

프로세스 산업의 AI

카노코기 히로아키 (Hiroaki Kanokogi)*¹

AI를 이용하여 플랜트의 문제를 해결하려고 하는 경우, 참고 가능한 연구 결과의 유무에 따라 접근 방식이 달라집니다. 본문에서는 먼저 참고 가능한 연구 보고서 및 문헌을 판별하는 구체적인 방법에 대해 설명합니다. 잘 정립된 AI 연구 보고서를 이용할 수 있다면 다음 단계에서는 적절한 AI 플랫폼을 단순히 선택하면 됩니다. 그렇지 않은 경우에는 문제 해결 단계에서 플랜트 분야의 도메인 지식과 AI 기술을 통합하는 방법에 있어 심각한 어려움에 직면하게 됩니다. 본문에서는 후자의 경우에 대한 해결책을 제시하고 있습니다. 이 솔루션을 통해 플랜트 엔지니어는 AI를 최대한 활용할 수 있습니다. 이는 플랜트 분야에 있어 유망한 AI 애플리케이션 중 하나이며 플랜트의 미해결 문제에 대한 미래의 솔루션 중 하나가 될 것입니다.

서론

본문에서는 프로세스 산업의 디지털 전환(DX)의 한 예로서 인공지능(AI)을 이용하여 플랜트 문제를 해결하기 위한 실용적인 아이디어와 방법을 제시합니다.

인공지능을 이용하여 플랜트 문제를 해결할 때, 참고 가능한 인공지능 연구 보고서 유무에 따라 접근방식이 달라집니다. 두번째 섹션에서는 기존의 AI 연구를 참고 문헌으로 채택할 수 있는지 구체적으로 판단할 수 있는 방법을 소개하고 이어서 AI 연구 보고서가 존재

할 때 적절한 AI 알고리즘을 찾고 선택하는 방법에 대해 설명합니다. 그리고 애플리케이션에 적합한 AI 플랫폼(하드웨어, 클라우드 등)을 선택해야 하는 필요성에 대해서도 설명합니다. 세번째 섹션에서는 참고 가능한 AI 연구 보고서가 없는 경우에 대해 논의합니다. 가장 큰 과제는 도메인 지식과 AI 기술을 통합하는 방법입니다. 범용 AI 플랫폼을 활용한 독창적인 AI 개발의 문제점을 지적하고, 이러한 문제점을 플랜트 엔지니어들이 AI를 적극 활용하여 어떻게 해결하는지 논의합니다. 네번째 섹션에서는 아직 실험 단계에 있지만 해결되지 않은 플랜트 문제를 AI를 통해 해결할 수 있는 AI 기반 플랜트 자율 제어의 미래 전망에 대해 논의합니다.

*1 Yokogawa 제품 본부 산하 제어 센터

“상품형 AI (Commodity AI)”로 문제를 해결할 수 있는지 여부 결정

플랜트에서 해결해야 할 문제가 있다면 먼저 “상품형 AI(Commodity AI)”로 해결할 수 있는지, 아니면 “비상품형 AI(Non-commodity AI)”가 필요한지 검토해야 합니다.

“상품형 AI”는 이미지 인식, 음성 인식, 자연어 처리 등 이미 AI 기술이 성숙된 분야의 AI를 지칭하기 위해 저자가 만든 용어입니다. “비상품형 AI”는 개발이 아직 덜 된 분야의 AI 기술을 의미합니다. AI 연구에 참여하는 대학 및 기타 기관에서 데이터를 쉽게 사용할 수 있는지 여부를 확인하여 현장에 “상품형 AI”가 있는지 여부를 쉽게 판단할 수 있습니다.

인공지능 기술에 대한 연구는 전 세계의 대학과 연구기관에서 활발히 진행되고 있지만 양질의 데이터를 대량으로 얻기 쉬운 분야에 연구가 집중되는 경우가 많습니다. 소셜 네트워크 서비스의 사진, 비디오 및 텍스트 데이터가 가장 일반적인 예입니다. AI 연구 기관은 이러한 데이터를 쉽게 구할 수 있는 분야에 집중하는 경향이 있으며 대부분의 지식이 널리 알려져 있습니다. 여기에는 주식 데이터, 날씨 데이터 등을 비롯하여 데이터가 이미 대중에게 공개된 다른 필드들이 포함됩니다. 이미지 인식, 음성 인식, 자연어 처리, 날씨 및 경제 지표를 위한 AI는 “상품형 AI”로 분류됩니다.

“상품형 AI”는 연구자가 자신의 데이터를 생성할 수 있는 다른 영역에도 존재할 수 있습니다. 여기에는 AlphaGo⁽¹⁾와 같은 컴퓨터 게임 및 시뮬레이션을 위한 AI도 포함됩니다. 컴퓨터 게임 분야 연구원은 PC끼리 게임을 하도록 하여 많은 양의 데이터를 생성할 수 있습니다. 이 분야에서는 연구되지 않은 노하우가 거의 없습니다.

