

제조 현장의 비정상 데이터 분류를 위한 기계학습 기반 접근 방안 연구

신현준 · 오창현*

Machine Learning based on Approach for Classification of Abnormal Data in Shop-floor

Hyun-Juni Shin · Chang-Heon Oh*

Department of Electrical, Electronics & Communication Engineering, Korea University of Technology and Education(KOREATECH), Cheonan 31253, Korea

요 약

스마트 공장은 미리 입력된 프로그램에 의해 생산시설이 수동적으로 움직이는 공장 자동화 작업 방식과는 달리, 생산 설비 스스로 작업 방식을 결정하여야 한다. 생산 설비 스스로 작업 방식을 결정이라 함은, 이를테면 제조 현장에서 설비의 노후, 문제 발생 예측, 제품의 불량 검출 등과 같은 이상 징후가 발생할 시 이를 조기에 발견한 후 스스로 문제를 해결하는 것을 의미한다. 본 논문에서는 제조 현장의 제조 공정 이상 징후 감지를 위해 대기행렬을 이용한 제조 공정 모델링을 제시하고 해당 모델링에서 이상 징후를 기계학습 기술 중 하나인 SVM을 이용하여 이를 감지하도록 한다. 해당 대기행렬을 M/D/1을 사용하였으며, μ , λ , ρ 를 기반으로 컨베이어 벨트 제조 시스템을 모델링하였다. SVM을 이용하여 ρ 의 변화량을 통해 이상 징후를 감지했다.

ABSTRACT

The manufacturing facility is generally operated by a pre-set program under the existing factory automation system. On the other hand, the manufacturing facility must decide how to operate autonomously in Industry 4.0. Determining the operation mode of the production facility itself means, for example, that it detects the abnormality such as the deterioration of the facility at the shop-floor, prediction of the occurrence of the problem, detection of the defect of the product. In this paper, we propose a manufacturing process modeling using a queue for detection of manufacturing process abnormalities at the shop-floor, and detect abnormalities in the modeling using SVM, one of the machine learning techniques. The queue was used for M / D / 1 and the conveyor belt manufacturing system was modeled based on μ , λ , and ρ . SVM was used to detect anomalous signs through changes in ρ .

키워드 : 기계학습, 지도학습, 제조 현장, 비정상 데이터

Key word : Machine learning, Supervised Learning, Shop-floor, Abnormal Data

Received 25 October 2017, Revised 30 October 2017, Accepted 03 November 2017

* Corresponding Author Chang-heon Oh(E-mail:choh@koreatech.ac.kr, Tel:+82-41-560-1187)

Department of Electrical, Electronics & Communication Engineering, Korea University of Technology and Education, Cheonan, 31253, Korea

Open Access <https://doi.org/10.6109/jkiice.2017.21.11.2037>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

산업 4.0은 독일 제조업이 직면한 사회, 기술, 경제, 생태, 정치 부문의 변화에 ICT를 접목해 총력적으로 대응하겠다는 전략으로 사물인터넷과 기업용 소프트웨어, 위치정보, 보안, 클라우드, 빅데이터, 가상현실 등 ICT 관련 기술들을 적극 활용하는 스마트 공장을 목표로 한다. 스마트 공장은 미리 입력된 프로그램에 의해 생산시설이 수동적으로 움직이는 공장 자동화 작업 방식과는 달리, 생산 설비 스스로 작업 방식을 결정하여야 한다. 전 세계적으로 제조 선진국들은 공통적으로 생산인구가 빠르게 감소하면서 노인부양비율은 급등하고 있다[1-4]. 이러한 생산인구 감소는 제조업의 근간인 노동 생산성에 영향을 줄 수밖에 없기에 이를 보완하고 미래 경쟁력 확보를 위한 제조업의 진화가 필요하여, 산업 4.0이 등장하였다. 생산 설비 스스로 작업 방식을 결정이라 함은, 이를테면 제조 현장에서 설비의 노후, 문제 발생 예측, 제품의 불량 검출 등과 같은 이상 징후가 발생할 시 이를 조기에 발견한 후 스스로 문제를 해결하는 것을 의미한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 최근 제조업에서는 기계학습, 인공 지능, 딥 러닝 등을 활용하는 연구가 진행되고 있다.

