산하여 예측의 정확도를 정량적으로 산출하는 예측 모델을 설계하였다. [그림 5.6]과 같이 구성된 RNN 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널에서는 예측 모델을 생성하기 위한 학습 기간을 입력하는 방식으로 예측 모델을 만들어 낸다.



[그림 5.6] Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널

RNN 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측을 위한 알고리즘은 [그

림 5.7]과 같은 프로세스를 통해 실행되며, 다음과 같은 실행 과정을 통해 진행 된다.



[그림 5.7] Recurrent Neural Network(RNN)알고리즘 프로세스

RNN 알고리즘은 게이트들을 거치며 시계열 데이터를 예측하는 모델을 생성한다. 첫 단계에서는 h_{t-1} 과 x_t 를 입력 받아 0과 1사이의 값을 C_{t-1} 에 보낸다. 이때 x_t 는 데이터 집합들 중 입력 값이며, h_t 는 RNN를 구성하는 노드 A 를 거쳐서 나온 값이다. A 를 순환하며 반복하는 네트워크가 이전 단계의 정보를 받아온다는 의미에서 h_{t-1} 를 사용한다. 첫 단계에서는 RNN를 구성하는 셀의 상태로부터 어떤 정보를 버릴 것인지를 결정하는데, 이 단계를 Forget Gate라고 한다. 이 단계에서는 앞서 설명 한 것처럼 h_{t-1} 과 x_t 를 입력 받아 0과 1사이의 값을 C_{t-1} 에 보내는데 그 값이 f_t 이며, 모두 1이면 모든 데이터에 대한 정보를 취해서 보존하라는 뜻이고, 0이라면 모두 거절하며 지워버린다는 뜻이다. w_t 는 가중치를 뜻하며, b_f 는 bias를 뜻한다. 이를 식으로 표현하면 식 (5.16)과 같다.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad \text{식 (5.16)}$$

다음 단계에서는 이제부터 입력될 새로운 데이터들 중 어떤 것을 저장할

것이지를 결정한다. 먼저 입력 게이트라고 불리는 레이어에서 어떤 값을 업데이트 할 지를 결정한다. 그 다음에 tanh 레이어가 새로운 후보 값들에 대해 $\tilde{C}_t$ 라는 벡터를 만든다. 이렇게 두 단계에서 나온 데이터를 취합해 상태를 업데이트할 데이터를 만든다. 이를 식으로 표현하면 식 (5.17)과 식 (5.18)과 같다.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad \text{식 (5.17)}$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad \text{식 (5.18)}$$

이제 과거의 상태 C_{t-1} 를 업데이트 해서 새로운 상태 C_t 를 만들었다. 그리고 나서 식 (5.19)과 같이 내적 연산하여 두번째 단계에서 업데이트 하기로 한 값을 어느정도 업데이트 할 것인지를 결정한다.

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad \text{식 (5.19)}$$

마지막으로 출력 값을 결정해야 한다. 식 (5.20)에서 계산한 출력 값 o_t 와 tanh 레이어가 새로운 후보 값들에 대해 $\tilde{C}_t$ 라는 벡터를 만들었을 때 계산한 값을 곱해 최종적으로 식 (5.21)과 같이 출력 값을 결정한다.

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad \text{식 (5.20)}$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad \text{식 (5.21)}$$

[그림 5.5]에 나와 있는 그래프 모니터 패널에서 초록색 모델은 예측 모델 구성을 위해 학습에 사용한 데이터 집합을 플롯팅한 것이며, 빨간색 모델은 예측 모델을 기반으로 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집 될 예측 데이터를 생성한 것이다. 파란색 모델은 실제 데이터 이고, 예측 데이터와 실제 데이터의 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error: RMSE)를 계산하여 모델이 예측한 값과 실제 측정 값의 차이를 나타낸다. 또한, 예측 모델로부터 생성된 예측 데이터의 분포를 Variability를 계산 함으로서, 예측 모델로부터 생성된 예측 데이터들이 이질적인지, 동질적인지를 계산한다.

5.3.2 Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘이 적용된 시계열 공정 데이터 예측 비교 연구

표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 센서 모듈로부터 수집된 동일한 센서 데이터 집합을 서로 다른 예측 모델을 사용하여 비교 연구하였다. 본 연구에서 사용하는 RNN 알고리즘과 시계열 데이터의 예측에 사용되는 ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모델을 사용하여 비교하였다. 본 연구에서 사용하는 RNN 알고리즘을 기반으로 학습하여 예측 모델을 구성한 결과는 [그림 5.8]과 같으며, 예측 결과값을 보다 자세하게 가시화한 결과는 [그림 5.9]에서 볼 수 있다.

하지만 [그림 5.8]과 [그림 5.9]에서 도출된 공정 데이터의 측정값과 예측값은 불확실한 상황이 배재된 안정적으로 생산이 이루어진 시기의 데이터를 측정하고 예측한 값이다. 그러나, 본 연구에서는 표면 실장 기술 공정의 장비들의 진동에 의한 전장 부품들의 미삽, 오삽들을 방지하기 위한 스마트팩토리 플랫폼을 구축하기 때문에 [그림 5.10]과 같이 진동 발생으로 인한 가속도계 값의 증가 추세가 보여질 때의 공정 데이터를 실시간으로 예측하기 위한 목적을 두고 있다. [그림 11]은 RNN 알고리즘을 사용하여 시계열 공정 데이터를 예측한 것이고, [그림 12]는 ARIMA 모델을 사용하여 예측한 것이다.

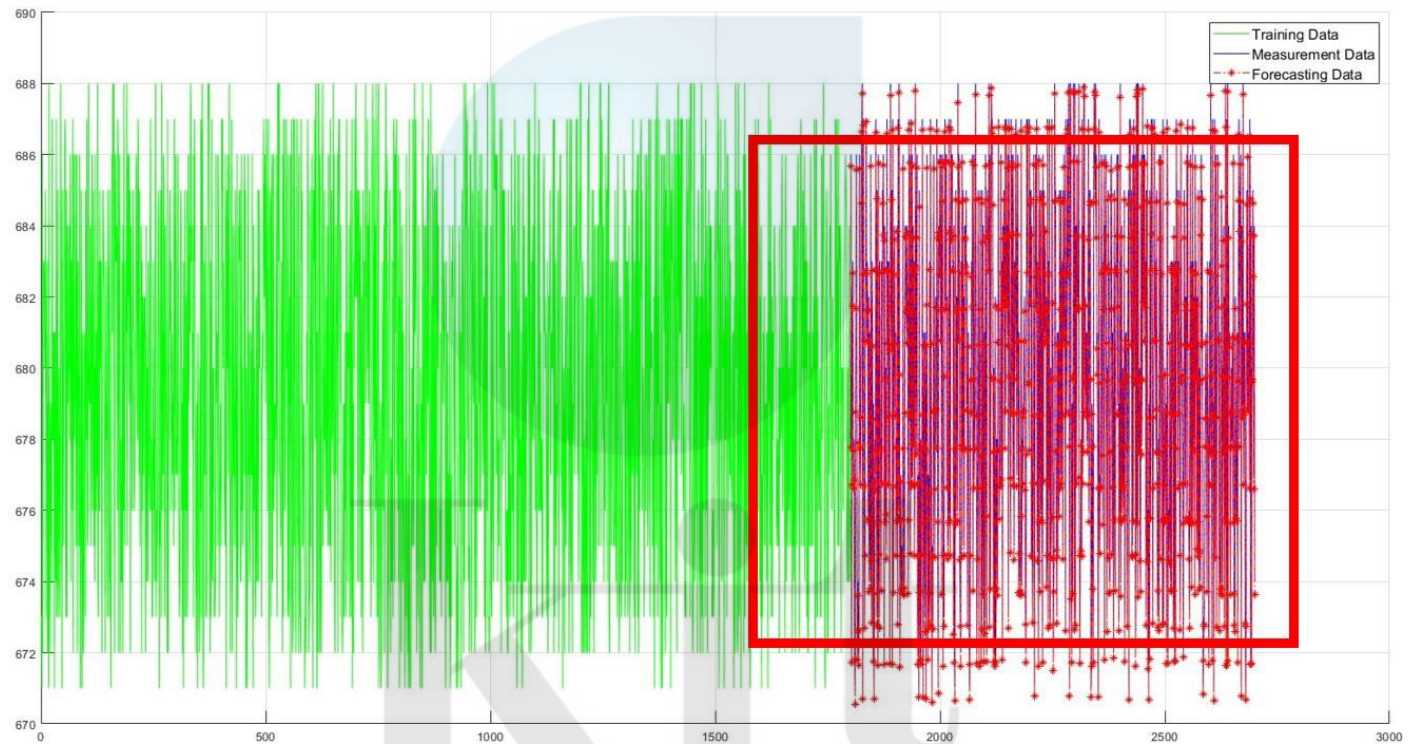
[표 5.1]에서는 RNN, ARIMA 모델을 비교하고자, 평균 제공근 편차와 Variability를 계산한 결과를 비교하였다. 두가지 모델 모두 동일한 학습 데이터 집합을 사용하였으며, 총 1800초, 즉 30분 동안 수집한 시계열 공정 데이터이다. RNN 알고리즘을 위한 실험 조건으로는 입력 레이어와 출력 레이어를 포함하여 총 4개의 레이어로 구성된 심층 신경망으로 RNN 알고리즘을 기반으로 한 레이어와 Fully Connected 레이어로 구성된 레이어를 포함한다. 예측 모델을 생성하기 위한 학습 횟수는 200회이다.

