

DNN기반 사출성형품 불량 예측 시스템 설계

여성구*, 박대우°

Design of DNN-Based Injection Molded Product Defect Prediction System

Seong-koo Yeo*, Dea-woo Park°

요약

정부는 2020년도 7월에 ‘뿌리산업 경쟁력 강화 마스터 플랜’을 발표하면서 사출산업을 뿌리산업의 추가분야로 지정하였다[1]. 사출성형은 자동차 부품, 생활용품 등 다양한 종류의 제품에 대한 대량 생산체제에 적합하고, 높은 정밀도의 제품을 생산하는데 많이 활용되고 있다. 이러한 사출성형은 사출기의 각종 작업조건과 사출금형의 온도, 원재료의 건조 상태 등 여러 가지의 요인에 의해 제품의 품질이 결정되며, 이러한 제품의 품질은 제조경영에 있어서 매우 중요한 요소 중의 하나이다. 따라서 사출산업의 제조 경쟁력 강화를 위하여 불량품 발생을 최소화 하기 위한 노력이 필요하다. 본 논문에서는 사출기 및 금형의 각종 공정변수 데이터를 IIOT, 센서, PLC로부터 실시간으로 취합하여, DNN기반 사출성형품 불량 예측 모델을 통하여 양품 및 불량품의 유형을 판별하고 실시간 분석된 불량정보는 모바일을 통하여 담당자 및 관리자에게 통보하여 즉시 시정 조치토록 하는 시스템 설계를 제안한다. 본 연구를 통하여 제조현장의 생산성 저하 요인인 불량률, 비가동율을 감소시키는 실질적인 현장 개선을 이루리라 기대한다.

키워드 : 사출성형, MES, POP, 인공지능, DNN, IIOT, Mobile

Key Words : Injection molding, MES, MES, POP, Artificial Intelligence, DNN, IIOT, Mobile

ABSTRACT

The government designated the injection molding industry as an additional field of the root industry by announcing the ‘Master Plan for Strengthening the Competitiveness of the Root Industry’ in July 2020 [1]. Injection molding is suitable for mass production systems for various types of products such as automobile parts and daily necessities, and is widely used to produce high-precision products. In this type of injection molding, the quality of the product is determined by various factors such as various working conditions of the injection machine, the temperature of the injection mold, and the dry state of the raw material, and the quality of this product is one of the very important factors in manufacturing management. Therefore, it is necessary to make efforts to minimize the occurrence of defective products in order to strengthen the manufacturing competitiveness of the injection industry. In this paper, data of various process variables of injection machine and mold are collected from IIOT, sensor, and PLC in real time, and types of good and defective products are determined through a DNN-based injection molding failure prediction model. We propose a system design that notifies the person in charge and the manager of the real-time analyzed defect information to take corrective action immediately. Through this study, it is expected that practical field improvement will be achieved by reducing the defective rate and non-operation rate, which are factors that decrease productivity at the manufacturing site.

* First Author : Hoseo Graduate School of Venture, ysk0530@empas.com, 종신회원

° Corresponding Author : Hoseo Graduate School of Venture, prof_pdw@naver.com, 정회원

논문번호 : 202108-193-0-SE, Received August 2, 2021; Revised August 9, 2021; Accepted August 11, 2021

I. 서론

뿌리산업은 제조산업의 핵심이자 공급사슬의 원천으로서, 관련 제조업의 제조 경쟁력 강화와 품질 경쟁력에 크게 영향을 미치는 국가 주요산업이다. 하지만 최근 국내 뿌리산업이 매출 감소, 코로나 19 팬데믹 발생, 최저임금 인상 등으로 인한 제조원가 상승에 따른 이익 감소 등 주변 환경변화로 인한 제조경쟁력 약화로 많은 어려움에 처해 있다. 또한 국내 뿌리산업은 그림 1.에서와 같이 50인 미만의 중소기업의 비중이 93% 이상인 대부분 영세업종이며, 노동집약적이고 저부가가치 구조로 되어 있어, 기업경영에 많은 어려움이 있다.