본 논문에서는 제조 현장의 제조 공정 이상 징후 감지를 위해 대기행렬을 이용한 제조 공정 모델링을 제시하고 해당 모델링에서 이상 징후를 기계 학습 기술 중 하나인 SVM(support vector machine)을 이용하여 이를 감지하도록 한다.

논문의 구성으로 2장에서는 제조 공정 모델링을 위한 관련 연구에 대해 설명한다. 3장에서는 제조 공정 모델링을 제시한다. 4장에서는 모의실험을 통해 제안하는 시스템의 검증 및 결과에 대해 설명한다. 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

본 장에서는 모의실험의 기반이 되는 제조 공정 모델링에 관련 연구들에 대해 설명한다.

2.1. 대기행렬 이론

대기행렬 이론은 무작위로 발생하는 수요에 서비스

를 제공하는 시스템의 행동을 예측하는데 유용한 모델을 만든다. 또한 복잡한 환경에 대한 설명을 허용하는 생산 직업에 대한 통계적 분포를 고려하다. 실제로 생산 시스템을 모델링 할 때 대기행렬 이론의 주요 이점은 시스템의 평균 시간, 평균 서비스 시간, 평균 작업 시간, 시스템의 평균 고객 수, 임의의 수의 고객이 시스템에 있을 확률 등이 있다.

이 관점에 따르면 대기행렬 이론을 사용하면 환경에 일정한 불확실성이 있는 경우에도 생산 시스템을 신속하게 모델링 할 수 있다. 이러한 불확실성은 대기행렬 모델의 도착 및 서비스율과 같이 매개변수의 통계적 분포에 의해 관리가 가능하다.

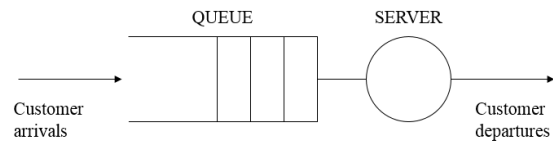


Fig. 1 Queue of machine.

그림 1은 일반적인 대기행렬 이론에 대한 내용으로 생산의 입력, 출력, 대기 열, 서비스 시간을 나타내고 있다.

Table. 1 Notation of the queueing models

Symbol	Units	Description
λ	Job/h	Mean arrival rate of jobs at the system
μ	h	Mean service of jobs in the system
ρ	%	Utilization coefficient of the department

표 1은 채택된 표기법과 관련된 매개 변수에 대한 설명이다. 일반적으로 사용되는 매개 변수는 λ , μ , ρ 이다. ρ 는 일정 기간 동안 서버가 얼마나 사용되고 있는지를 설명하는 중요한 매개 변수이다.

2.2. 기계학습 방법

데이터 분류를 위한 지도학습의 종류로는 의사결정 트리, SVM, KNN, ANN, 나이브 베이즈 등 다양한 알고리즘이 존재한다. 이들은 구조의 설계를 위해 많은 시간과 노력이 필요하다는 단점도 제기 되었다. 본 논문에서는 제조 현장의 이상 징후 감지를 위해 기계 학

습 기술 중 하나인 SVM을 이용하여 이를 해결하도록 한다.

1995년 vapnik에 의해 제안된 SVM은 입력되는 데이터를 두 집단으로 분리하고 분석하는 학습 알고리즘이다. 그림 2는 일반적인 SVM을 표현한 것으로 데이터 분리를 위해, 데이터의 반대 집단에서 가장 멀리 떨어진 서포트 벡터를 찾아서 두 집단으로 나누는 기준인 초평면을 정하고, 여백을 계산한다. SVM은 조정해야 할 매개 변수의 수가 많지 않아 비교적 간단하게 학습에 영향을 미치는 요소들을 규명할 수 있는 장점이 있다[5-7].