예측 모델의 성능을 비교해 볼 수 있는 정량적인 지표로 평균 제공근 편차와 Variability를 계산하였다. ARIMA 모델의 평균 제공근 오차가 12.3507인 것에 비해 RNN 알고리즘 기반의 예측 모델이 평균 제공근 오차가 0.8247로 예측 오차가 현저하게 낮으며, 예측 데이터의 분포를 측정한 Variability 역시 RNN 알고리즘이 0.1541로 실측 값과의 분포가 매우 적은 것으로 나타났다.

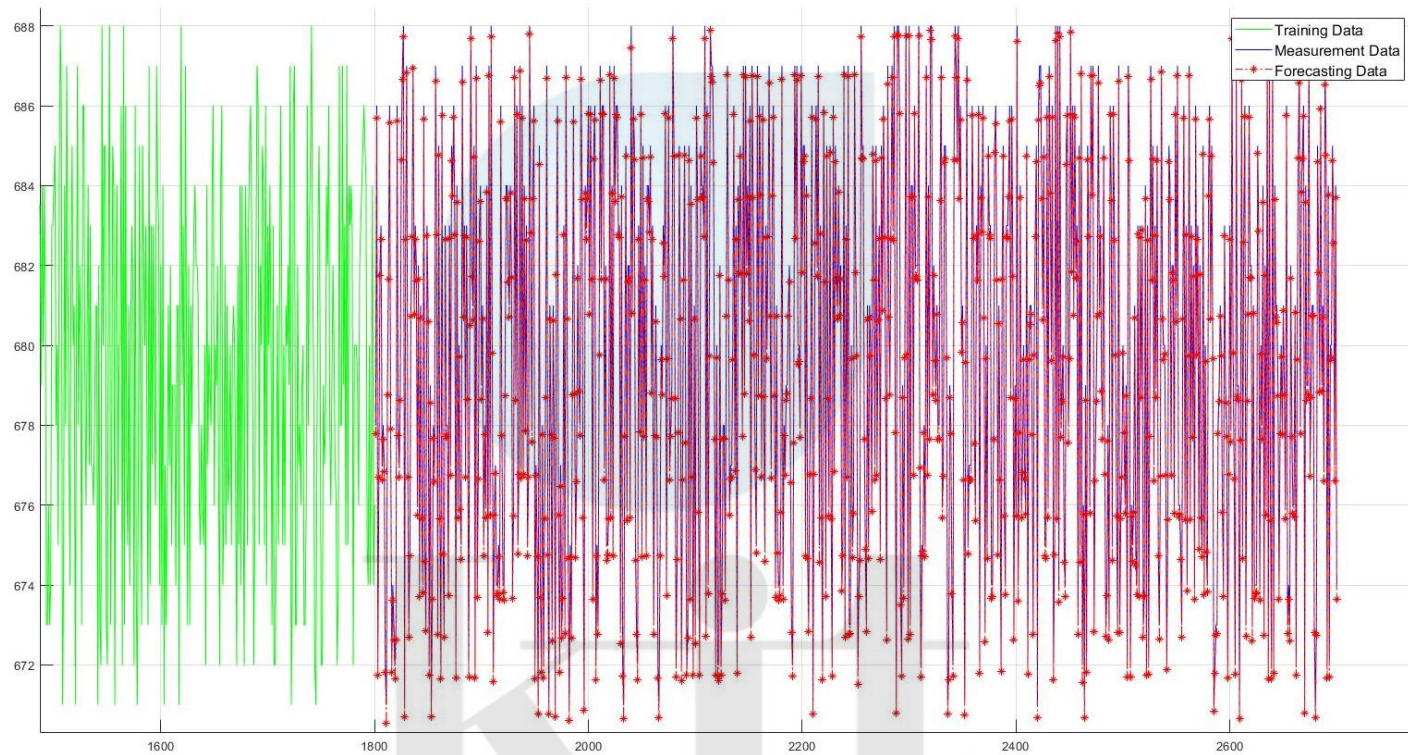
[표 5.1] 시계열 공정 데이터 예측 모델 비교

	실험 조건	
학습 데이터 집합	1,800 by 7	
	RNN	ARIMA
Number of Layer	4 Layer	
Number of Hidden Layer	2 Layer	
Iteration	200	
RMSE	0.8247	12.3507
Variability	0.1541	0.7714