해결해야 할 문제에 적합한 “상품형 AI”가 있다면 다음 단계는 공개된 알고리즘을 검색하는 것입니다. 알고리즘 프로그램을 포함하여 대학 및 기타 기관에서 수행된 AI 연구 결과는 무료로 제공되는 경우도 흔히 있습니다. 이는 학술 논문을 제외하고 결과가 일반에 공개되지 않는 물리학 및 생물학 연구 분야의 경우에는 해당되지 않습니다. AI가 공개되는 이유는 (1) AI 프로그램이 공개되지 않을 때 결과에 의문을 제기하는 경우가 많고(재현성을 확인하거나 비교할 수 없음), (2) AI 기술이 빠르게 발전하고 있기 때문에 다른 연구자들이 유사한 논문 결과를 더 일찍 발표할 수 있기 때문입니다. 결과가 학술지에 게재될 예정이더라도 arXiv⁽²⁾와 같은 논문 사이트에 해당 논문의 무료 버전이 게재되는 경우가 많으며 프로그램은 웹 사이트에 게재됩니다.

이러한 독특한 학술 문화 덕분에 웹 검색 및 기타 수단을 통해 실험 결과와 소스 코드를 쉽게 얻을 수 있습니다. 따라서 “상품형 AI”로 해결할 수 있는 문제를 가진 사람들은 이런 부분에 있어 혜택을 받고 있습니다. 또, 소스 코드를 참고하여 AI를 개선하는 것도 가능합니다. 이는 프로그래밍을 AI 개발업체에 아웃소싱 하더라도 문제가 발생할 가능성이 낮다는 의미입니다.

다음은 Yokogawa의 실제 예입니다. 사내에서 만든 주문 관련 내부 문서를 자동으로 분류하기 위해 AI를 사용하기로 했습니다. 일반적으로 AI 연구자들은 방대한 양의 문서에 접근할 수 있고 문서 분류에 관한 분야는 연구까지 많이 진전되어 있기 때문에 문서 분류에 관한 “상품형 AI”는 쉽게 구할 수 있습니다. 하지만 젊은 엔지니어를 양성하기 위해 AI 시스템을 직접 개발하기로 결정했습니다. 웹

에서 문서 분류에 대한 연구를 검색했습니다. 여러 연구 결과 중 가장 간단한 알고리즘인 TensorFlow⁽³⁾ 기반의 스팸 이메일 분류기를 참조하기로 결정했습니다. TensorFlow에 대해서는 나중에 설명합니다.

분류 대상인 내부 문서는 스팸메일과 그 성격이 완전히 다르지만, 언급된 알고리즘은 스팸 특유의 로직을 포함하지 않아 일반 문서 분류에 사용할 수 있습니다. AI를 사용하여 프로그램을 만들 때 참조 알고리즘은 가능한 한 단순해야 합니다. “상품형 AI”는 구조가 간단하여 참고용으로 적합합니다. 많은 연구자들의 노력으로 불필요한 가공을 없애고 정교한 형태를 만들었기 때문입니다. 반면에 복잡한 알고리즘은 아직 연구 중이고 아직 충분히 개선되지 않았기 때문에 피해야 합니다.

그림1은 이 프로젝트에 사용된 TensorFlow⁽⁴⁾의 의사 코드(pseudo-code)를 보여줍니다. TensorFlow는 Google LLC에서 만들고 무료로 제공하는 AI용 라이브러리입니다. TensorFlow는 Python 언어를 사용하여 AI를 설명할 수 있습니다. AI를 구축하는 데 필요한 모든 구성 요소가 있으므로 사용자는 해당 구성요소들의 조합(combination)만 정의하면 됩니다. 참고로 사용한 AI는 10줄 정도의 상당히 정교한 “상품형 AI”입니다.

```
# Read string data from CSV file
dataset = pd.read_csv('data.csv')
sentences = dataset[...].tolist()

# Convert word string to ID sequence
tokenizer = Tokenizer(...)
sequences = tokenizer.texts_to_sequences(sentences)

# Build AI
model = keras.Sequential()
model.add(Dense(...)) # Add the first layer of neural network
model.add(Dense(...)) # Add the second layer of neural network

# Compile AI
model.compile(...)

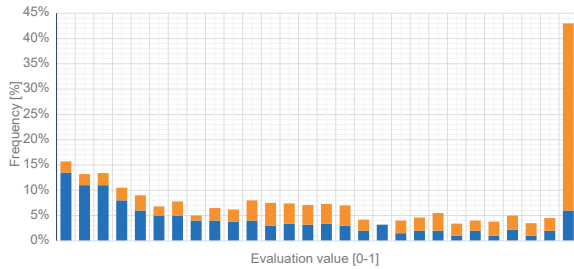
# Run AI
model.fit(sequences, ...)
```

TensorFlow에는 AI 구축을 위한 모든 구성 요소가 있습니다. 추가로 해야 할 작업은 구성 요소들의 조합을 결정하는 것입니다. 자세한 내용은 참고 문헌(3)및(4)를 참조하십시오.

그림1 TensorFlow에서 생성한 의사 코드(pseudo-code) AI

약 1개월 간의 연구 기간이 종료되었을 때 분류 정확도는 약 80%에 도달하여 적용하기에 충분했습니다 (자세한 내용은 이 문서의 범위를 벗어남) (그림2).