이로 인하여 폐업 업체수가 2018년도에 1,400여개(그림 1.)로 매년 증가추세에 있다^[1].

이를 해결하기 위해 정부는 2020년도에 뿌리산업 경쟁력 강화 마스터 플랜을 발표하면서 뿌리산업 전체의 첨단화, 고부가가치를 위한 정책대응체계를 마련하였다^[1]. 4차 산업혁명 등 환경변화에 대응하여 뿌리산업의 경쟁력을 확보하고, 친환경, 스마트화 등 공정을 개선하여, 고부가가치 산업구조로 탈바꿈하기 위한 노력을 경주하고 있다. 또한 산업구조 개편에 따른 뿌리산업의 개편에 따라 기존 6개 분야(주조, 용접, 소성가공, 금형, 표면처리, 열처리)에 사출프레스 등 8개 분야를 추가로 지정하였다(그림 2.).

이처럼 사출산업은 뿌리산업으로서 제조산업 분야에 있어서 매우 중요한 산업분야 중의 하나이다. 사출성형은 자동차 부품 등 대량생산 체제에 적합하고, 높은 정밀도의 제품을 생산하는데 많이 활용되고 있다.

이러한 사출성형은 사출기의 각종 작업조건과 사출금형의 온도, 원재료의 건조 상태등 여러 가지의 요인에 의해 제품의 품질이 결정된다.

본 논문에서는 사출기 및 금형의 각종 공정변수 데

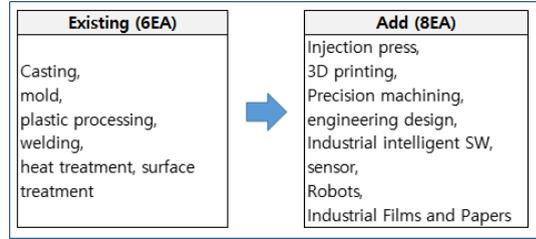


그림 2. 뿌리기업 개편현황
Fig. 2. Root company reorganization status

이터를 IIOT, 센서, PLC로부터 실시간으로 취합하여, DNN기반 사출성형 불량 예측 모델을 통하여 양품 및 불량품의 유형을 판별하고, 실시간 분석된 불량정보는 모바일을 통하여 담당자 및 관리자에게 통보하여 즉시 시정조치토록 하는 시스템 설계를 제안한다.

시스템을 구성하는 주요기능과 실시간 생산현장 공정 데이터를 기반으로 불량 예측을 위한 시스템을 설명한다. 2장은 사출성형 공정 최적화 관련 기존 연구에 대해 설명하고, 3장과 4장은 DNN 기반 실시간 사출성형 공정 불량 예측을 위한 시스템 및 모델 설계에 대해 설명하고, 5장은 결론으로 구성하였다.

II. 관련연구

2.1 ERP 시스템(Enterprise Resource Planning)

ERP시스템은 전사적 자원관리 시스템으로 기업 내의 신제품개발, 영업관리, 생산관리, 자재관리, 구매관리, 회계관리(재무,세무,원가), 인사관리, 설비관리, 품질관리 등 전사적인 모든 업무를 통합하여 효과적으로 관리하여 기업 내·외부에서 발생하는 정보들을 회사 조직원이 서로 공유하고 신속한 의사결정을 지원하는 시스템이다.

이러한 ERP 시스템은 1990년도 초부터 주로 제조 기업들을 중심으로 확산되었다. 그러나 ERP 시스템도 임 관련 연구에 의하면, ERP 시스템 도입기업의 확대에도 불구하고, 많은 기업들이 여러 가지 요인으로 인하여 충분한 성과를 얻지 못하거나 도입에 실패하는 경우도 많은 것으로 나타났다^[2].