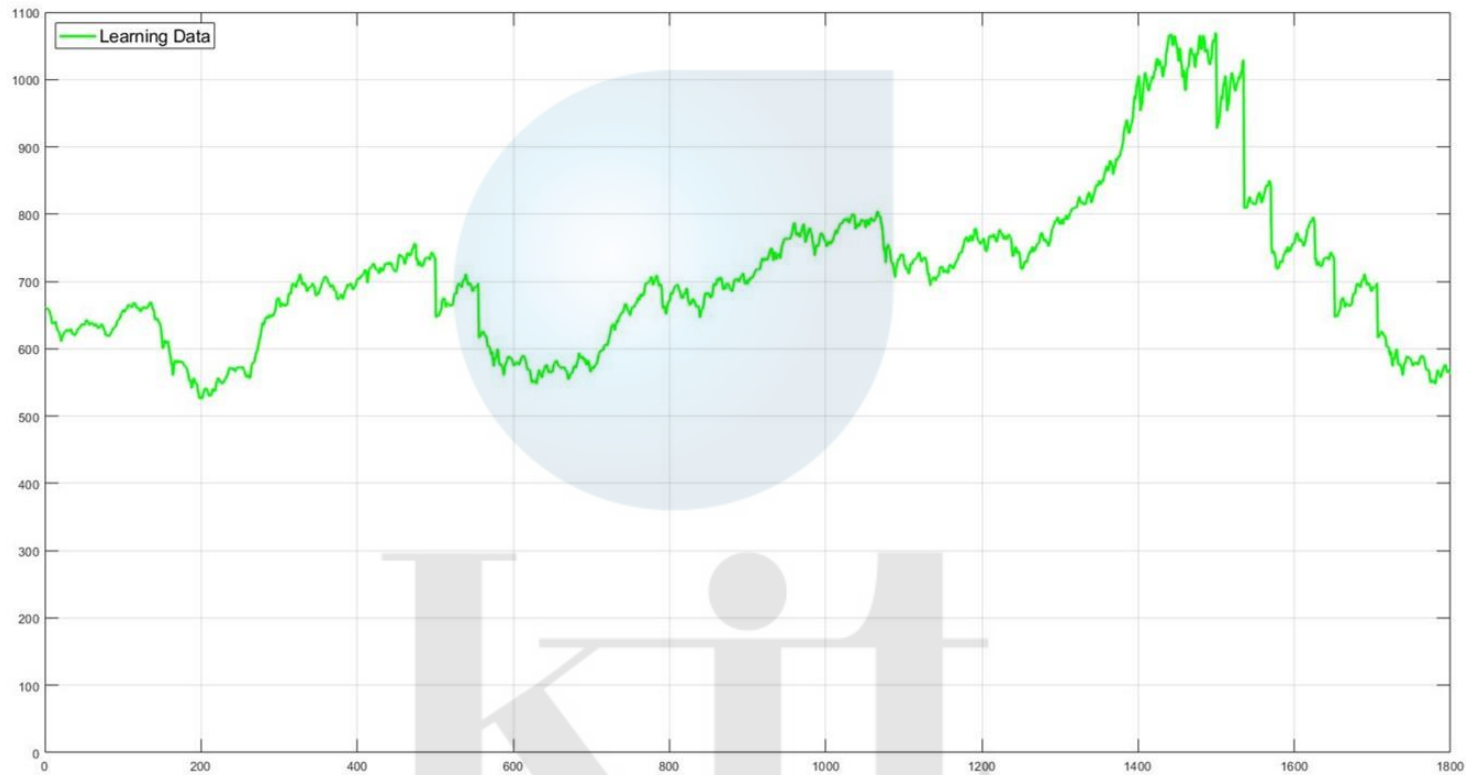




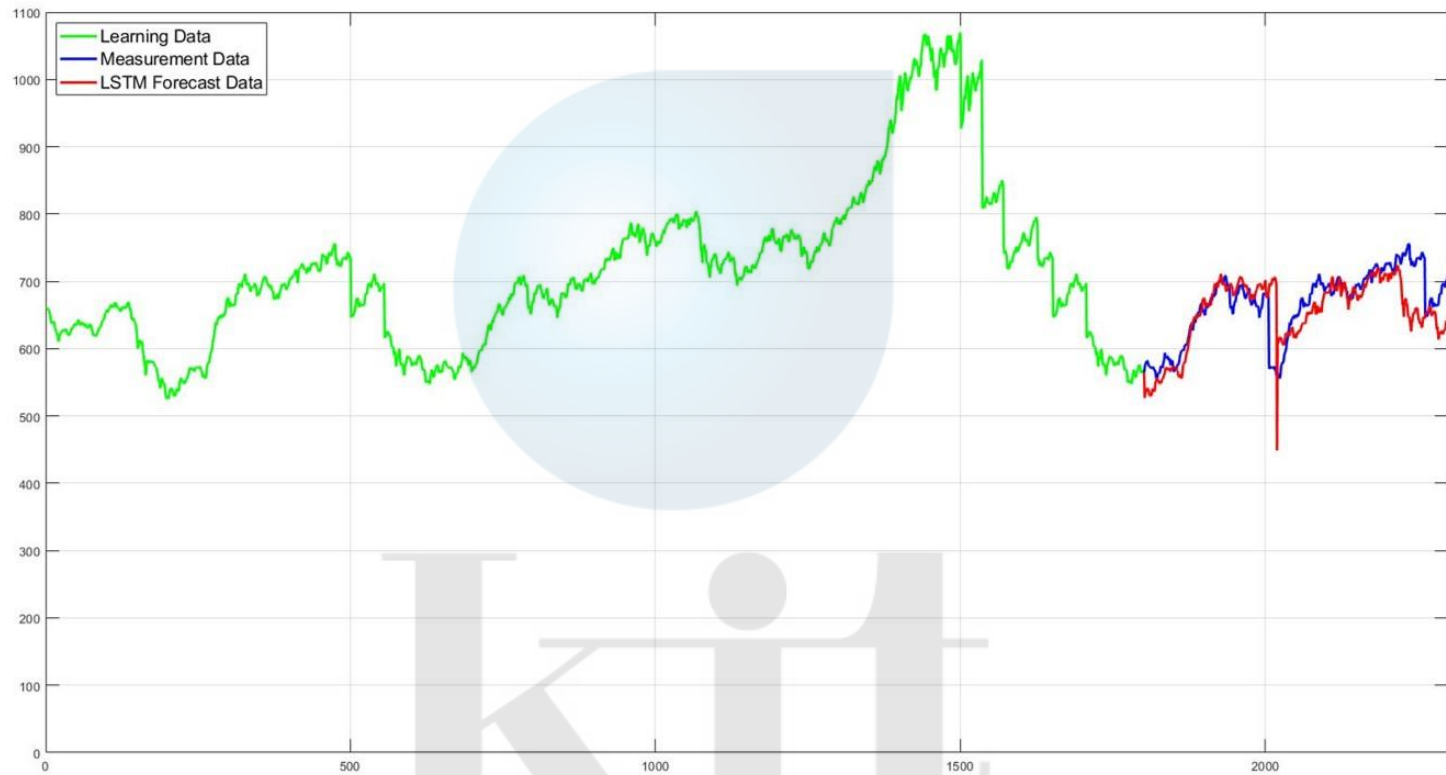
[그림 5.8] 시계열 공정 데이터 기반의 Recurrent Neural Network(RNN) 예측 모델 생성



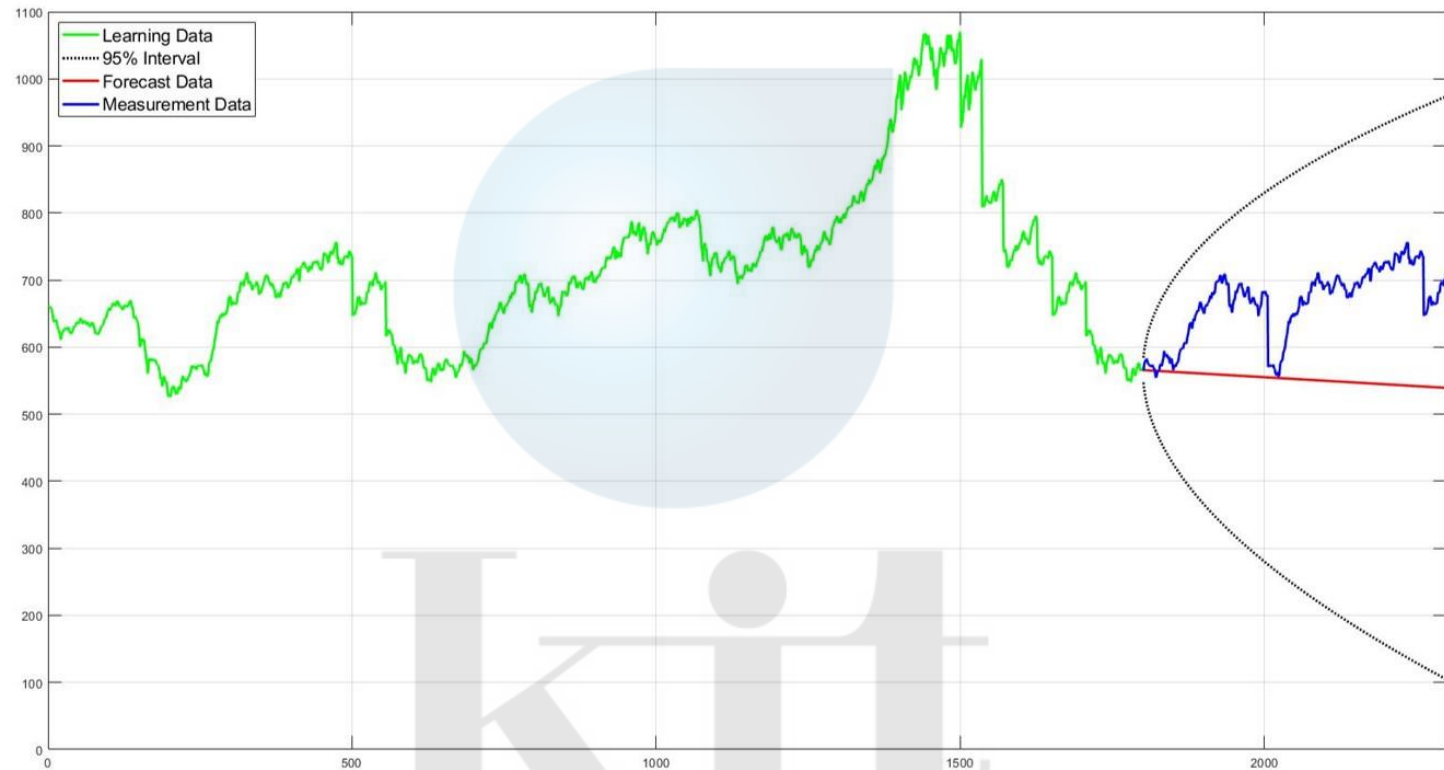
[그림 5.9] Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘을 사용한 시계열 공정 데이터 예측