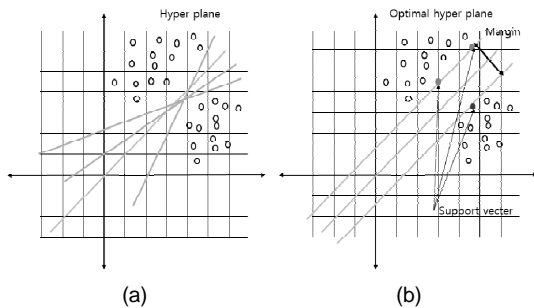


Fig. 2 Compositions of support vector machine

III. 제조 현장의 비정상 데이터 분류를 위한 기계학습

스마트 공장은 기계, 컨베이어 벨트 및 제품과 같은 물리적 객체를 정보시스템과 통합하여 유연하고 민첩한 생산을 구현한다. 본 장에서는 컨베이어 벨트 제조 현장 및 이상 징후 발생 이벤트를 모델링한다.

그림 3은 컨베이어 벨트 제조 현장의 가상 모델이다. 해당 모델은 제품이 입력되며 각 장비에서 생산품을 제조 후 다음 생산라인으로 운반한다. 특정 장비의 공정 시간이 오래 걸리거나 줄어들게 된다면 입력 수량에 변화가 있을 수 있지만, 이는 장비의 장애 또는 고장을 의미할 수 있다. 이러한 경우에는 해당 장비의 공정 작업을 중단하고 다른 장비로 작업 순서를 변경할 필요가 있다.

본 논문에서는 장비의 공정 시간 및 제품 입력 시간 그리고 장비의 가동률을 기반으로 SVM을 훈련 및 실험을 진행한다.

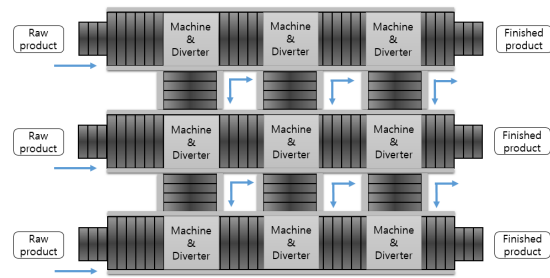


Fig. 3 Shop-floor modeling of conveyor belt

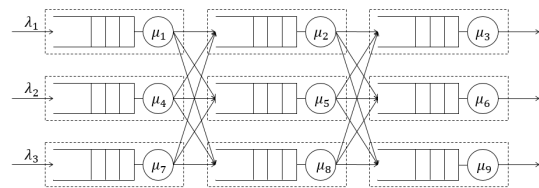


Fig. 4 Queuing network model

그림 4는 개방 대기행렬 네트워크 모델을 나타낸다. 그림 3의 컨베이어 벨트를 대기행렬 모델로 묘사하였다. 모델링 구현 및 모의실험을 위해 다음과 같은 가정을 따른다.

1. 입력 생산품의 도착시간은 포아송 분포를 따른다.
2. 장비의 큐와 서버는 M/D/1 대기행렬을 따른다.

포아송 분포는 단위 시간 안에 어떤 사건이 몇 번 발생할 것인지를 표현하는 이산 확률 분포로써 시행 횟수가 충분히 많고, 확률이 충분히 작은 경우에는 포아송 분포로 근사해서 문제에 접근할 수 있다. M/D/1 대기행렬은 도착 시간은 지수분포를 따르며, 서비스 시간이 무작위가 아닌 확정적인 경우에 사용되는 모델로써, 생산 시스템 내에서 장비의 작업 시간은 일정하고 장비의 수는 한 대로 설정함으로써 단일 서버이다.

Table. 2 M/D/1 queue parameter

Input parameter		
λ	μ	ρ
0.1 ~ 0.9	0.1 ~ 1	0 ~ 1

표 2는 해당 모델에서 사용되는 M/D/1의 매개변수로써, 평균 도착률(λ)과 평균 서비스률(μ)을 나타낸다.

