**Machine Learning Application in Manufacturing System**

**< Experimental result & analysis >**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 1. Report on the simulation results.  |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  | | Part Quality Percentage | | | | | 65% | 75% | 85% | 95% | | Good | TH | 63 | 108.4 | 177.4 | 255.6 | | Bad | Cell 1 | 68.2 | 56.5 | 42.9 | 16.1 | | Cell 2 | 77.9 | 61.9 | 38.4 | 13.8 | | Cell 3 | 64.9 | 54.9 | 39.3 | 12.6 | | Cell 4 | 59.3 | 51.9 | 35.3 | 13.2 |   Arena 상에서, Good parts와 각 Scrap parts를 counter를 통해 기록했으므로, User specified > Counter에서 각 값을 찾았다.  Part Quality Percentage 65%    Part Quality Percentage 75%    Part Quality Percentage 85%    Part Quality Percentage 95%    Part Quality Percentage가 65%부터 95%까지 증가하면서, Good parts의 TH는 증가하고 이와 반대로 Bad parts의 TH는 감소한다. 즉, Part Quality의 개선으로부터 OOE가 긍정적으로 변화한다. |

**< Discussion & conclusion >**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **(1) Discuss ways to improve the OEE in perspective of availability and performance and show the simulation results with improvement.**  Overall Equipment Effectiveness인 OEE는 생산성에 대한 표준 평가 지표로,  와 같이 산출된다. 즉, availability, performance, quality 세 가지 중 하나를 증가시킴으로써 TH가 증가할 수 있다. 위 experiment로부터 Part Quality의 개선에 따른 결과를 파악했다. Availability와 performance 역시 실험을 통해 OOE의 개선을 이끌어낼 수 있는지 확인해보았다.  i) Availability  Availability는 계획된 생산을 중단하는 모든 이벤트(계획되지 않은 중단 및 계획된 중단)를 고려한다. 따라서, MTTF와 MTTR의 조정을 통해 Availability가 TH에 미치는 영향을 살펴보았다. () 기존과 달리 Resource에 Failure을 추가하여 구현했으며, 이전과 같이 0.65, 0.75, 0.85, 0.95로 Availability를 변화하며 비교했다. 단, 이번에는 Number out으로 비교했다.  참고로, Part Quality Percentage는 이전 실험 중 하나인 75%로 고정한 채 비교를 수행했다.   |  |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | --- | |  | | Availability (MTTF, MTTR) | | | | | 0.65 (65, 35) | 0.75 (75, 25) | 0.85 (85, 15) | 0.95 (95, 5) | | Number out | Cell 1 | 75.5 | 82.8 | 83.9 | 83 | | Cell 2 | 71.7 | 80 | 83.5 | 85.6 | | Cell 3 | 74.3 | 81.1 | 83 | 84.7 | | Cell 4 | 69.3 | 80.2 | 82.2 | 80.3 |   Availability 0.65    Availability 0.75    Availability 0.85    Availability 0.95    높은 Availability에서 더 높은 Number out을 관찰할 수 있다. 