아래의 예를 통해 알 수 있듯이 “상품AI”가 존재하면 문제 해결은 프로그래밍 측면에서 어렵지 않으며 길어도 몇 개월 안에 완료할 수 있습니다. 최고 레벨의 AI 연구자들의 결과물을 활용할 수 있다는 장점이 있습니다.



가로축은 AI의 평가값, 세로축은 문서의 수를 나타냅니다. 전문가의 판단에 따르면 주황색은 “1”, 파란색은 “0”으로 AI 정확도는 전문가 결과의 약 80% 정도에 달했습니다. 처리되지 않은 자연어 문서(텍스트)를 시가 판단하게 한 이 결과는 사내 많은 이들을 놀라게 했습니다.

그림2 AI 기반 내부문서 분류 결과

문제에 적합한 알고리즘을 찾고 알고리즘을 구현하는 프로그램이 완료되면, 데이터 과학자(data scientists)가 할 일은 끝납니다. 그러나 플랜트에서 알고리즘을 구현하는 데 필요한 하드웨어 플랫폼을 완성하는 과제는 여전히 남아 있습니다.

프로그램이 실행되는 하드웨어 플랫폼은 플랜트의 장비에 AI를 통합하기 위한 플랜트의 요구사항을 충족해야 합니다. 예를 들어 팬(fan)이 없어야 하고(먼지가 유입되지 않아야 함) 진동에 강해야 하고 작동 온도 범위가 넓어야 합니다. 더욱 중요한 것은 외부 I/O입니다. 품질과 불량 징후를 진단하는 ‘플랜트내 AI(In-plant AI)’는 실시간으로 데이터를 수집해야 합니다. 다양한 유형과 범위의 I/O가 없으면 향후 확장이 어려울 수 있습니다.

Yokogawa는 플랜트에서 이러한 AI 애플리케이션을 위해 “e-RT3 F3RP70”이라는 산업용 PLC를 제공합니다(그림3).

이 PLC는 표준 Linux(Ubuntu)에서 실행되며 Python 언어를



그림3 e-RT3 Linux(Ubuntu) 모델

지원합니다. PLC(programmable logic controllers: 프로그램이 가능한 로직 컨트롤러)에서 입증된 다양한 I/O 모듈과 함께 제공되므로 플랜트에서 상용 AI를 사용하는 데 이상적입니다. 이 모델은 이미 Microsoft Azure 및 Amazon Web Service(AWS)와 함께 사용할 수 있는 인증을 획득했기 때문에 “e-RT3 Linux”는 “Raspberry Pi”와 같은 비산업용 컴퓨터를 사용할 수 없는 플랜트 장비에 사용가능한 AI 애플리케이션입니다. 자세한 내용은 참고문헌⁽⁵⁾를 참조하십시오.

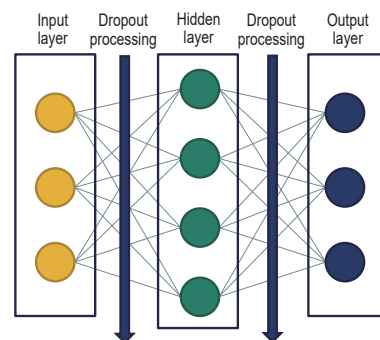
“상품형 AI”가 처리할 수 없는 어려운 문제를 해결하는 방법

이 섹션에서는 AI가 해결해야 할 플랜트 문제에 적합한 “상품형 AI”가 없는 경우에 대해 설명합니다. 즉, 대학이나 타 기관의 AI 연구자들이 방대한 양의 데이터를 확보하기 어려워 해당 분야에 대한 연구가 아직 제대로 이루어지지 않은 분야에서 해결해야 할 문제가 있는 경우입니다. 사용할 수 있는 적절한 “상품형 AI”가 없는 경우 가장 좋은 방법은 무엇일까요? 우리는 매우 다른 두 가지 접근방식에 대해 논의할 것입니다. 하나는 범용 AI 플랫폼을 사용하여 비상상품형 AI를 스스로 만드는 것이고 다른 하나는 플랜트 전용 AI를 사용하는 것입니다.

범용 AI 플랫폼을 활용하여 독창적인 AI를 만드는 접근방법과 그 문제점

TensorFlow를 사용하면 사용자가 다양한 유형의 AI를 직접 설계할 수 있습니다. 이 플랫폼을 사용하면 플랜트의 특정 문제를 해결할 수 있는 독창적인 AI를 만들 수 있습니다. 그 개요는 다음과 같습니다.

TensorFlow 프레임워크에서 AI는 레이어를 쌓아서 설계할 수 있습니다⁽⁶⁾. 예를 들어 신경망(neural network) 구조의 AI는 그림4와 같이 다중 레이어(multiple layers)로 나타낼 수 있습니다.



입력 레이어(Input layer)는 신경망(neural network)을 통해 은닉 레이어(Hidden layer)에 연결됩니다. 드롭 아웃(Dropout) 과정을 거친 후 입력 데이터는 은닉 레이어(Hidden layer)로 들어가 다시 드롭 아웃 과정을 거쳐 출력 레이어(Output layer)로 흘러갑니다. 이때 인공지능이 신경망(neural network)의 최적 가중치를 계산합니다. 무작위로 뉴런을 무시하는 드롭 아웃 프로세스는 딥러닝(deep learning)에서 중요한 기술입니다.