M/D/1 큐에서 다음과 같은 관계를 얻을 수 있다[8].

$$\rho = \frac{\lambda}{\mu} \quad (1)$$

그림 5는 식 (1)을 통해 세 매개변수의 상관관계를 나타낸 그림이다. 해당 시스템에 머신러닝 기술인 SVM을 이용하여 제조 공정상의 품질을 확인하기 위해서는 입력되는 데이터를 두 집단으로 나눌 필요가 있다. 두 집단으로 나누기 위해서는 입력 매개변수가 필요하며, 여기서는 λ , μ 가 사용된다. λ 의 비율에 따라 얻어진 ρ 의 결과 및 제조 과정 중 μ 를 변경함으로써 얻어진 ρ 를 두 집단으로 교육 및 실험을 한다.

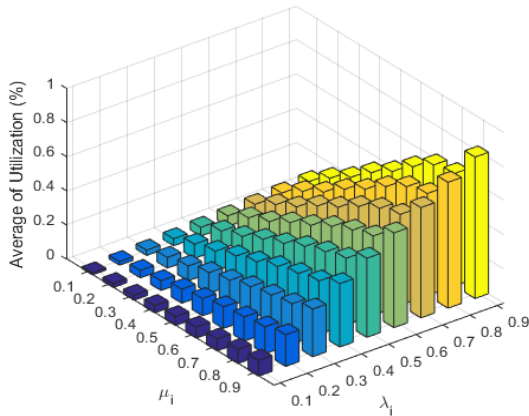


Fig. 5 Parameter correlation

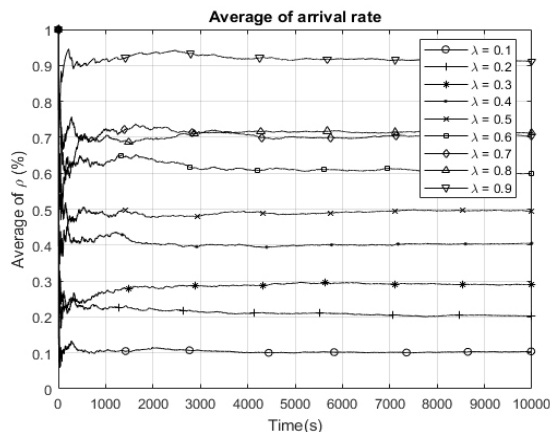


Fig. 6 Variation of utilization

그림 6은 각 λ 를 통한 ρ 의 변화를 보여준다. 일정 시간이 지나면 μ 및 평균 ρ 은 유사한 값을 보인다.

IV. 모의실험

본 논문에서는 이산 이벤트 시뮬레이션인 matlab SimEvents를 통해 모델을 구현했다[9].

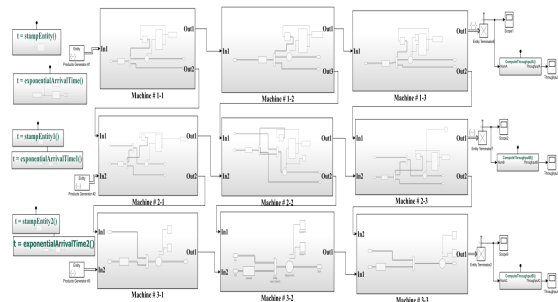


Fig. 7 Shop-floor implement

그림 7은 생산 현장의 컨베이어 벨트를 구현하였다. 초기 생산품의 생성 시간 및 각 장비의 공정 시간을 조절할 수 있으며, 생산품의 생산 개수를 확인한다.

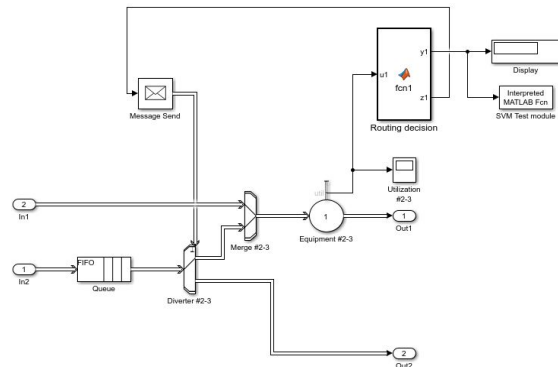


Fig. 8 Machine process block

그림 8은 각 장비의 블록 내부이다. M/D/1 시스템을 기준으로 장비의 μ 를 고정 시킨 후에 이벤트 발생에 따라 μ 를 변경 시킨다.