2.2 MES(Manufacturing Execution System)

MES는 생산계획, 작업지시, 생산실적관리 등 제조현장의 제조 실행을 담당하는 시스템이다. 월, 일별로 생산 계획을 수립 후, 일일단위로 라인별로 작업지시를 하고, 생산 진행 현황을 실시간으로 모니터링하여 필요시 각 경우에 따른 적절한 조치를 수행토록 하는

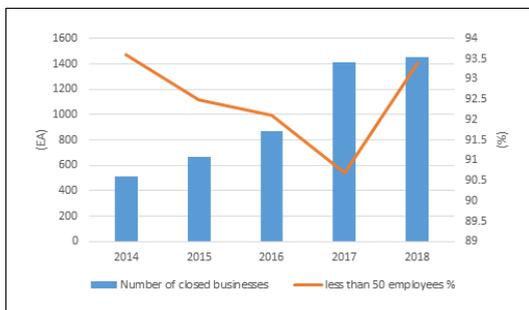


그림 1. 뿌리기업 폐업 추이
Fig. 1. Root Enterprise Closing Trend

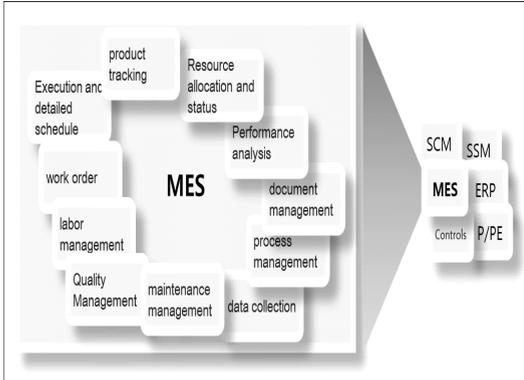


그림 3. MES의 주요기능
Fig. 3. Main features of MES

통합현장관리 시스템이다. MES는 1970년대의 컴퓨터 발전과 더불어 생산 관리 시스템의 발전 과정에서 등장하였다. 1970년대에 자재소요계획 시스템인 MRP(Material Requirement Planning), 1980년대에는 생산자원관리 시스템인 MRP II(Manufacturing Resource Planning)가 등장하고, 그 이후 제조 현장의 통합 방안으로 MES 시스템은 지속적으로 발전하고 있다.

MESA (Manufacturing Enterprise Solutions Association)에서는 작업지시, 품질관리, 노무관리 등 MES의 주요 기능을 그림 3.과 같이 11가지로 정의하였다^{3,4)}.

2.3 POP(Point Of Production)

POP은 제조현장의 생산설비, PLC, IIOT, 센서, 작업자 등으로 부터 실시간 발생하는 각종 생산실적 데이터를 실시간으로 수집, 처리하여 제공하는 시스템이

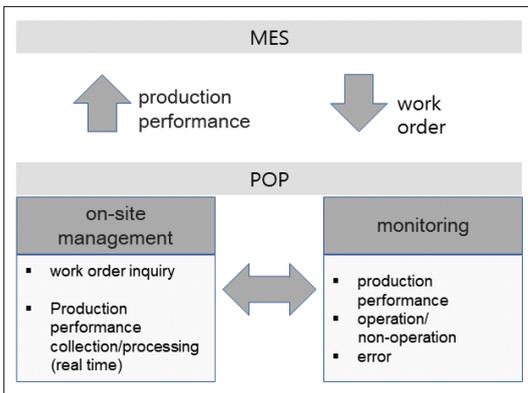


그림 4. POP의 주요 기능
Fig. 4 The main features of POP

다. POP시스템은 그림 4.와 같이 MES의 해당라인(또는 생산설비)의 작업지시정보를 조회하여, 해당 작업지시의 생산실적 데이터를 실시간으로 수집하여 모니터링을 통해서 현장의 모든 정보를 공유하고, 상위 시스템인 MES에 실시간으로 생산 진행정보를 전달하는 시스템이다.

2.4 사출성형공정 및 최적화 관련 기존 연구

사출성형공정은 그림 5.와 같이 원재료인 수지에 정해진 온도를 가해서 수지를 녹이는 용해공정, 사출성형기에 일정한 압력을 가하여 계량된 수지를 금형 내부에 주입하는 충전공정, 충전된 수지가 냉각에 의하여 수축하는 동안 그 수축량을 보충해 주기 위한 보압공정, 성형제품을 취출하기 위하여 일정온도까지 대기하는 냉각공정, 성형제품을 금형내부에서 밖으로 밀어내는 취출공정으로 구성되어 있다. 사출성형은 제품의 형상이나 특징, 사출성형기의 종류, 원재료의 특성 및 사출성형변수의 설정 등에 따라 다르게 나타나므로 제품의 안정된 품질을 위해서는 최적의 사출성형 조건의 설정이 중요하다.