[그림 5.10] 불확실한 상황이 발생할 때의 시계열 공정 데이터



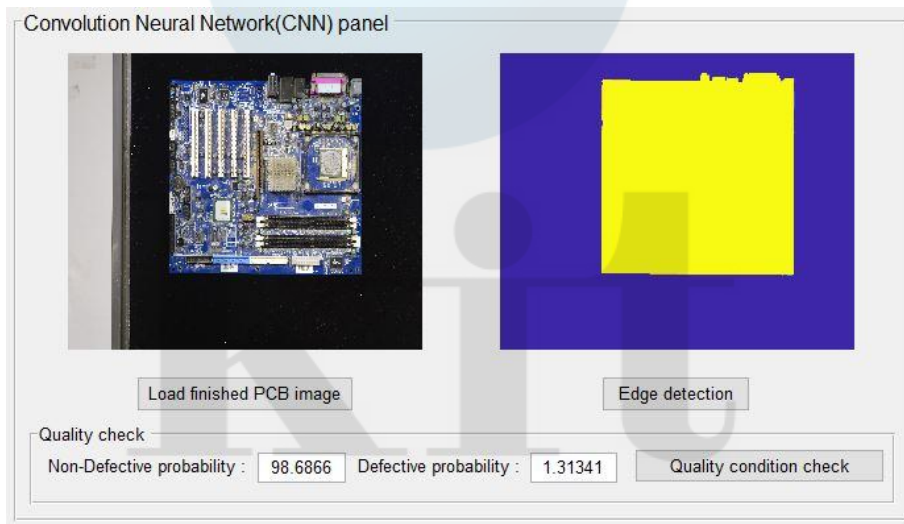
[그림 5.11] Recurrent Neural Network(RNN) 알고리즘을 사용한 불확실한 상황의 시계열 공정 데이터 예측



[그림 5.12] Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) 알고리즘을 사용한
불확실한 상황의 시계열 공정 데이터 예측

5.3.3 Convolution Neural Network(CNN) 알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼

Convolution Neural Network(CNN)알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널에서는 표면 실장 기술 공정의 장비 내부 컴퓨터 하드디스크에 저장되는 공정 데이터들 중 생산 제품의 이미지 데이터 집합을 CNN 알고리즘을 기반으로 학습하여 양품과 불량품에 대한 분류 모델을 구성하여 이를 기반으로 테스트 하고자 하는 전자 회로 기판 생산 제품 이미지 데이터 집합과 분류 모델을 통해 양품 확률과 불량품 확률을 계산한다. [그림 5.13]과 같이 CNN 알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼 패널에서는 전자 회로 기판 이미지 데이터 집합을 학습하여 분류 모델을 생성한 뒤, 검사 하고자 하는 테스트 제품 이미지를 등록하여 양품 확률, 불량품 확률을 계산하는 패널로 구성된다.



[그림 5.13] Convolution Neural Network(CNN)알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼

CNN 알고리즘이 적용된 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 알고리즘은 [표 5.2]와 같은 알고리즘을 기반으로 수행된다.

[표 5.2] 전자 회로 기판 품질 판별을 위한 CNN 알고리즘

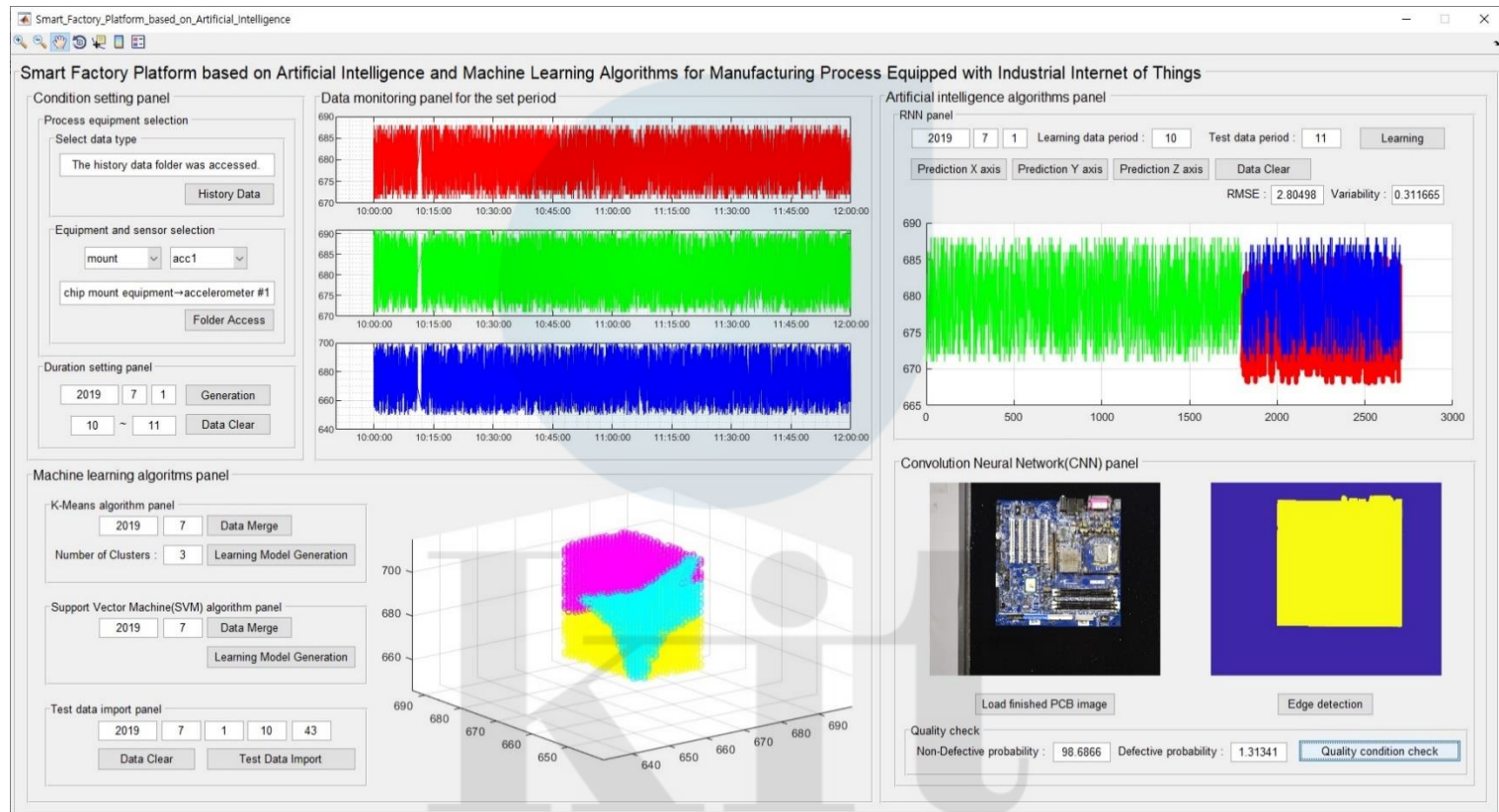
	CNN algorithm for PCB quality discrimination
1:	$M \leftarrow$ Training set of PCB Image
2:	Repeat
3:	$N \leftarrow$ GetConvolutionFilters(CNN)
4:	<i>for</i> each n in N <i>do</i>
5:	$c \leftarrow$ ReLU(ConvolutionLayer(n))
6:	$P(n) \leftarrow$ GlobalMaxPoolingLayer(c)
7:	$F(n) \leftarrow$ FullyConnectedLayer(c)
8:	$S(n) \leftarrow$ SoftmaxLayer(c)
9:	<i>end for</i>
10:	<i>until</i> stopping criteria has not been met