그림 9는 교육 및 실험 결과로써, x축은 0.1 ~ 0.9의 λ , y축은 ρ 의 평균값을 나타낸다.

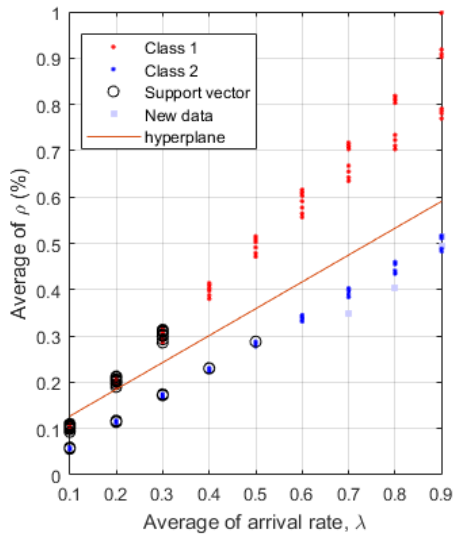
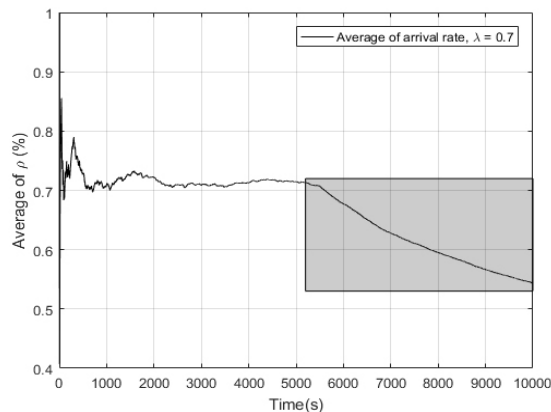


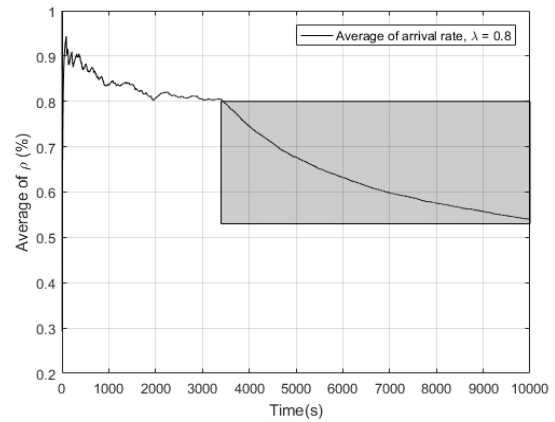
Fig. 9 Predict abnormal data using SVM

실험은 λ , μ 를 고정하고 후 ρ 의 평균값을 얻는 방식을 0.1부터 0.9까지 반복 실험하였다. 이 때 장비의 이상 상황이 발생하지 않는 경우는 ‘class 1’, μ 의 값이 변경될 때는 ‘class 2’로 설정하였다. 이러한 결과를 통해 정해진 분류에 따라 이상상황이 발생하는 것을 분류할 수 있다. 새로 입력된 데이터는 ‘class 2’로 분류되는 것을 확인할 수 있다. 이는 새로운 데이터가 초평면 아래에 위치하기 때문이다.

본 논문에서 제안한 SVM 기반 동적 재구성 생산 시스템의 성능을 검증하기 위해 이상상황이 발생하기 전과 후의 서버 ρ 를 비교하였다.



(a) Event occurrence in machine # 1-3 (t=5,200)



(b) Event occurrence in machine # 2-3 (t=3,400)

Fig. 10 Simulation results for server ρ during event occurrence

그림 10의 (a) 및 (b)는 $t = 5,200$ 과 $3,400$ 에서 이상 상황이 발생한 후의 ρ 변화를 나타낸다. 이상 상황은 장비의 과 부하 또는 속도 저하 같은 상황을 나타내므로 ρ 는 낮아지거나 높아진다. 이러한 ρ 의 평균값은 그림 9에서 ‘class 2’로 분류된다.

