

실시간 건설기계 데이터 처리 및 이상 유무 예측 시스템

김찬협⁰, 안재훈(교신저자)^{*}, 한재승^{*}, 김영환^{*}

⁰전자부품연구원 휴먼케어시스템연구센터

e-mail: atyx300@keti.re.kr⁰, corehun@keti.re.kr^{*}, {wotmd127, yhkim93}@keti.re.kr^{*}

Real-time construction machine data processing and fault prediction system

Chan-Hyup Kim⁰, Jae-Hoon An^{*}, Jae-Seung Han^{*}, Young-Hwan Kim^{*}

⁰Human Care System Research Center, Korea Electronics Technology Institute

● 요약 ●

본 논문에서는 Digital Twin 기반 건설기계 지능화를 위한 실시간 건설기계 데이터 처리 및 이상 유무 예측 시스템을 제안한다. 이 시스템은 빅 데이터 분산처리 기반으로 실시간 스트리밍 처리가 가능하며, CEP(Complex Event Processing)의 Sliding Window Operator를 활용한 Rule 적용을 통해 건설기계 데이터 처리 및 분석한다. 분석된 결과로 건설기계의 실시간 이상 유무를 판단할 수 있으며, 결과를 기반으로 Deep Learning 기술을 적용하고 학습된 모델을 통해 건설기계의 이상 유무를 예측하여 원활한 부품관리를 할 수 있다.

키워드: Digital Twin, Complex Event Processing, Deep Learning

I. Introduction

건설 기계의 발달로 인해 건설 기계는 다양해지고 세밀해졌지만, 급증하는 건설기계 부품관리 문제와 국가 간 기술 격차 감소로 인해 경쟁력 하락, 건설 현장 안정성과 경제성 확보 문제가 대두되고 있다. 이러한 문제에 부딪힌 건설 기계분야는 경쟁력 강화 및 효율적 관리를 위해 제품과 서비스 융합을 통한 서비스 창출이 필요한 상황이다. 이를 위해 건설기계와 서비스를 융합한 건설 기계 지능화는 필수적인 요소로 요구되고 있다. 이에 따라 본 논문에서는 실시간 건설기계 데이터 처리 및 분석이 가능하며, 분석을 기반으로 Deep Learning 기술을 적용하여 이상 유무 예측이 가능한 시스템을 제안하고, 제안한 시스템을 통해 기대되는 효과 및 향후 연구방향을 제시한다.

정보를 얻을 수 있다. 또한 모니터링, 진단등에 사용되어 산업 분야에서 물리적 자산, 시스템 및 제조 프로세스를 최적화하기 위해 사용되고 있으며[2], 인공 지능, 기계학습을 활용하여 지능형 유지관리 시스템 플랫폼에서 활용이 된다.

1.2 CEP

CEP란 여러 스트림데이터 소스를 기준으로 발생한 이벤트를 실시간으로 처리 및 분석하여 의미 있는 데이터를 추출하는 기술이다[3]. 이는 기존의 모든 데이터 수집을 마치고, 수집된 데이터를 기반으로 결과를 도출해내는 것과 달리 현재 진행 중인 상황에서 발생하는 이벤트를 실시간으로 분석하고 대응한다. 예를 들어 “교회의 종이 울리는 소리, 텍시도를 차려입은 남성과 드레스를 입은 여성의 모습, 공기 중 음식냄새” 라는 세 가지 실시간 이벤트로 결혼식이라는 결과를 도출 할 수 있다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 Digital Twin

Digital Twin이란 다양한 목적으로 사용될 수 있는 물리적 자산, 프로세스 및 시스템의 디지털 복제본을 의미하는 것으로 실제 물리모델의 상태 데이터의 변화에 따라 업데이트되고 변경되는 디지털 시뮬레이션 모델을 만드는 기술이다.[1] 이는 시뮬레이션을 통해 실제 물리모델을 관리하고 상태, 생산성, 동작 시나리오에 대한 정확한

1.3 Deep Learning

Deep Learning이란 인공지능을 구성하기 위해 인공신경망을 기반으로 하여 컴퓨터에게 사람의 사고방식을 가르치는 방식이다.[4] 사람의 개입이 필요한 지도학습보다 능동적인 비지도 학습이 결합되어 컴퓨터가 마치 사람처럼 스스로 학습할 수 있는 인공지능 기술이다. 더욱 효과적인 데이터 관리, 빅 데이터 분석을 위해 Deep Learning

알고리즘이 개발되고 있으며, 다양한 Deep Learning 기법들이 음성인식, 신호처리 등의 분야에 적용되어 좋은 결과들을 보여 주고 있다.

III. The Proposed Scheme

1. 시스템 구성 및 설계

Digital Twin 기반 건설기계 자동화 서비스를 제공하기 위해 실시간 데이터 처리 및 이상 유무 예측이 필요하다. 본 논문에서는 실제 건설기계 데이터 수집의 어려움으로 인해 모의 데이터를 생성하여 데이터를 처리 및 분석 하였다.