표면 실장 기술 공정 내부에 존재하는 컴퓨터의 하드디스크에 저장된 공정 데이터들 중 전자 회로 기판의 이미지 데이터를 데이터 집합으로 사용하며, 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 통해 데이터 베이스로 수집한다. 수집된 전자 회로 기판 이미지 데이터를 학습 데이터 집합 M 으로 두고 CNN 알고리즘을 사용하여 특징을 추출하고 분류 모델을 생성한다. CNN 알고리즘은 비디오, 이미지 등의 패턴을 찾아 특징을 추출하여 입력 데이터 집합을 분류하고 학습하기 때문에 수동 작업이 필요하지 않다. 첫번째 단계에서 입력 이미지 데이터 집합 M 은 Convolution 필터를 통과하여 합성곱 연산이 수행된다. 필터를 통해 특징이 추출되면 이를 활성화 함수에 적용하게 되는데 이를 통해 데이터의 특징을 정량적으로 분류가 가능하다. 주로 Rectified Linear Unit(ReLU) 활성화 함수를 사용한다. 컨볼루션을 통해 입력 데이터 이미지 집합의 특징을 추출한 뒤, 여전히 특징 추출이 완성 적이지 못하다면 다시 한번 축소 작업을 통해 특징을 추출한다. 이 과정을 풀링(Pooling)이라고 한다. 정해진 구역에서 가장 큰 값만 다음 Layer로 업데이트 하는 것을 의미한다. 컨볼루션 층에서 특징을 추출하면 Fully Connected Layer에서는 마지막 분류를 결정하는 단계

이다. 1차원 벡터로 변환된 레이어를 하나의 벡터로 연결하여 최종적으로 분류 카테고리를 결정한다. 마지막으로 Softmax 함수를 사용하여 확률과 같은 정량 기준을 통해 입력 이미지 데이터 집합이 라벨에 속할 확률을 산출한다. [그림 5.13]에 나와 있는 것처럼 양품인지 불량품인지를 검사하고 싶은 전자회로 기관 테스트 이미지를 업로드 하게 되면, CNN 알고리즘을 사용하여 특징을 추출하여 생성한 분류 모델을 통해 양품인지 불량품인지에 대한 정량적 수치가 확률로 계산된다.

[그림 5.14]은 최종적으로 구현된 산업용 사물 인터넷이 탑재된 제조 프로세스를 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼이다. 표면 실장 기술 공정에 탑재된 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 기반으로 센서 모듈을 통한 센서 데이터, 장비 및 설비 내부에 존재하는 컴퓨터의 하드디스크에 저장되는 공정 데이터를 데이터 베이스로 수집하여 기계학습 및 인공지능 알고리즘을 사용하여 분석 및 활용한다. 수집된 데이터는 활용하는 방식에 따라 병합 및 전처리 과정을 거쳐 모니터링 패널에서 가시화 되고, 기계학습 및 인공지능 알고리즘을 통해 군집 형성, 분류 모델 생성, 데이터 예측, 이미지 데이터를 활용한 양품 및 불량품 확률 산출과 같은 기능으로 활용된다.





[그림 5.14] 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정을 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼

5.3.4 스마트팩토리 도입을 통한 불량률 개선 결과 분석

본 연구에서는 실증 연구를 위해 국내 A기업의 표면 실장 기술 공정을 대상으로 본 연구에서 제안하는 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반의 스마트팩토리를 도입하여 불량률 개선 결과를 비교 분석하였다. 그 대상은 본 연구에서 제안하는 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반의 스마트팩토리가 도입되지 않은 기간인 2020년 1월 1일부터 2020년 4월 30일 까지 생산된 제품들의 불량률과 본 연구에서 제안하는 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반의 스마트팩토리가 도입된 이후 기간인 2020년 5월 1일부터 2020년 6월 29일 까지의 불량률을 비교한다.

[표 5.3]은 본 연구에서 제안하는 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 도입 여부에 따른 생산 제품의 월별 불량 개수와 총 생산량에 따른 불량률 변화를 비교한 표이다.

[표 5.3] 스마트팩토리 도입 여부에 따른 생산제품의 불량률 변화 추이

	스마트팩토리 미 도입 기간				스마트팩토리 도입 기간	
	1월	2월	3월	4월	5월	6월
생산량	2,912	3,735	3,307	10,559	6,786	4,977
	20,513				11,763	
불량 개수	32	43	39	112	37	30
	226				67	
불량률	1.0989%	1.1513%	1.1793%	1.0607%	0.5452%	0.6028%
	1.1017%				0.5695 %	

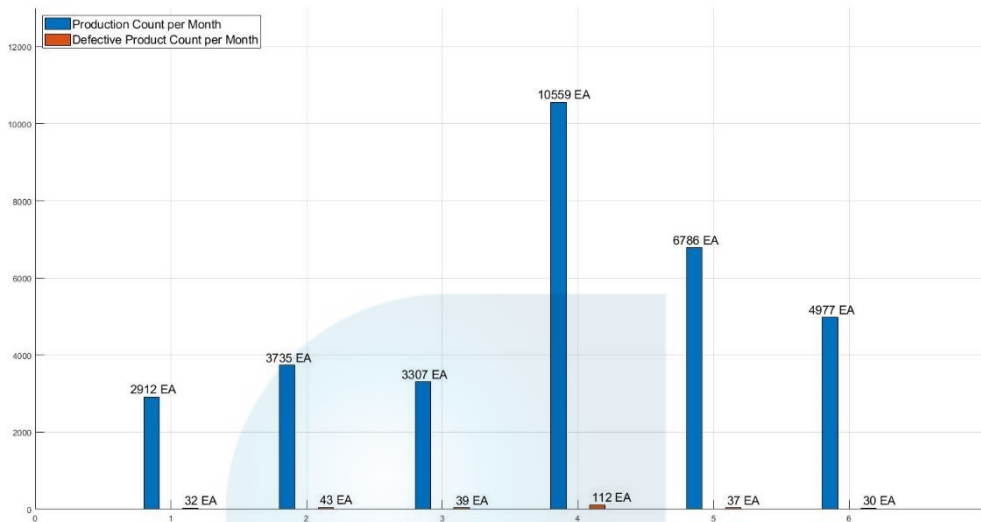
1월부터 4월까지 총 4개월동안 20,513개의 전자회로 기판이 표면 실장 기술 공정에서 생산되었으며, 불량 제품의 개수는 226개이다. 따라서 불량률은

1.1017%이다. 반면에, 5월부터 6월까지 총 2개월동안 본 연구에서 제안하는 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반의 스마트팩토리를 도입한 표면 실장 기술 공정에서 생산된 11,832개의 전자회로 기판 중 불량 제품은 67개로 불량률이 0.5662%이다. [표 5.4]는 본 연구에서 제안하는 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반의 스마트팩토리를 도입 하지 않았을 때와 도입 하였을 때의 불량률 개선에 대해 두 집단간의 비교를 위한 t 검정을 실시한 결과이다. P 값이 0.026으로 두 집단은 차이가 없는 동일한 집단이라는 귀무가설을 채택할 확률이 신뢰수준 94.75%를 따르지만, 모집단의 범위와 규모가 6개월인 것으로 보아 통계적 유의성은 신뢰수준 95% 이상을 따르지는 않지만, 실용적 유의성의 관점에서는 스마트팩토리 도입을 통해 불량률의 개선이 명확히 보여지며, 두 집단의 불량률은 차이를 보이고 있다.