그렇지만 최적의 성형조건으로 생산하더라도, 수지의 용해, 충전 과정을 확인 할 수 없고, 노후 설비의 경우에는 압력, 온도 등 환경변화에 민감하게 반응하여 설정된 조건이 실제로 정확하게 작동되는지 알 수 없다, 또한 현재 대부분의 중소사출업체는 특정 사출 작업자의 경험에 의존하여 생산을 진행하고 있어, 불량 및 이에 따른 생산Loss가 많이 발생하고 있다. 따라서 실시간으로 사출성형변수를 모니터링하고 불량을 예측하는 것이 매우 중요하다.

이를 해결하기 위해서 사출성형공정의 최적화된 초기 공정변수를 찾아내고자 하는 많은 연구가 기존에 진행되었다. Ozcelik and Erzurumlu는 사출제품의 특성에 따른 품질 문제를 인공신경망(Artificial Neural Network), 메타 휴리스틱(Meta Heuristic) 방식을 통한 최적화 기법에 대해 연구하였고⁵⁾, Taghizadeh et al은 BP(Back propagation)를 사용하여 수지용해 온도, 금형 온도 및 보압 설정치와 제품 뒤틀림의 상관 관계를 학습시켜 최적품질을 위한 초기 공정변수 설정관련 연구를 수행하였다⁶⁾. Gao 는 실험계획법과 시뮬레이션을 기반으로 초기 공정변수를 도출하고 서



그림 5. 사출성형공정
Fig. 5. injection molding process

포트벡터회귀(Support Vector Regression)방식을 사용하여 실시간으로 생산되는 제품의 품질을 모니터링하는 방법을 제안하였다⁷⁾.

지금까지의 사출성형 최적화 관련 연구는 주로 초기 공정변수 최적화 설정에 대한 연구와 이미지 기반의 인공지능 모델을 연구 진행하였지만, 본 논문에서는 사출성형 초기 공정변수 최적화가 아니고 비전을 통한 이미지 기반이 아닌, 양산 단계에서의 실시간 공정변수 데이터분석을 통한 불량 예측 시스템 설계를 제안한다.

III. DNN기반 사출성형 불량 예측 시스템 설계

3.1 사출성형공정 주요 불량 유형 및 문제점

사출성형에서의 주요 불량으로는 성형품 주입부 이외의 부분으로 용융 플라스틱이 흘러나와 고화되는 현상인 플래시(flash), 금형의 접합부에서 발생하는 싱크마크(Sink Mark), 성형제품 표면에 게이트를 중심으로 광택 또는 표면거칠 현상을 발생시키는 플로우마크(Flow Mark), 주로 용착 부위에 발생하는 웰드 라인(Weld Line), 성형품 내부에 공동을 일으키는 기포(Bubble), 변형 또는 휨(Warpage) 등이 있다.

이러한 불량을 감소시키기 위해서는 각 불량요인별 원인을 정확히 파악해서 즉시 대책을 세우고 시정조치를 해야하지만 실무에서는 쉬운 일이 아니다. 불량 발생 원인 분석이 쉽지 않고, 특정 불량 발생시에는 조치 시간이 과다하게 발생하는 경우도 있다. 그리고 대부분의 중소사출업체에서는 사출 작업 조건인 계량, 온도, 압력, 속도 등의 설정을 특정인력의 경험에 의존하고 있고, 근본 원인 제거 및 문제 해결 지식의 문서화 관리도 미흡한 실정이다. 이러한 중소사출업체에서의 사출성형공정의 불량문제를 해결하기 위하여 다음과 같이 DNN기반 불량 예측 시스템 설계를 제안한다.