그림4 그림4 신경망(neural network) 구성의 예

레이어(layer)는 Dense와 같은 학습 레이어(learning layer), Dropout과 같은 필터 레이어(filter layer), 산술 레이어(arithmetic layer) 및 형상 레이어(shaping layer)를 포함합니다. TensorFlow는 Python 언어를 사용하여 이러한 레이어를 자유롭게 결합할 수 있습니다. TensorFlow로 신경망(neural network)을 구성하는 방법에는 여러 가지가 있습니다.

```
# Build neural network
model.add(Dense(...)) # Add first layer of neural network
model.add(Dropout(...)) # Add dropout
model.add(Dense(...)) # Add second layer of neural network
model.add(Dropout(...)) # Add dropout
model.add(Dense(...)) # Add third layer of neural network
...
model.compile(...) # Compile the model
model.fit(...) # Run AI
```

그림5 신경망(multilayer perceptron)을 구축하는 프로그램의 예

예를 들어 순차 모델(sequential model)을 사용하면 사용자가 레이어와 프로세스를 차례로 추가할 수 있습니다. 그림5는 예를 보여줍니다.

각 레이어에 대해 파라미터를 설정할 수 있습니다. 예를 들어, 그림6은 그림5의 신경망을 구축하는 데 사용되는 Dense 함수의 파라미터 목록을 보여줍니다. 이러한 종류의 AI 플랫폼은 자유도가 매우 높아 모든 종류의 AI를 설계할 수 있습니다.

Dense parameters	
units	Number of output dimensions
activation	Name of activated functions
use_bias	Use bias vectors
kernel_initializer	Initialize kernel
bias_initializer	Initialize bias vector
kernel_regularizer	Function to regularize kernel
bias_regularizer	Function to regularize bias vector
activity_regularizer	Function to regularize layer output
kernel_constraint	Function to constrain kernel
bias_constraint	Function to constrain bias vector

그림6 Dense함수 파라미터의 예
(참조⁽⁴⁾에서 발췌)

그러나 AI를 자유롭게 설계하는 것은 그림6과 같은 파라미터에 대한 깊은 이해가 있어야만 가능합니다. AI를 플랜트에 적용할 때 이러한 자유는 단점이 됩니다.

누군가 저항기, 트랜지스터, 커패시터와 같은 전자 회로 부품으로 가득 찬 판지 상자(cardboard box)를 주면서 "라디오, 마이크로컴퓨터 및 기타 원하는 것은 무엇이든 만들 수 있습니다."라고 말합니다. 전자 회로 전문가이거나 회로도 있는 경우 상자의 내용이 매우 유용할 수 있습니다. 그러나 그렇지 않으면 손해를 보게 됩니다. 무한한 자유는 결정을 내리기 어렵게 만듭니다.

AI 플랫폼에서도 같은 일이 일어날 것입니다. 무수히 많은 조합으로 설계할 수 있는 범용 AI 플랫폼은 AI 전문가에게나 이전 섹션에서 설명한 대로 참조할 "상품형 AI"가 있는 경우 매우 유용할 것입니다. 그러나 독창적인 "비상품형 AI"를 만들기 위해서는 깊은 지식과 경험이 필요합니다. 많은 시행착오도 필요하기 때문에 목표에 도달하는 데 오랜 시간이 걸릴 것입니다.

"비상품형 AI"를 플랜트에 적용하는 것이 더 어려운 이유는 무엇일까요? 이 질문에 답하기 위해서는 플랜트의 미해결 문제를 해결

하기 위해 깊은 도메인 지식과 깊은 AI 지식이 필요하다는 것을 이해해야 합니다. AI가 출현하기 전 수십 년 동안 플랜트 제어 및 분석 기술에 대한 수많은 이론과 혁신이 있었습니다. 즉, 기존의 이론으로 풀 수 있는 간단한 문제는 대부분 이미 해결되었고, 나머지 미해결 문제는 깊은 영역 지식이 필요합니다. 따라서 인공지능을 깊이 이해하고 그 기능을 충분히 활용할 수 있는 인공지능 연구자만이 돌파구를 마련할 수 있습니다. 위에서 언급한 바와 같이 플랜트의 미해결 문제를 해결하기 위해서는 플랜트에 대한 깊은 도메인 지식과 AI에 대한 깊은 지식을 유기적으로 결합해야 합니다.

AI 전문가와 플랜트 전문가가 함께 하면 모든 문제를 해결할 수 있을까요? 현실은 그렇게 간단하지 않습니다. AI 전문가들은 범용 고성능 AI 개발을 목표로 하고 있으며 이 분야는 빠르게 진화하고 있습니다. 반면에 플랜트 전문가는 오랫동안 해결되지 않았고 깊은 도메인 지식 없이는 해결할 수 없는 광범위하고 구체적인 문제를 해결하기를 원합니다. 또한 플랜트 엔지니어와 AI 연구원은 서로 다른 기술 용어를 사용하기 때문에 이는 의사 소통에 방해 요인이 됩니다. 수년에 걸쳐 점진적으로 진화해 온 플랜트 기술은 급속도로 발전하는 AI 기술과 완전히 다르며, 이 둘을 통합하기는 쉽지 않습니다.