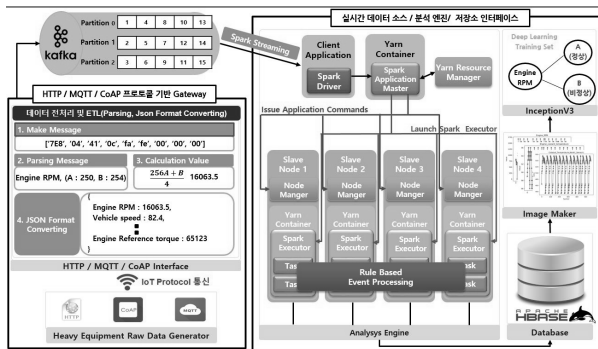


Fig. 1. 시스템 구조

Fig. 1 은 본 논문에서 제안하는 시스템 구조이며, 전체 시스템 구성 모듈은 다음 Table 1과 같다.

Table 1. 시스템 구성 모듈

번	모듈	설명
1	Generator	데이터 생성 및 전송
2	lot-Receiver	데이터 전처리 및 변환
3	Digitaltwin CEP	Rule Based CEP Engine
4	ImageMaker	데이터 그래프 생성
5	InceptionV3	건설기계 이상 유무 예측

2. 시스템 구현

Generator는 데이터 생성 및 전송 모듈로써 HTTP (HyperText Transfer Protocol)Server, CoAP (Constrained Application Protocol)Server, MQTT (Message Queuing Telemetry Transport)Publish로 구성하였다. HTTP, CoAP Server는 Client로부터 Request가 들어올 때 마다 데이터를 생성하여 전송하고, Mqtt Publish는 일정 시간을 주기로 데이터를 생성하여 전송한다. 생성된 데이터는 Engine RPM(Revolutions Per Minute), 냉각수 온도, 속도 등을 포함한 84개의 건설기계 데이터로 구성하였고, OBD(On-Board Diagnostics) Message Format을 사용하여 75bits의 메시지형식으로 전송이 된다.

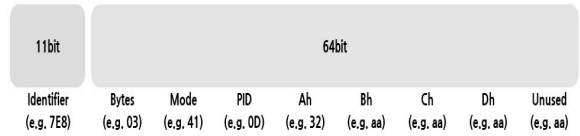


Fig. 2. OBD Message Format

Fig. 2는 본 논문에서 사용한 OBD Message Format을 나타낸다. 메시지는 11bits의 식별자와 64bits의 데이터로 구성 되었으며, 데이터는 Bytes, Mode, PID, 데이터 값을 포함한다. PID의 값으로 84개의 건설기계 데이터를 구별할 수 있으며, 데이터 값은 HEX데이터 바이트들로 구성된다. lot-Receiver는 전송받은 데이터를 전처리 및 변환하는 모듈로써 HTTP Client, CoAP Client, MQTT Subscribe로 구성하였다. 전송받은 OBD Message로부터 각각의 PID에서 사용되는 데이터 값을 추출하고 함수식을 적용하여 HEX데이터를 건설기계 데이터 값으로 계산한다. 계산된 건설기계 데이터들은 일관성있게 처리하기 위해 JSON(Java Script Object Notation)형식으로 변환한다. 변환된 데이터는 “mqtt, http, coap” 토픽을 사용하여 Kafka로 전송된다. Kafka는 정해진 토픽에 따라 메시지를 분류하여 관리하므로 해당 토픽을 구독하는 Consumer는 메시지를 가져갈 수 있다. Digitaltwin CEP는 “mqtt, http, coap” 토픽의 Consumer로써 lot-Receiver가 전송한 데이터를 받는다.

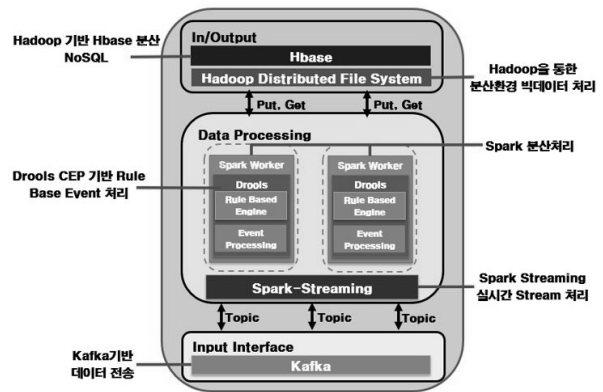


Fig. 3. DigitalTwin CEP 블록도

Fig. 3 은 본 논문에서 제안한 Digital Twin CEP의 블록도이다. Digital Twin CEP는 실시간 처리기 모듈로써 3대의 서버로 분산처리 환경을 구성 하였다. 분산처리 환경으로는 Hadoop Yarn Client 환경을 구성하여 Resource Manager에 의해 관리되어 각각의 서버로 작업이 분산되도록 하였다. Kafka로부터 건설기계 데이터를 전송받은 Digital Twin CEP는 Spark Streaming을 사용하여 스트림데이터를 배치 간격으로 나누고, 나눠진 배치 데이터는 실시간 처리를 위해 각각의 서버로 분산된다. 분산된 데이터는 CEP의 Sliding Window Operator와 Rule Check 과정을 통해 분석이 된다.