3.2 DNN기반 불량 예측 시스템 구성 설계

본 본문에서 제안하는 DNN기반 불량 예측 시스템 구성은 그림 6.과 같이 IIOT(Industrial Internet Of Things), 센서(Sensor), PLC(Programmable Logic Controller) 등을 통한 사출기 및 금형의 공정변수 데이터를 실시간으로 수집하여, POP 시스템 및 MES에 전달하고, 동시에 DNN기반 불량예측 모델에 연계하여 데이터 간의 상관관계를 찾아 양품, 불량 판정을 한다. 불량 발생시 불량유형을 예측하여 불량정보 및 사출성형 조건 정보를 모바일을 통하여 담당자 및 관

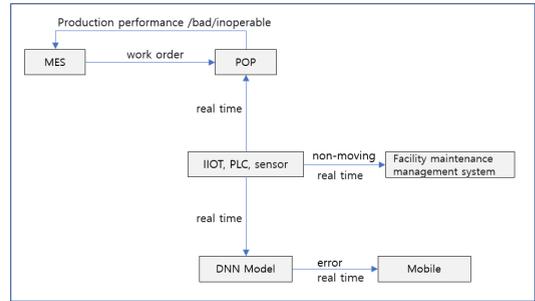


그림 6. DNN기반 불량예측 시스템 구성도
Fig. 6. DNN-based failure prediction system configuration diagram

리자에게 통보하므로써, 생산성 저해 요인인 불량발생을 최소화하여 실질적인 제조 경쟁력 강화를 이루고자 하는 것이 본 제안 시스템의 목적이라 하겠다.

3.2.1 MES

MES 시스템은 고객으로부터의 수주정보와 수요예측(forecasting)통하여 생산계획을 수립하고, 일일단위로 각 생산라인별 작업지시를 생성한다. 그리고 POP 시스템으로부터 실시간 생산실적 정보를 수신하여 각종 생산실적분석을 수행한다. 특히 KPI(Key Performance Indicator)분석을 통하여 시간가동율, 성능가동율, 양품율, 설비종합효율 등 생산관리의 핵심정보를 실시간으로 제공한다.

3.2.2 POP

POP시스템에서는 그림 6.에서와 같이 MES로부터 제공된 작업지시를 조회하여, 특정 작업지시 번호를 선택한다. 선택된 작업지시 번호의 생산실적을 PLC, IIOT, 센서, 작업자 등으로부터 주요 공정변수를 실시간 수집,처리하여 모니터링을 통해 현장의 모든 정보를 공유하고(그림 7.), 각종 생산정보(생산수량, 불량

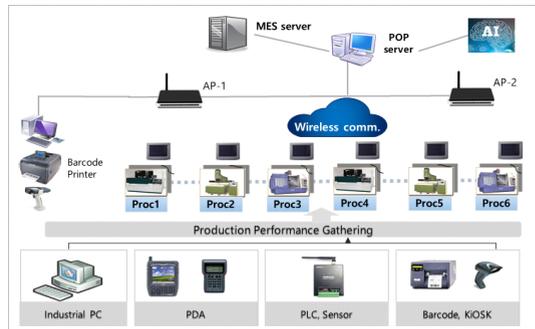


그림 7. POP 시스템 구성도
Fig. 7. POP system configuration diagram

정보, 비가동정보)를 실시간으로 상위 시스템인 MES에 전송한다.

3.2.3 설비보전관리 시스템

설비보전관리 시스템은 각종 설비의 예방보전관리(PM), 고장수리에대한 이력관리, 설비에비품관리 등을 통하여, 제조현장의 낭비요소인 비가동을 최소화하기위한 시스템이다.

그림 6.에서와 같이 POP시스템으로부터 실시간 수집된 각종 비가동 정보를 이용하여 설비보전관리 시스템에 연계처리하고, 각 설비별 분석정보(MTTR(평균수리시간) : Mean Time To Repair, MTBF(평균고장간격) : Mean Time Between Failure) 등 통하여 효율적으로 설비를 관리하는 시스템이다. 또한 불량발생시 DNN기반 불량예측 모델로부터 제공되어지는 불량유형 정보에 따라 설비와 연관된 불량원인에 대해서는 실시간으로 대응조치 하므로써 비가동을 최소화할 수 있다.