이러한 상황에서 Yokogawa는 완전히 다른 접근방식에서 도메인 지식과 AI 기술을 통합하려고 합니다.

플랜트 도메인 지식과 AI의 융합:

플랜트 엔지니어 전용 AI

Yokogawa의 접근방식은 AI에 대한 깊은 지식 없이도 사용할 수 있는 플랜트 엔지니어 전용 AI를 제공하는 것입니다. 이 프로젝트는 8년 전에 시작되었으며 초기 목표는 Yokogawa의 플랜트 엔지니어가 사용할 수 있는 사내 AI 도구를 개발하는 것이었습니다. 코드 이름은 "SizCa"였습니다(그림7). 편의상 이 문서에서도 이 이름을 사용합니다.

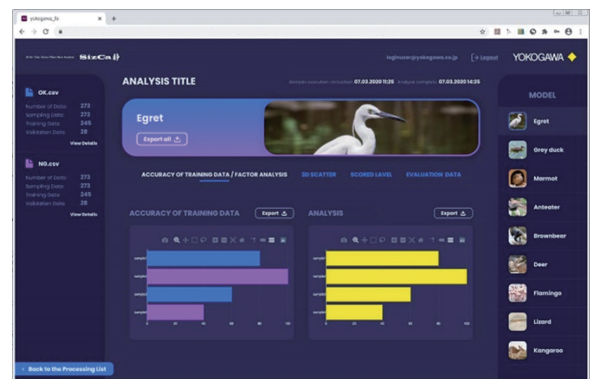


그림7 SizCa 클라우드 버전 스크린샷
(개발 중)

SizCa는 초기 프로토타입 단계부터 Yokogawa 내에서 개발되어 있었고 회사의 플랜트 엔지니어들이 자유롭게 사용할 수 있었습니다. 그래서 다양한 피드백을 바탕으로 지속적으로 개선되어 왔습니다. 플랜트 엔지니어들이 AI에 대한 지식이 전혀 없더라도 AI를 사용하면 플랜트 도메인 지식과 AI 기술이 점차적으로 동화될 것이라고 가정했습니다.

이전 섹션에서 언급했듯이 플랜트 엔지니어가 적절한 AI 알고리즘 및 파라미터를 선택하는 것은 어렵습니다. 반대로, 플랜트 엔지니어 전용 AI의 전체 조건은 알고리즘을 선택하고 파라미터를 설정할 필요가 없다는 것입니다.

AI에 필요한 모든 지식을 숨기는 이러한 유형의 AI를 AutoML (automatic machine learning: 자동 머신러닝)이라고 합니다⁽⁷⁾. SizCa는 미해결 플랜트 문제에 특화된 AutoML입니다.

알고리즘 선택의 필요성 제거

플랜트의 문제를 해결하기 위한 최고의 AI 알고리즘은 무엇일까요? 이 질문에 논리적인 대답을 하는 것은 불가능합니다. 그러나 알고리즘을 선택할 필요가 없다는 것은 플랜트 엔지니어 전용 AI에 대해서 요구되는 절대적인 요구사항이었습니다.

그래서 우리는 당시에 사용 가능한 일반적인 알고리즘과 신호 처리 필터(signal processing filters)의 조합을 가능한 한 많이 준비하고 개념 증명(proof of concept: PoC)으로 실제 플랜트 문제를 해결하기로 결정했습니다. 우리는 문제를 해결할 수 있는 알고리즘을 “메이저 리그(major league)” 알고리즘이라고 하고 그렇지 않은 알고리즘을 “백야드(backyard)” 알고리즘이라고 하여 두 그룹의 알고리즘으로 분류했습니다. 계속해서 개선을 해 나가면서 이러한 알고리즘이 문제를 해결하도록 했습니다. 50개 정도의 문제를 풀었을 때, 메이저 리그의 멤버들은 거의 고정되어 있었습니다. 우리는 이러한 알고리즘을 SizCa에 사용했습니다. 즉, 이 알고리즘들은 이론이 아니라 실재를 기반으로 선택되었습니다.

파라미터 설정 자동화

다음 문제는 AI 알고리즘의 파라미터를 설정하는 방법입니다. 각 알고리즘 간에는 이러한 파라미터의 수와 유형이 서로 다릅니다. 그 중 일부는 단순한 수치이고 나머지는 분석 함수입니다(그림6).

기존의 분석 기법에서는 설정된 파라미터를 기반으로 어떤 결과를 얻을 수 있는지 이론적으로 추정할 수 있습니다. 따라서 분석 교과서들은 파라미터를 설정법에 대한 팁을 제공합니다.

최신 AI 알고리즘의 경우 파라미터가 분석 결과에 어떤 영향을 미치는지 아직 잘 알려져 있지 않습니다. 정확도가 높은 알고리즘의 경우 특히 그렇습니다. 많은 독자들이 이것을 이상하게 생각할 수도 있지만, 이러한 경향은 많은 고정밀 AI 알고리즘(더 정확하게는 AI 알고리즘의 훈련 부분)이 결정적이지 않고 직관적으로 해석할 수 없다는 수학적 사실 때문입니다. 반대로 결정적이며 직관적으로 해석할 수 있는 AI 알고리즘은 성능 면에서 기존의 분석 알고리즘과 크게 다르지 않습니다.