즉, Availability의 개선은 OEE 개선으로 이어진다.  ii) Performance  Performance는 제조 공정이 가능한 최대 속도 미만으로 실행되는 모든 것을 고려한다. Run time의 비율이기도 한 Performance에 따른 TH의 변화를 살펴보기 위해, Failure에 setup을 추가적으로 고려했다. 인 setup을 아래와 같이 구현했다.    참고로, Part Quality Percentage는 이전 실험 중 하나인 75%로 고정한 채 비교를 수행했다.   |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | |  | | Performance | | | No Setup | Setup | | Number Out | Entity | 333 | 333 | | Cell 1 | 86.9 | 79.2 | | Cell 2 | 83.2 | 75.5 | | Cell 3 | 82.8 | 75.1 | | Cell 4 | 80.7 | 68.8 |   No Setup    Setup    Setup이 없는 경우, 있는 경우보다 TH가 더 높은 것을 확인할 수 있다. 즉, Availability의 개선은 OEE 개선으로 이어진다.  **(2) Suggest other data that can be collected in the manufacturing system to improve the OEE.**  OEE를 통해 생산 시스템의 개선 방법을 도출할 수 있는 만큼, 측정과 개선을 위한 노력이 이어지고 있다. 위 실험과 토의에서 살펴본 바와 같이, Quality, Availability, Performance 개선을 통해 OEE를 향상시킬 수 있다. 그런데, 이 세 측면 이외의 데이터 수집으로도 OEE를 향상시킬 수 있다.  먼저, 생산 시스템에 사용되는 설비에 대한 정보를 활용할 수 있다. 예를 들어, 생산 속도 데이터를 통해 주기 시간 및 기계 속도를 포함하여 생산 프로세스의 속도를 모니터링하고 이 데이터를 분석하면 생산 속도를 높일 수 있는 영역을 식별하여 OEE를 개선할 수 있다. 또한, 에너지 소비 데이터를 수집하여 제조 장비 및 프로세스의 에너지 소비를 추적할 수 있다. 에너지 사용 패턴을 분석하여 에너지 효율 개선 및 비용 절감 기회를 파악할 수 있다. 유지보수 데이터를 통해 예방 유지보수 일정, 수행된 유지보수 작업, 장비 고장률과 같은 장비 유지보수 활동에 대한 데이터를 수집할 수도 있다. 이 데이터는 유지 관리 전략을 최적화하고 계획되지 않은 가동 중지 시간을 줄이며 장비 안정성을 개선하는 데 도움이 될 수 있다.  또한, 생산 시스템을 다루는 인력에 대한 데이터 역시 활용할 수 있다. changeover time 및 운영자 효율성과 같은 데이터를 수집하고 분석하면 교육, 프로세스 개선 및 리소스 할당을 위한 기회를 발견할 수 있다.  활용 측면에서는, ERP / MES system을 활용한다면 앞서 수집한 데이터를 통해 OEE를 개선할 수 있다. 특히, MES는 생산과정 중간중간 계속해서 실시간으로 데이터를 수집하고 관리하기 때문에, 이러한 생산과정에서 발생하는 모든 이슈에 대해 기록이 남고 컨트롤할 수 있다. 따라서 불필요한 시간 및 비용을 줄일 수 있으며, 제품의 품질 향상과 업무 환경 개선으로 이어져 생산 과정 전체의 효율성을 증가시킬 수 있다.  스마트 팩토리의 도입과 사물인터넷(IoT)의 활용도 OEE를 개선시킬 수 있다. IoT 기기를 통해 설비와 공정에 대한 데이터가 실시간으로 수집, 전달, 분석됨으로써 비효율적인 활동을 줄이거나 문제를 사전에 발견하는 데에 큰 도움을 줄 수 있다.  이러한 추가 데이터를 수집하고 앞서 말한 방식을 통해 분석, 관리하면 제조 시스템을 더 깊이 이해하고 개선이 필요한 영역을 식별하며 OEE를 향상시키기 위한 데이터 기반 의사 결정을 내릴 수 있다.  **(3) Discuss about the advantages of using machine learning algorithm and data analytic in the manufacturing system (Referring back to Lab #1’s discussion question about the EOQ and (Q, r) model’s limitations).**  앞서 다루었던 바와 같이, EOQ및 (Q, r) 모델과 같은 기존 재고 관리 모델에는 몇 가지 한계가 있다. 그런데 기계 학습과 데이터 분석을 생산 시스템에 도입함으로써 그 한계점들을 보완하거나, 다른 이점을 얻을 수 있다.  기존 모델의 한계점 개선을 먼저 살펴보면, EOQ 및 (Q, r) 모델 모두 정적이고 결정적인 수요를 가정한다. 이로부터 실제 세상의 동적이고 불확실한 수요를 반영하지 못한다는 점이 치명적이다. 그러나 기계 학습 알고리즘은 변동성과 계절성을 설명하는 수요 예측 기술을 통합하여 이러한 제한을 해결할 수 있다. 수요 예측의 분야인 Time series forecasting 분야의 경우 XGBoost 등의 모델을 통해 높은 성능을 보이고 있다.  특히, EOQ 및 (Q, r) 모델은 일반적으로 과거 수요 및 재고 데이터에 의존하며 재고 결정에 영향을 미칠 수 있는 상황 정보를 간과한다. 그러나 일반적으로 시장 동향, 고객 선호도 또는 공급업체 실적과 같은 외부 요인 역시 분명히 고려되어야 할 것이다. 머신 러닝 알고리즘은 고객 행동, 시장 동향 등 광범위한 외부 데이터까지 및 생산 데이터와 통합하여 재고 관리에 대한 보다 포괄적이고 상황 인식적인 접근 방식을 제공할 수 있다.  추가로, 제조 시스템에는 종종 생산 능력, 리드 타임, 공급업체 신뢰도와 같은 여러 변수 간의 복잡한 상호 작용이 포함되는데, EOQ 및 (Q, r) 모델은 이러한 상호 작용을 지나치게 단순화하여 최적이 아닌 재고 결정으로 이어질 수 있다. 기계 학습 알고리즘은 이러한 상호 작용의 복잡성을 처리하여 최적화된 의사결정을 제공할 수 있다.  나아가, 기계 학습 알고리즘은 기존 모델과 달리 실시간 데이터를 분석하여 역동적인 제조 조건에 대응하여 더 빠르고 적응력이 뛰어난 의사 결정을 가능하게 한다.  기계 학습의 추가적이 이점 역시 존재한다.  머신 러닝을 도입함으로써 센서 데이터와 과거 유지보수 기록을 분석하여 장비 고장이 발생하기 전에 예측할 수 있다. 이를 통해 사전 예방적 유지 관리가 가능하여 계획되지 않은 가동 중지 시간을 줄이고 전체 장비 효율성(OEE)을 높일 수 있다.  또한, 기계 학습을 통해 생산 데이터 및 품질을 분석하여 잠재적인 품질 문제를 나타내는 패턴과 이상 현상을 식별할 수 있다. 이는 이상치 탐지 (Anomaly Detection) 분야로서 많은 연구가 진행되었고 우수한 성능을 보이고 있다. 이를 통해 결함을 조기에 감지하고 실습에서 다룬 바와 같이 스크랩되는 entity의 비율을 줄이며 제품 품질을 향상시킬 수 있다.  나아가, 데이터 분석을 통해 복잡한 제조 프로세스에 대한 통찰력을 발견하여 파라미터를 최적화하고 미세 조정할 수 있다. 이 때 기계 학습을 통해 최적의 프로세스를 식별하고 병목 현상을 제거하여 효율성과 생산성을 향상시킬 수 있다.  앞선 문제에서 수집하면 좋은 데이터로 언급한 에너지 효율성 역시 기계 학습 알고리즘으로 에너지 소비를 최적화하고 낭비를 줄여 비용 절감 및 지속 가능성 이점을 얻을 수 있다.  마지막으로, 고객 피드백, 시장 동향 및 제품 사용 데이터를 분석하여 제품 혁신에 대한 통찰력을 제공할 수 있다. 답의 전반부에서 언급한 이 데이터를 통한 수요 예측 뿐만 아니라, 신제품 개발, 고객 맞춤화, 시장 경쟁력 유지에도 기계 학습을 적용할 수 있는 것이다.  즉, 기계 학습 및 데이터 분석의 강점을 기존의 EOQ 및 (Q, r) 모델과 결합하거나 대체함으로써 제조시스템은 기존의 한계 극복, 비용 최적화, 고객 만족도 개선을 통해 운영 효율성을 높일 수 있다.  그러나, 기계 학습은 그 복잡성으로 인해 의사 결정에 대한 기준이 명확하지 않을 수 있다. 따라서 공정성, 책임성 및 투명성 요구사항의 증가로 인해 어려움을 겪고 있기도 하다. |