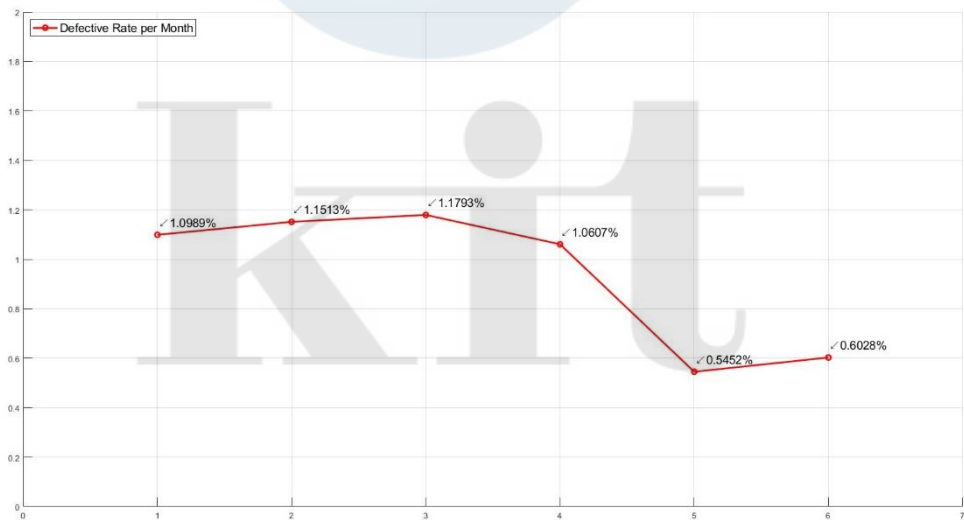
[표 5.4] 스마트팩토리 도입 여부에 따른 t 검정

	스마트팩토리 미 도입기간 (1월~4월, n=4)				스마트팩토리 도입기간 (5월~6월, n=2)	
총 불량 제품 개수	1월	2월	3월	4월	5월	6월
	32	43	39	112	37	30
	226				67	
평균 불량 제품 개수	56.5				33.5	
표준편차	37.27				4.94	
평균의 차이	23					
표준오차	7.89					
P 값	0.026					

[그림 5.15]은 전자회로 기판의 월별 총 생산량 대비 불량 제품의 개수를 비교하여 보여주고 있으며, [그림 5.16]은 불량률의 변화 추이를 보여주고 있다.



[그림 5.15] 표면 실장 기술 공정에서 생산된 전자 회로 기관의 월별 총 생산량 대비 불량 제품의 개수

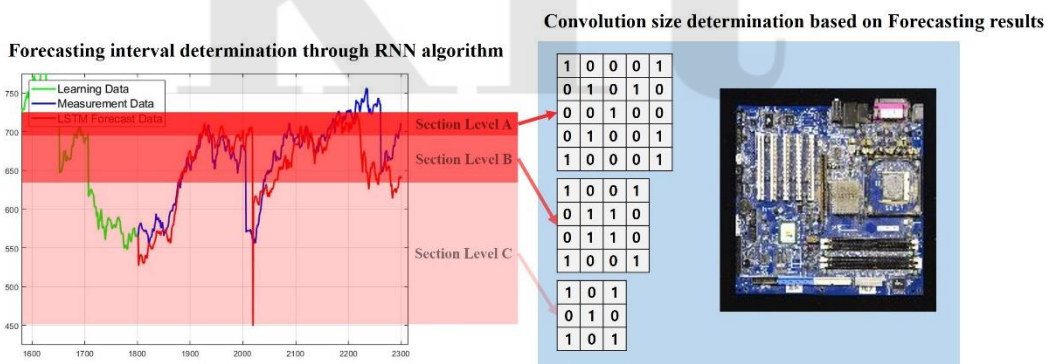


[그림 5.16] 표면 실장 기술 공정에서 생산된 전자 회로 기관의 월별 총 생산량 대비 불량 제품의 개수

5.3.5 전 공정 시계열 데이터 예측 결과 활용을 통한 후 공정 품질 판별 유연 시스템의 구현

본 연구에서는 장비의 진동에 의해 미삽, 오삽이 발생하는 것을 방지하기 위해 표면 실장 기술 공정의 Chip Mount 장비에서 실시간으로 취득하는 공정 데이터가 설정해 놓은 임계 값을 넘어서는 경향이 보일 때 이후 생산 과정을 예측하기 위한 방법으로 RNN 알고리즘 기반의 공정 시계열 데이터를 예측하였다. 이후 AOI 공정에서 전자 회로 기판의 이미지 데이터 집합을 CNN 알고리즘을 기반으로 학습하여 불량 제품의 판별을 위한 스마트팩토리 플랫폼을 구현하였다.

하지만, 품질 판별에서 발생하는 1종 오류 및 2종 오류를 보다 효과적으로 해결하기 위해서는 각각의 독립된 공정에서 예측 결과와 품질 판별 결과를 도출하기 보다, 전 공정의 예측 결과를 후 공정에서 활용하는 형태의 개선된 방식을 통해 해결하고자 한다. [그림 5.17]과 같이 전 공정에서 RNN 기반의 예측 결과를 후 공정에서 CNN 알고리즘의 Convolution 필터 사이즈 결정에 활용한 유연한 검출 시스템을 구축하였다. RNN 알고리즘 기반의 예측 결과를 품질에 영향을 미치는 구간별 기준을 설정하여 높은 진동에 의해 품질에 영향을 주는 구간으로 예측되었을 경우에는 Convolution 필터 사이즈를 크게 하여 보다 정확한 특징 추출을 위한 작업을 수행한다. 같은 맥락으로 안정적인 상태에서 생산되는 것으로 예측되는 구간에서는 기존의 초기값으로 설정된 3 by 3 사이즈의 Convolution 필터를 사용하여 빠르게 품질을 판별하기 위한 특징 추출 연산을 수행한다.



[그림 5.17] RNN 알고리즘 기반 예측 결과를 활용한 Convolution 필터 사이즈 결정

품질 판별에서 발생하는 1종 오류 및 2종 오류라 함은, 판별의 기준과 검출 기준을 민감하게 설정하여 양품이지만 이를 잘못 판별하여 불량 제품으로 오인하여 판별하는 것을 1종 오류라 하고, 판별 및 검출의 기준이 둔감하게 설정되어 불량 제품을 양품으로 오인하여 판별하는 것을 2종 오류라 한다.

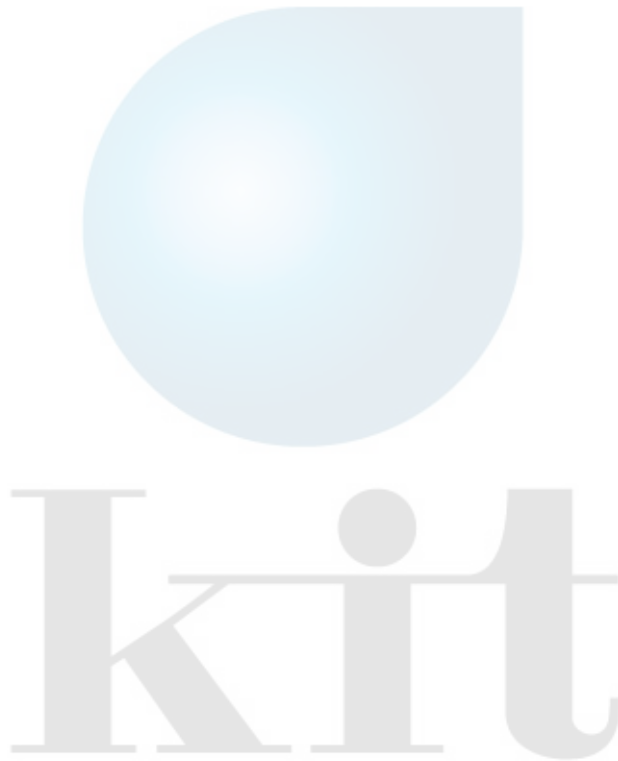
본 연구에서는 표면 실장 기술 공정을 통해 실제 생산된 제품의 결과 데이터를 기반으로 본 연구에서 제안하는 CNN 알고리즘 기반의 스마트팩토리 플랫폼을 통해 Convolution 필터 사이즈가 3 by 3으로 설정되어 양품이라고 판단한 제품들 중 실제 불량 제품 이었는데 검출 하지 못한 것들을 RNN 예측 결과를 기반으로 후 공정의 CNN 알고리즘의 Convolution 필터 사이즈 결정을 통한 불량 제품 판별의 결과를 비교한 실증 연구를 통해 2종 오류의 개선 결과를 [표 5.5]와 같이 도출하였다.