IV. DNN기반 사출성형 불량예측 모델 설계

4.1 사출성형 모델 Training 데이터 구조

사출성형 공정의 불량예측 모델을 위한 Training데이터 구조는 표 1.과 같다.

Data ID는 Data식별을 위한 정보로서, 생산ID, 생산제품의 Part No, 생산설비의 번호를 의미한다.

Attribute는 사출성형 조건의 독립변수로서, 불량예측모델의 입력변수를 말한다. 입력변수는 크게 시간, 속도, 압력, 온도 등이며, 시간에는 충전시간, 냉각시간, 건조시간, 보압시간 등이 있으며, 속도에는 사출속도, 스크류회전속도, 이형속도 등이 있다. 압력에는 충전압력, 보압, 배압, 이형압력, 형개압력 등이 있으며, 온도에는 스크류온도, 수지온도, 금형온도 등이 있다. 이러한 입력변수들은 사출기의 성능에 따라 차이가 있지만, 최근에 개발된 대부분의 사출기는 사출기의 PLC를 통하여 대부분의 Data를 취합할 수 있고, 금형

표 1. 사출성형 불량예측모델 Training데이터 구조
Table 1. Injection molding failure prediction model training data structure

Data ID			attribute				Class
ID	Part No	Equip. No	Injection time...	Injection Speed...	Injection Pressure...	mold Temperature ...	result
							Good
							Bad type1...

온도는 온도센서를 금형에 부착하여 IIOT를 통하여 Data를 취합할 수 있다.

Class는 불량예측 모델의 종속변수로서, 예측결과를 나타낸다. 불량예측 모델의 출력 값은 양품, 불량 유형이며, 불량유형에는 플래시, 싱크마크, 플로우마크, 웰드라인, 기포, 휨 등이 있다. 사출성형공정 독립변수인 시간, 속도, 압력, 온도(attribute)에 따라 양품 및 불량유형(class)이 달라진다.

4.2 사출성형 불량 예측 DNN모델 설계

사출성형품의 불량예측 모델은 그림 8.과 같이 각종 공정변수에 따라 여러 개의 클래스 중 하나를 선택하는 다중 클래스 분류 모델(Multiclass classification)로서, 활성화함수는 ReLU, softmax, 손실함수는 categorical_crossentropy를 이용한다⁹⁾.

DNN은 기존 인공신경망 구조를 연속적으로 깊게 쌓아, 분류 및 회귀분석 등을 위해 학습시키는 AI 알고리즘이다. DNN은 input layer(입력층), 여러개의 hidden layer(은닉층), 그리고 output layer(출력층)으로 구성된다. 은닉층은 입력층의 입력데이터를 합성곱 등의 연산을 거쳐 output을 출력한다. 이러한 신경망은 선형적인 변환 뿐만 아니라, 여러가지 활성화 함수(activation function)의 결과치를 통하여 비선형

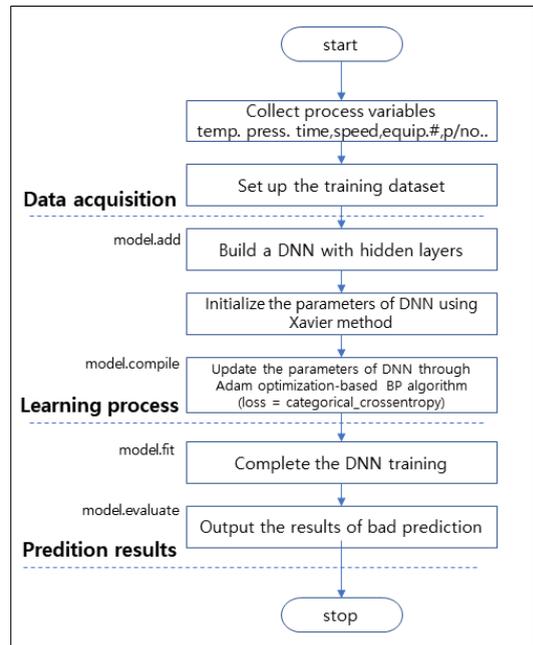


그림 8. DNN기반 사출성형 불량예측 모델 흐름도
Fig. 8. DNN-based injection molding failure prediction model flow chart

(Non-linear)적인 연산을 수행하기도 한다. 여러 층의 은닉층을 가진 DNN은 수많은 함수를 구현할 수 있는 장점이 있으며, 일반적으로 우수한 성능을 보이는 것으로 검증되었다⁸⁾.