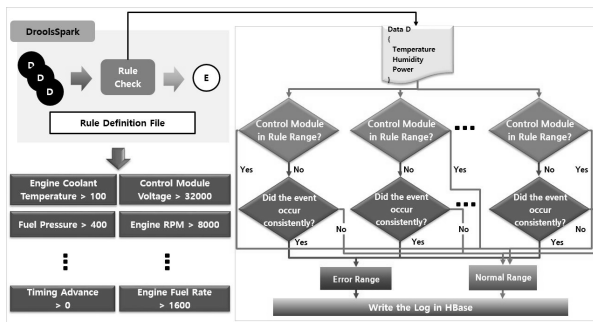


Fig. 4. CEP Rule 적용 알고리즘 순서도

Fig. 4는 본 논문에서 제안한 데이터 분석을 위한 CEP Rule 정의 및 Rule 적용 알고리즘 순서도이다. 분석과정은 Sliding Window를 통해 일정기간동안 데이터를 수집하여 Rule이 적용되는 기준치를 초과할 경우 이상 유무 판단이 가능하도록 하였다. 이상 유무가 발생할 경우 특정 Event를 발생시켜 실시간으로 건설기계의 이상 유무 판단이 가능하다. 발생한 Event와 분석된 데이터들은 Hadoop 분산 환경 위 HBase에 저장된다. ImageMaker는 건설기계 데이터 그래프 생성 모듈로써 Hbase에서 데이터를 읽고 84종류의 데이터 그래프를 생성한다. 그래프는 데이터가 발생한 시간의 흐름에 따른 변화를 보여주는 라인 그래프이며, CEP 분석결과를 기반으로 정상패턴과 비정상패턴의 그래프로 분류되어 생성된다. 각각의 그래프들은 InceptionV3 모듈을 통해 건설기계의 이상 유무를 예측하기 위한 학습데이터로써 사용되어진다. InceptionV3는 Deep Learning 기술이 적용되어 건설기계의 이상 유무를 예측하는 모듈로써 ImageMaker가 생성한 그래프를 기반으로 학습을 한다. 본 논문에서는 35,000개의 Engine RPM과 50,000개의 Coolant Temperature 그래프를 10,000번의 반복학습 과정을 거쳐 진행하였다. 학습된 InceptionV3 모듈은 Engine RPM의 경우 99%의 예측 정확도를 보여주었으며, Coolant Temperature는 60%의 예측 정확도를 보여주었다. InceptionV3 모듈을 통해 건설기계 주요 부품별 잔존 기대수명을 예측하여 관리할 수 있다.

IV. Conclusions

본 논문에서는 Digital Twin 기반 건설기계 자동화 서비스 제공을 위해 필요한 실시간 건설기계 데이터 처리 및 이상 유무 예측 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 OBD Message Format을 기반으로 건설기계 데이터를 생성한다. 생성된 데이터는 CEP를 통해 처리 및 분석이 되어 실시간 이상 유무 판단과 알람을 통해 건설기계의 부품상태를 분석할 수 있다. 또한 축적된 분석 데이터를 학습하여 건설기계의 주요 부품별 잔존 기대수명을 예측 및 관리하여 경제성 분석, 위험 예측 등이 가능하다. 향후 연구에서는 Digital Twin 시각화와 CEP 이슈사항 도출 및 Rule 생성/관리 도구를 개발로 인해 보다 정밀한 실시간 분석이 가능하도록 연구할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

본 연구는 산업통상자원부 및 한국산업기술평가관리원의 산업기술혁신사업의 일환으로 수행하였음. [10084574, “Digital Twin 기반 Automotive Intelligence 지식베이스 구축 및 서비스 개발”]

REFERENCES

- [1] https://en.wikipedia.org/wiki/Digital_twin. accessed 2018-07-03
- [2] <https://www.smartindustry.com/articles/2015/digital-twin-to-enable-asset/>. accessed 2018-07-03
- [3] https://en.wikipedia.org/wiki/Complex_event_processing. accessed, 2018-07-03
- [4] Ahn, SungMahn, "Deep Learning Architectures and Applications," Journal of Intelligence and Information Systems, Vol. 22, No. 2, pp. 127~142, Jun, 2016.