V. 결론

본 논문에서는 제조 현장의 제조 공정 이상 징후를 감지하기 위해 대기행렬을 이용한 제조 공정 모델링을 제시하고 해당 모델링에서 이상 징후를 기계학습 기술 중 하나인 SVM을 이용하여 이를 감지하였다. 대기행렬은 M/D/1을 사용하였으며, μ , λ , ρ 를 기반으로 컨베이어 벨트 제조 시스템을 모델링하였다. SVM을 이용하여 ρ 의 변화량을 통해 이상 징후를 감지했다.

향후 연구로는 SVM뿐만 아니라 다양한 지도학습 기반의 기계학습들을 이용하여 이상 징후를 감지한 후 그에 따라 시스템을 재구성하는 방안을 모색할 것이다.

REFERENCES

[1] M. Taisch, B. Stahl and G. Tavola, “ICT in Manufacturing: Trends and Challenges for 2020 - an European View,” *Industrial Informatics (INDIN)*, In Proceedings of the IEEE

- International Conference on*, Houston, USA, pp. 941-946, Sep. 2012.
- [2] J. M. Park, "Technology and Issue on Embodiment of Smart Factory in Small-Medium Manufacturing Business," *The Journal of The Korean Institute of Communication Science*, vol.40, no. 12, pp. 2491-2502, Dec. 2015.
- [3] J. B. Kim, "An Empirical Study on the Success Cases of Digital Manufacturing System Implementation in Manufacturing Industry-Focused on Smart Factory," *Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology*, vol.5, no.4, pp. 1-8, Aug. 2015.
- [4] K. W. Cho, M. H. Jeon and C. H. Oh, "Development of Equipment Control System based on DB Access Method for Industrial IoT," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 20, no. 6, pp. 1142-1147, Jun. 2016.
- [5] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-vector Networks," *Machine Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273-297, Sep. 1995.
- [6] M. D. Odom and R. Sharda, "A Neural Network Model for Bankruptcy Prediction," *In Proceedings of the International Joint Conference on Neural networks*, San Diego, USA, pp. 163-168, Jun. 1990.
- [7] Y. G. Oh, H. S. Park, A. R. Yoo, N. H. Kim, Y. H. Kim, D. C. Kim, J. U. Choi, S. H. Yoon and H. J. Yang, "A Product Quality Prediction Model Using Real-Time Process Monitoring in Manufacturing Supply Chain," *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, vol. 39, no. 4, pp. 271-277, Aug. 2013.
- [8] B. U. Narayan, *An Introduction to Queueing Theory Modeling and Analysis in Application*, 2nd ed. Birkhauser, United States, 2008.
- [9] A. A. Alsebae, M. S. Leeson and R. J. Green, "SimEvents-based Modeling and Simulation Study of Stop-and-Wait Protocol," *In Proceedings of the International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC)*, Cairo, Egypt, pp. 239-244, Aug-Sep 2013.



신현준(Hyun-Jun Shin)

2013년 3월 ~ 현재 한국기술교육대학교 전기전자통신공학과 박사수료
 2013년 2월 한국기술교육대학교 전기전자통신공학과 공학석사
 2011년 2월 남서울대학교 전자공학과 공학사
 ※관심분야 : 산업 4.0, 스마트 공장, Cyber-Physical system, Wireless sensor N/W, Wireless localization, Channel coding, Machine learning



오창현(Chang-Heon Oh)

1988년 2월 한국항공대학교 항공통신공학과 졸업 공학사
 1990년 2월 한국항공대학교 항공통신정보공학과 졸업 공학석사
 1996년 2월 한국항공대학교 항공전자공학과 졸업 공학박사
 1990년 2월 ~ 1993년 8월 한진전자(주) 기술연구소 선임연구원
 1993년 10월 ~ 1999년 2월 삼성전자(주) CDMA 개발팀 선임연구원
 1999년 2월 ~ 현재 한국기술교육대학교 전기전자통신공학부 교수
 2006년 8월 ~ 2007년 7월 방문교수(University of Wisconsin-Madison)
 ※관심분야 : 이동통신, 무선통신, Wireless Sensor N/W, CR