러한 DNN은 그림 9.에서와 같이 신경망의 예측 결과값과 실제값의 차이를 기준으로 손실 함수(loss function)를 통하여 신경망의 성능을 평가하고, BP (Backpropagation) 알고리즘을 이용하여 학습한다.

이때, 가중치(Weights)들은 아래의 식(1)을 이용하여 확률적 경사 하강법(Stochastic gradient descent)을 이용하여 갱신된다. 여기서, η 는 학습률(Learning rate)이고, C 는 비용함수(Cost function)이다.

$$\Delta w_{ij}(t+1) = \Delta w_{ij}(t) + \eta \frac{\partial C}{\partial w_{ij}} \quad (1)$$

사출성형품의 불량예측 모델에서 사용하는 활성화 함수는 Softmax를 이용한다. Softmax 함수는 식(2)와 같다. p_j 는 클래스 확률(Class probability)이고, x_j 와 x_k 는 각 Unit j , Unit k 로의 전체 입력을 표시한다.

$$P_j = \frac{\exp(x_j)}{\sum_k \exp(x_k)} \quad (2)$$

손실함수는 교차엔트로피를 이용하며, 식(3)과 같다.

$$C = - \sum_j \Delta d_j \log(p_j) \quad (3)$$

d_j 는 출력 Unit j 에 대한 목표확률(Target

Probability)이고, p_j 는 활성화 함수 적용 결과 Unit j 에 대한 출력 클래스 확률이다.

각 신경망의 가중치를 변화시키에 따라 이 손실 함수의 값은 변화되고, 모델의 학습 과정에서는 손실 함수를 최소화하는 신경망의 모수를 찾는 방식으로 학습을 진행한다. 여러 개의 신경망을 쌓게 되면 보다 복잡하거나 높은 차원의 결정 경계를 찾을 수 있으므로 최근 신경망 연구의 대다수는 매우 깊은 모델을 구축하여 사용한다. 신경망의 구조적 특성상 노드의 개수, 노드별 활성화 함수, 신경망의 개수, 손실 함수 등의 조합 가능한 값이 매우 많이 존재하므로 모델 학습 시에 주어진 데이터에 적합한 값들을 찾는 것이 중요하다.

사출성형 불량예측을 위한 DNN 모델은 그림 6.에서와 같이 IIOT, PLC, 각종 센서들로부터 공정변수(온도, 시간, 압력, 속도 등)데이터를 입력받아, 입력된 데이터분석을 통하여 양품/불량 판별을 하고, 불량시 불량유형을 예측하여, 불량내용 및 불량에 따른 사출성형조건 정보를 모바일을 통하여 각 담당자 및 관리자에게 통보하여 즉시 시정 조치토록 한다.

V. 결 론

제조산업의 핵심이되는 뿌리산업에 대한 제조혁신의 필요성에 따라 정부는 다양한 정책으로 중소뿌리산업을 지원 하고 있다.

하지만, 현재 국가에서 추진하고 있는 다양한 중소기업 지원 정책들은 대부분의 중소기업들에 있어서는 인력, 자금등의 어려움으로 인하여 경영개선에 있어 한계가 있다.

본 논문에서는 사출기 및 금형의 각종 공정변수 데이터를 IIOT, 센서, PLC로부터 실시간으로 취합하여, DNN기반 사출성형 불량 예측 모델을 통하여 양품 및 불량품의 유형을 판별하고, 실시간 분석된 불량정보는 모바일을 통하여 담당자 및 관리자에게 통보하여 즉시 시정조치토록 하는 시스템 설계를 제안한다. 이를 통하여 제조현장의 생산성 저하 요인인 불량률, 비가동율을 감소시키는 실질적인 현장 개선을 이루리라 기대한다.