[표 5.5] RNN 알고리즘 예측 결과를 활용한 CNN 알고리즘 Convolution 필터 사이즈 다변화 검출의 2종 오류 판별 결과

	CNN 알고리즘 단독 검출		RNN 예측결과를 활용한 CNN 알고리즘 Convolution 필터 사이즈 다변화 검출	
	5월	6월	5월	6월
양품 개수	6,749	4,947	6,742	4939
불량 제품 개수	37	30	44	38
불량률	0.5452%	0.6028%	0.6484%	0.7635%
	5월		6월	
2종 오류	37	44	30	38

본 연구에서 앞서 제안한 CNN 알고리즘을 기반으로 하는 스마트팩토리 플랫폼의 품질 판별 시스템에서 5월과 6월의 불량 제품 개수를 각각 37개, 30개로 검출 하였다. 하지만, RNN 알고리즘을 기반으로 예측한 장비의 진동 추세 결과를 활용하여 Convolution 필터 사이즈를 유연하게 결정하여 검출한

불량 제품의 개수는 각각 44개, 38개였다. 이는 실제 불량 제품이던 것들을 양품으로 오인하여 잘못 판별한 2종 오류에 해당한다. 이러한 결과는 본 연구에서 제안하는 표면 실장 기술 공정의 진동을 예측하기 위한 RNN 알고리즘 기반의 예측 결과를 활용한 CNN 알고리즘의 Convolution 필터 크기 유연 결정 전략이 보다 정확하고 오류 문제를 효과적으로 해결하기 위한 방법임을 실증한다.



제 6 장 결 론

주요 선진국들이 인더스트리 4.0의 도래로 제조업의 선진화를 위해 연구 개발 정책들을 전략적으로 수립하고, 양적 성과와 질적 고도화를 위해 노력하고 있다. 본 연구에서는 이러한 추세에 걸맞게 제조업의 핵심 비즈니스 모델인 인쇄 회로 기판을 생산하는 표면 실장 기술 공정의 스마트팩토리 구축을 위해 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 도입하고, 가상 물리 시스템의 설계를 통해 스마트팩토리의 고도화를 위한 기계 학습 및 인공지능 알고리즘을 기반으로 하는 플랫폼을 설계하고 구현 하였다.

전자 부품의 제어와 구동을 위해 필수적으로 탑재되는 인쇄 회로 기판은 표면 실장 기술 공정에서 생산되며, 전자 제품 제조 기업에서는 필수적으로 보유하고 있는 공정이다. 모든 전자 제품에 탑재 되는 만큼 전자 제품 제조 기업들에서는 표면 실장 기술 공정의 고도화를 통해 생산성의 향상을 도모하고자 스마트팩토리를 도입하려는 미래 수요에 기반한 전략을 수립하고 있다.

따라서 본 연구에서는 표면 실장 기술 공정의 고도화를 위해 스마트팩토리를 구축하기 위한 설계방법들에 대해 자세하게 논하고 구현을 통해 실증하였다. 우선 네트워크 환경 구축을 위해 산업용 사물 인터넷 플랫폼을 도입하여 공정에서 발생하는 생산과 관련된 공정 데이터를 수집하고, 부가적으로 산업용 사물 인터넷 센서 모듈을 장비 및 설비에 부착하여 이슈 및 문제를 감지하기 위한 역할로 활용하였다.

수집된 공정 데이터와 센서 데이터들은 데이터 베이스로 취합 되어, 유의미한 데이터로 활용 하기 위해 전처리 단계를 거쳐 가상 물리 시스템의 기반 데이터로 활용된다. 스마트팩토리로의 고도화 단계 이전에 가상 물리 시스템으로 구현된 공정은 실제 현장과 연동하여 공정 데이터와 센서 데이터들이 실시간으로 모니터링된다.

본 연구에서는 앞서 설명한 가상 물리 시스템에서 검증한 공정과의 실시간 연동 및 데이터의 실시간 확보를 통해 스마트팩토리를 구축하였다. 공정 데이터와 센서 데이터를 통해 기계학습 알고리즘 중 하나인 K-Means Clustering 알고리즘을 사용하여 공정에서 생산되는 제품의 군집을 형성하고, 형성된 군집에서 제품 군을 추적하는 기능을 탑재한 스마트팩토리를 구현하였으며, 또한 SVM 알고리즘을 사용하여 생산 제품의 종류에 따른 분류 모델을 형성하였다. 공정에서 수집한 생산 시계열 데이터들은 RNN 알고리즘을 통해 예측

모델을 형성하고, 실제 생산 시계열 데이터와 예측 모델을 통해 예측한 값의 실증을 위해 예측 오차를 계산하였다. 표면 실장 기술 공정에서 생산되는 인쇄 회로 기판의 품질 상태 판별을 위해 CNN 알고리즘을 사용하여 장비 내부 컴퓨터에 저장되는 공정 데이터들 중 인쇄 회로 기판 이미지 데이터를 활용하여 양품에 대한 품질 판별 모델을 구축하여, 테스트 해보고자 하는 인쇄 회로 기판 이미지 혹은 현재 생산 중인 인쇄 회로 기판의 이미지를 업로드 하였을 때, 양품인지 불량품인지를 확률로 제시하여 정량적 구현이 탑재되었다. 마지막으로 RNN 알고리즘 기반의 예측 결과를 CNN 알고리즘의 중요 파라미터인 Convolution 필터 크기 결정에 전략적으로 활용함으로써 품질 판별에서 범할 수 있는 2종 오류에 대해 효과적으로 해결하기 위한 방법을 제안한다.

이와 같이 인쇄 회로 기판을 생산하는 표면 실장 기술 공정의 고도화를 위해 산업용 사물 인터넷을 활용하고, 네트워크 통신 환경을 기반으로 실시간으로 연동되는 가상 물리 시스템을 구축하는 것으로 스마트팩토리로의 고도화를 검증하는 단계를 거쳐, 최종적으로 기계학습 및 인공지능 알고리즘을 기반으로 하는 스마트팩토리 플랫폼을 설계하고 구현하였다. 본 연구에서 구축한 산업용 사물 인터넷이 탑재된 표면 실장 기술 공정을 위한 기계학습 및 인공지능 알고리즘 기반 스마트팩토리 플랫폼이 향후 표면 실장 기술 공정의 스마트팩토리 구축 시스템 표준화에 기여할 수 있기를 기대하며, 표면 실장 기술 공정 뿐만 아니라 다양한 제조 공정에서 활용 및 적용 될 것으로 기대된다.