SizCa에는 파라미터 설정 화면이 없습니다. 파라미터는 AutoML 뒤에 숨겨져 있어 사용자가 AI에 대한 자세한 지식 없이도 최신 AI 알고리즘을 사용할 수 있습니다.

플랜트 엔지니어 전용 AI 활용법

이 섹션에서는 SizCa가 플랜트 도메인 지식을 AI와 통합하는 방법의 예를 소개합니다. Yokogawa의 “Komagane Semiconductor Factory(고마가네 반도체 공장)”에는 전담 데이터 분석 팀이 있으며, 이들은 기존 기술을 사용하여 효율성과 품질의 다양한 문제를 해결

했습니다.

그러나 몇 가지 문제가 해결되지 않은 채로 남아 있었고 주요 문제 중 하나는 공조 효율(에너지 효율)을 개선하는 방법이었습니다. 기존의 방법으로 개선되었지만 더 많은 개선이 필요했습니다.

우리는 다음과 같은 접근방식을 취했습니다. 먼저 AI 엔지니어들은 “Komagane Factory” 엔지니어들과 함께 워크숍을 열어 문제에 대해 자세히 논의했습니다. 해결해야 할 문제를 정의하고 해당 단계에서 사용할 수 있는 데이터가 무엇인지를 확인했습니다. 다음으로 AI 엔지니어들은 SizCa를 사용하여 문제를 해결하고 AI 분석 결과와 SizCa 작동 방법 및 수행한 분석의 목적을 포함한 모든 배경 정보를 플랜트 엔지니어들과 공유했습니다.

AI 엔지니어들이 플랜트 상황에 대한 깊은 이해가 없었기 때문에 초기 AI 분석 결과는 만족스럽지 못했습니다. 그러나 실제 플랜트 데이터를 사용하여 데이터 처리 및 분석에 SizCa를 사용하는 방법을 설명하는 것이 플랜트 엔지니어들에게 AI의 사용 및 철학을 이해시키는 가장 좋은 방법이었습니다. 관련 없는 샘플 데이터로 설명하면 이해도가 향상되지 않습니다.

다음으로 플랜트 엔지니어는 SizCa를 사용하여 문제를 해결하고 AI 엔지니어는 결과를 사용하여 자체 분석을 개선했습니다. 이러한 협업 분석 프로세스는 AI 엔지니어의 도메인 지식과 플랜트 엔지니어의 도메인 지식이 혼합되는 결과를 가져왔습니다. 이러한 지식의 융합은 플랜트 엔지니어가 SizCa의 활용도를 최대한 높일 수 있게 해주는 중요한 요소였습니다.

SizCa는 지금까지 발견되지 않았던 많은 공조 시스템의 문제를 찾아내어 공개했으며 현재 플랜트 엔지니어가 이러한 문제를 해결하고 있습니다. SizCa로 해결한 플랜트 문제의 다른 예는 참고 문헌⁽⁸⁾을 참조하십시오. SizCa는 여전히 사내 AI 도구입니다. 고객이 사용할 수 있도록 클라우드 환경에서의 실행과 개선이 진행되고 있습니다.

AI 솔루션의 패키징

위에서 설명한 것처럼 AI는 논의 과정(consultation process)을 통해 생성될 수 있습니다. 특정 문제에 전용 AI도 있지만 보편적인 문제에 광범위하게 적용될 수 있는 AI도 있습니다. 후자의 경우 이러한 AI 솔루션을 패키징할 수 있습니다. 다음은 그 예입니다.



그림8 SSI 센서

그림8은 Yokogawa의 산업용 사물 인터넷(IoT) 센서인 Sushi Sensor(스시 센서)를 보여줍니다. 플랜트에서 회전하는 기계의 진동과 같은 데이터를 수집할 수 있습니다. 스시 센서에 대한 자세한 내용은 참고 문헌⁽⁹⁾를 참조하십시오. 진동 데이터의 특성은 각 회전 기계의 사양, 유형 및 작동 방법에 따라 다릅니다. 따라서 각 회전 기계의 상태를 정확하게 판단하는 도구를 만들어야 하는 경우가 많습니다. 그러나 AI는 각 회전 기계의 특성을 학습할 수 있으며 AI가 비정상적인 상태를 감지하는 방법은 다른 회전 기계에도 적용할 수 있습니다. SizCa와 Sushi Sensor에서 수집한 진동 데이터로 이러한 AI를 만들었습니다.