또한 사출성형 불량예측 시스템의 사례를 기반으로 타 업종에도 업종별 특성에 맞는 불량예측 시스템의 수평전개가 가능하리라 생각한다. 본 논문에서 제시된 불량 예측 시스템이 대기업, 중견기업에 비하여 상대적으로 낙후되어 있는 중소뿌리산업의 제조경쟁력 강

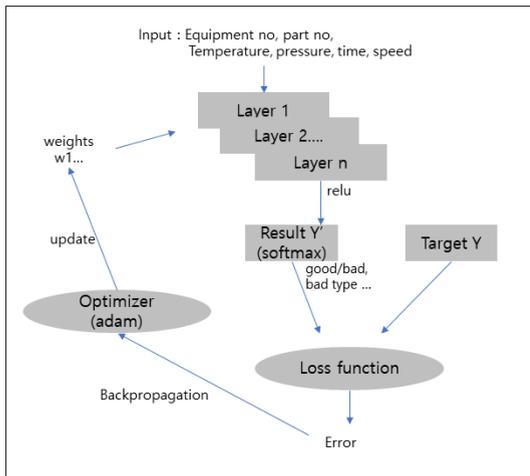


그림 9. DNN 모델링 알고리즘
Fig. 9. DNN modeling algorithm

화를 위한 중요한 모멘텀(momentum)이 될 수 있을 것이라 기대한다.

향후 연구에서는 이러한 DNN 기반의 불량 예측 시스템을 SPC(Statistical Process Control) 시스템과 연계하여 종합적인 제조혁신 체계를 구축하기 위한 노력을 지속적으로 하고자 한다.

References

- [1] Root 4.0 Competitiveness Enhancement Masterplan, *State affairs review and coordination meeting*, 2020.
- [2] S. C. Lee and H. G. Lee, "A study on the importance of change management after the introduction of ERP: From the perspective of information competency," *Manag. Bohak Res.*, vol. 17, no. 1, pp. 1-30, 2007.
- [3] S. H. Lee and D. W. Lee, "A study on intelligent production information in digital convergence," *J. Digital Convergence*, vol. 12, no. 2, p. 297, Feb. 2014, from <https://doi.org/10.14400/JDC.2014.12.2.295>
- [4] D. Y. Lee, J. I. Zhang, J. H. Jang, S. H. Yoo, and C. H. Lee, "A study on MES construction for automobile plant in china," *J. Korea Safety Manag. & Sci.*, vol. 14, no. 4, pp. 266-267, Dec. 2012, from <https://doi.org/10.12812/ksms2012.14.4.265>
- [5] B. Ozcelik and T. Erzurumlu, "Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm," *J. Mater. Process. Technol.*, vol. 171, no. 3, pp. 437-445, 2006.
- [6] S. Taghizadeh, A. Özdemir, and O. Uluer, "Warpage prediction in PlasticInjection molded part using artificial NeuralNetwork," *Iranian J. Sci. and Technol., Trans. Mechanical Eng.*, vol. 37, no. M2, p. 149, 2013.
- [7] R. X. Gao, "Online product quality monitoring through in-process measurement," *CIRP Annals-Manufacturing Technol.*, vol. 63, no. 1, pp. 493-496, 2014.
- [8] I. K. Cheon, *Artificial intelligence (machine*

learning and deep learning with Python), Infinity Books, 2020.

- [9] T. H. Jo, *Everyone's Deep Learning*, Gilbert, 2020.

여 성 구 (Seong-koo Yeo)



1993년 8월 : 한양대학교 산업공학과 석사
 2020년 3월~현재 : 호서대학교 벤처대학원 융합공학과 박사과정
 <관심분야> 딥러닝, 클라우드, 빅데이터, 융합공학

박 대 우 (Dea-woo Park)



2004년 2월 : 숭실대학교 대학원 컴퓨터공학과 공학박사
 2007년 3월~현재 : 호서대학교 벤처대학원 융합공학과 교수
 <관심분야> 사이버보안, 정보보호, 해킹포렌식, ICT, 네트워크, 인공지능

[ORCID:0000-0003-4073-2065]