[참고문헌]

- [1] 산업연구원, 인더스트리 4.0의 연혁, 동향과 방향 전망, 2017
- [2] USB White Paper for the World Economic Forum Annual Meeting 2016, Extreme automation and connectivity: The global, regional, and investment implications of the Fourth Industrial Revolution, 2016
- [3] 현대경제연구원, 지속가능 성장을 위한 VIP 리포트: 제조업을 업그레이드 하자, 2014
- [4] 특허청, 전자부품 표면실장기술 동향 및 전망, 분류기호 RAD 43-0107049, 2001
- [5] 임황용, “스마트팩토리 원격 협업 플랫폼 및 AR 기술 적용에 관한 연구”, 한성대학교 대학원, 박사학위논문, 2019
- [6] 소병업, “센서와 가상공정설계를 활용한 스마트팩토리 구축에 관한 연구”, 호서대학교 대학원, 박사학위논문, 2018
- [7] 김태훈, 최성필, 강병오, 박병권, 김재중, 최형림, “디지털 트윈을 이용한 스마트 공장 테스트 베드의 구현”, 한국정보과학회 학술발표논문집, pp.1276-1278, 2018.
- [8] 박경수, 김우성, “스마트 공장을 위한 유연 제조 시스템: 다 품종 제품의 재생 도착 과정과 전용 대기 공간을 고려한 베르누이 라인의 성능 척도 분석”, 한국경영과학회지, 제42권, 제4호, pp.15-29, 2017.
- [9] 임정우, 조동혁, 이승엽, 박희준, 박종우, “스마트팩토리 기반 제조공정 혁신에 관한 연구: 전자제품 조립 제조 라인 적용사례”, 대한경영학회지, 제30권, 제9호, pp.1609-1630, 2017.
- [10] 오암석, “블루투스 비콘 기반 실내위치추적기술을 활용한 스마트팩토리 물류관리시스템”, 제19권, 제11호, pp.2677-2682, 2015.
- [11] 김진원, 김재욱, “스마트팩토리 물류관리시스템을 위한 유통 관리용 RFID 성능 시험 방법”, 대한전자공학회 학술대회, pp.1092-1093, 2016.
- [12] 남영욱, 임성주, 이동건, 노상도, “공정 설계와 생산 운영을 위한 작업자 사이버물리시스템”, 한국 CED 학회 논문집, 제24권, 제4호, pp.442-451, 2019.
- [13] 박중형, 이규진, “모션인식을 이용한 사용자 편의 중심의 스마트팩토리 시스템 구현”, 융합정보논문지, 제7권, 제6호, pp.153-158, 2017.

- [14] 임황용, 노광현, “스마트팩토리에서의 AR 기반 원격 협업을 위한 CMS 플랫폼에 관한 연구”, 제16권, 제12호, pp.327-334, 2018.
- [15] 노영훈, 최은영, 최예림, “설비 오류 유형 구조화를 위한 인공 신경망 기반 구절 네트워크 구축 방법”, 제19권, 제6호, pp21-29, 2018.
- [16] 이민호, 후다이베르게놉 티무르, 이범희, 조주필, 차재상, “스마트팩토리 환경을 고려한 RGB 컬러 가변형 광 ID 모듈개발 연구”, 제11권, 제5호, pp.623-629, 2018.
- [17] 도남철, 이용훈, “제조설비 중심의 디지털 트윈 아키텍처 개발 공정BOM 구축 사례”, 제24권, 제1호, pp.92-102, 2019.
- [18] Saleh Saif, Firda Rahmadani, 이현수, “스마트팩토리에서의 로봇 암 제어를 위한 사이버 물리 시스템 구현 및 시뮬레이션”, 제29권, 제4호, pp.308-315, 2019.
- [19] H.S. Lee, “Effective dynamic control strategy of a key supplier with multiple downstream manufacturers using industrial internet of things and cloud system”, processes, Vol. 7, No. 3, pp.1-18, 2019.
- [20] H.S. Lee, “Framework and development of fault detection classification using IoT device and cloud environment”, Journal of Manufacturing System, Vol.43, No.2, pp.247-270, 2017.
- [21] 정진화, 안동혁, “점진적 스마트팩토리 환경 구축을 위한 CNC 절단 장비 기반 원격 제어 시스템 개발”, 정보처리학회논문지/컴퓨터 및 통신 시스템, 제3권, 제12호, pp.297-304, 2019.
- [22] 이주연, 김인영, 정태경, “실시간 통합 제어를 위한 스마트 제조시스템의 새로운 최적화 알고리즘 설계”, 한국산업정보학회논문지, 제21권, 제2호, pp.1-10, 2016.
- [23] 주현식, “4차 산업 시대의 ICT 보안 변화와 CPS 보안 시스템에 관한 연구”, 한국디지털콘텐츠학회 논문지, 제19권, 제2호, pp.293-300, 2018.
- [24] 심재윤, 이준경, “스마트팩토리 망에서 DPI와 자기 유사도 기술 기반의 OPC-UA 프로토콜 게이트웨이 융합 보안 기술”, 정보보호학회 논문지, 제26권, 제5호, pp.1305-1311, 2016.
- [25] ITU-T, Overview of the Internet of Things, 2012.
- [26] 이현수, “스마트팩토리에서의 제조 IoT 디바이스 간 통신을 위한 임베디드 시스템 프레임워크 및 구축”, 한국지능시스템학회 논문지, 제27권, 제

- 5호, pp.459-465, 2017.
- [27] 김성진, 라상용, 김환석, 최재홍, 이준동, “스마트팩토리 환경정보 수집, 관리를 위한 사물 인터넷 플랫폼 설계 및 구현”, 한국컴퓨터정보학회 논문지, 제24권, 제6호, pp.109-115, 2019.
- [28] 홍성혁, 신현준, “시나리오 분석을 통한 사물 인터넷(IoT)의 취약성 분석”, 한국융합학회논문지, 제8권, 제9호, pp.1-7, 2017.
- [29] 남재현, “사물인터넷 기반 실내 환경 모니터링 분석 시스템 구현”, 한국정보통신학회 논문지, 제23권, 제12호, pp.1687-1692, 2019.
- [30] 이우영, 고화문, 유제훈, 심귀보, “사물인터넷 기반의 스마트 기숙사 시스템 구현”, 한국지능시스템학회 논문지, 제26권, 제4호, pp.295-300, 2016.
- [31] 문종민, 신경섭, “협대역 사물 인터넷 환경에서 단말 증가에 따른 전송 지연 및 상향 링크 전송 용량 측정”, 한국통신학회 논문지, 제44권, 제6호, pp.1188-1192, 2019.
- [32] 신경섭, “협대역 사물인터넷망과 WiFi의 정합을 통한 사물 인터넷 전송 지연 감소 방안”, 한국통신학회 학술대회 논문집, pp26-27, 2018.
- [33] 김영민, 김현중, 엄순천, 공헌택, 김치수, “Fiber sensor를 이용한 미소칩 미삽 방지 표면실장기술”, 한국산화기술학회 논문지, 제12권, 제9호, pp.4138-4146, 2011.
- [34] 김영민, 김치수, “표면 실장 기술에서의 에어 스틱 피더와 파이버 센서를 이용한 생산성 향상에 관한 연구”, 한국산화기술학회 논문지, 제16권, 제3호, pp.2146-2150, 2015.
- [35] 이정훈, 정상준, 강윤희, “SMT 공장에서의 품질관리 자동화 시스템 개발”, 한국정보기술학회 논문지, 제4권, 제6호, pp.57-61, 2006.
- [36] 배성민, 손수현, 권상현, 이효수, 허영무, 강문진, 유세훈, “생산기반기술 디지털화를 위한 지식 공유형 플랫폼 개발: 전자패키지 표면실장기술을 중심으로”, 마이크로전자 및 패키징 학회지, 제18권, 제1호, pp.1-5, 2011.
- [37] Intel, Intel Edison – Hardware Guide, 2016.
- [38] Intel, Intel Edison – WiFi Guide, 2015.

산 업 용	혁 신 을
사 물	위 한
인 터 넷 이	인 공 지 능
탐 재 된	기 반
제 조	스 마 트
프 로 세 스	팩 토 리
	프 레 임 웍
학 위 논 문	공 학 박 사
2 0 2 0 년 6 월	
김 진 배	