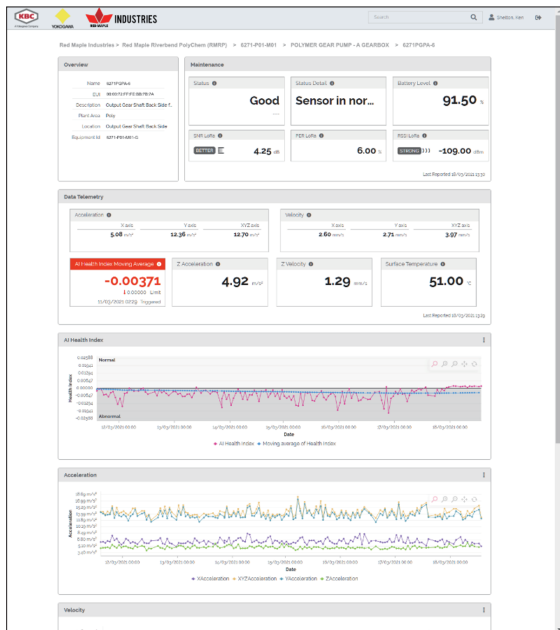


그림9 Sushi Sensor에서 수집한 진동 데이터와 SizCa에서 감지한 비정상적인 상태를 보여주는 Yokogawa Cloud의 대시보드

Sushi Sensor(스시 센서)에서 수집한 진동 데이터는 Yokogawa Cloud로 전송됩니다. 그림9는 SizCa가 데이터에서 비정상적인 조건을 감지하는 화면을 보여줍니다. 이 솔루션은 IIoT 센서가 설치된 전체 영역을 모니터링할 수 있습니다. 회전 기계가 이상하다고 판단되면 기존의 방법을 사용하여 자세한 분석을 수행하여 원인을 식별할 수 있습니다. 이 AI 솔루션은 현재 실제 플랜트에서 PoC(Proof of Concept: 개념 증명)로 운영 중이며, 패키지로 상용화할 계획입니다.

앞서 설명한 것처럼 먼저 문제 영역의 도메인 지식과 AI 기술을 통합하여 AI 솔루션(문제별 AI)을 만들고, 다른 문제에 적용할 수 있도록 패키지화하고, 클라우드에서 범용 AI 솔루션을 만듭니다. 그 중 일부 솔루션은 e-RT3, 녹음기 및 기타 장치에 표준 기능으로 내장되어 널리 상용화되어 '간편 AI(handy AI)'로 제공될 수 있습니다. 이러한 AI 기술의 다층적 개발은 AI 활용을 위한 Yokogawa의 목표입니다.

AI에 의한 플랜트 자율 제어

이전 섹션에서는 AI를 데이터 분석 수단으로 간주하는 관점에서 AI의 사용과 기존 분석 기술을 발전시키는 방법에 대해 논의했습니다. 이것은 "AI에 의한 분석(analysis by AI)"이라고 할 수 있습니다. 플랜트에는 또 다른 유형의 AI 애플리케이션이 있습니다. "AI에 의한 제어(control by AI)"입니다.

두 가지 유형의 AI가 자동화에 구현되었습니다. "AI에 의한 분석(analysis by AI)"은 카메라로 주변 상황을 모니터링하고 접근하는 사람이나 차량을 감지하고 운전자에게 경고를 보내는 등의 기능을 담당합니다. "AI에 의한 제어(control by AI)"는 핸들을 제어하고 자동차를 목적지까지 안전하게 운전합니다.

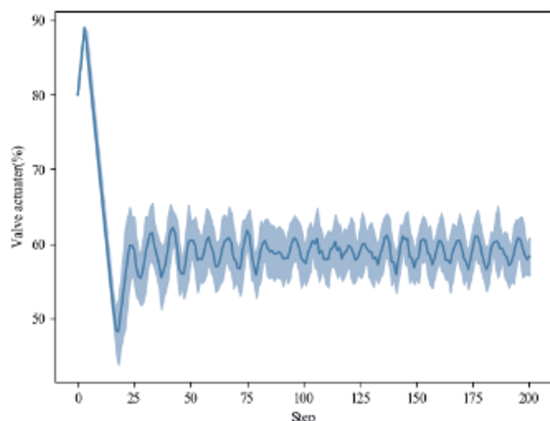
플랜트에서 AI는 사람의 개입 없이 밸브를 자율적으로 작동합니다. 이러한 장면은 공장 과학 소설처럼 보일 수 있지만 일부 기능은 이미 구현되었습니다.



그림10 3단 물탱크 제어 시스템

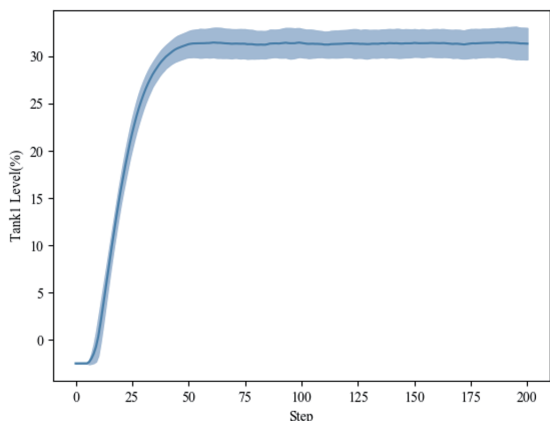
"나라과학기술원(Nara Institute of Science and Technology)"과 Yokogawa는 2020년에 개최된 "일본 입자 가속기 학회(Particle Accelerator Society of Japan)"의 17차 연례 회의에서 공동으로 발표했습니다 ("공정 제어를 위한 실제 장비 시스템에 강화 학습 적용"⁽¹⁰⁾). "e-RT3 F3RP70" 산업용 Linux PC에 강화학습을 이용한 AI 시스템을 설치하였습니다. 이것은 세계 최초로 3단계 물탱크에 대한 성공적인 AI 제어였습니다(그림10).

우리는 이 AI를 "Moonshot(달탐사로켓)"이라고 부르며, 이는 본 논문에서도 사용됩니다.



가로축은 시간이고 세로축은 밸브가 열리는 정도입니다. 물의 수위는 완전 가속 및 완전 제동으로 제어됩니다. 참고 문헌에서 발췌⁽⁹⁾.

그림11 (a) Moonshot에 의한 밸브 제어



가로축은 시간이고 세로축은 탱크의 물의 수위입니다. 물의 수위는 오버슈트 없이 빠르게 목표에 도달했습니다. 참고 문헌에서 발췌⁽¹⁰⁾.

그림11 (b) Moonshot 밸브 작동 시
물의 수위 변화

그림11(a)는 Moonshot에 의한 밸브 제어를 나타내고 있으며, 그림11(b)는 물의 수위 변화(목표수위 = 30)를 나타내고 있습니다. Moonshot은 작은 오버슈트로 PID(proportional-integral-differential: 비례 적분 미분) 제어보다 빠르게 세 번째 탱크의 물의 수위를 제어했습니다. 3단 물탱크는 가장 간단한 제어 시스템 중 하나이지만, 실제 시스템에서 약 30번의 시도를 통해 AI가 스스로 밸브를 작동시키는 방법을 학습하고 최적의 제어에 도달하는 모습이 인상적이었습니다. Moonshot이 학습하는 방법⁽¹¹⁾을 보려면 Yokogawa 웹사이트의 비디오를 참조하십시오.

우리는 또한 AI가 전체 플랜트의 최적 제어를 위해 여러 밸브를 작동하는 방법을 연구하고 있습니다. 인공지능 제어 기술을 개발하기 위해 플랜트 시뮬레이터를 사용하고 있으며, 최신 연구 결과를 학술 논문 및 국제 회의에서 발표했습니다⁽¹⁰⁾⁽¹²⁾.

Moonshot의 플랜트 자율 제어는 Yokogawa의 IA2IA 비전(산업 자동화에서 산업 자율로)⁽¹³⁾의 핵심 기술 중 하나가 될 수 있습니다. 실제 플랜트에서 Moonshot의 실증 테스트를 위해 만반의 준비를 하고 있습니다. AI 제어는 아직 초기 단계이기 때문에 자동차의 “자동 운전 AI(automatic driving AI)”와 같이 안전을 최우선으로 생각할 필요가 있습니다.

Yokogawa의 안전계장(safety instrumentation) 노하우를 살려 실증시험을 진행할 예정입니다.

결론

AI를 사용하여 플랜트 문제를 해결하기 위한 첫 번째 단계는 참조로 사용할 수 있는 AI 연구가 있는지 조사하는 것입니다.

적합한 “상품형 AI”가 있다면 남은 과제는 애플리케이션에 가장 적합한 AI 플랫폼을 선택하는 것입니다.

적절한 “상품형 AI”가 없을 때 가장 큰 과제는 도메인 지식과 AI 기술을 통합하는 방법입니다. 본 논문에서는 플랜트 엔지니어 전용 AI를 솔루션으로 제시했습니다. 그러한 AI 중 일부는 클라우드에서 AI 솔루션으로 패키징되어 널리 사용될 수 있습니다. 제품에 내장되어 쉽게 다룰 수 있는 AI 솔루션으로 상품화될 수 있는 것도 있을 수 있습니다. 이 다층 개발 접근방식을 통해 Yokogawa는 공정산업에서 AI 사용을 향상시킬 것입니다.

현재 실험 단계에 있지만 “플랜트 자율 제어 AI”를 연구하고 있습니다. 이 기술은 IA2IA에 대한 Yokogawa의 비전을 실현하는 솔루션 중 하나가 될 것입니다. AI가 플랜트 산업의 더 큰 발전을 이끌 것으로 기대합니다. 이 논문이 독자들이 AI를 활용하는 데 도움이 되기를 바랍니다.

참고문헌

- (1) DeepMind, AlphaGo, <https://deepmind.com/research/case-studies/alphago-the-story-so-far> (accessed on May 10, 2021)
- (2) Cornell University, arXiv, <https://arxiv.org/> (accessed on May 10, 2021)
- (3) Michael Grogan, “NLP: Detecting Spam Messages with TensorFlow (Part I),” towards data science, <https://towardsdatascience.com/nlpdetecting-spam-messages-with-tensorflow-b12195b8cf0e> (accessed on May 10, 2021)
- (4) TensorFlow, <https://www.tensorflow.org/> (accessed on May 10, 2021)
- (5) Hitoshi Hattori, Masanori Sakagami, et al., “Easy-to-Use AI-enabled Recorders and PLCs,” Yokogawa Technical Report English Edition, Vol. 63, No. 1, 2020, pp. 27-32
- (6) Masaki Aono, “Deep Learning with Keras,” Morikita Publishing, 2019
- (7) Automated machine learning, https://en.wikipedia.org/wiki/Automated_machine_learning (accessed on May 10, 2021)
- (8) Yoshiyuki Jinguu and Hirotsugu Gotou, “A Case of Applying AI to an Ethylene Plant,” Yokogawa Technical Report English Edition, Vol. 63, No. 1, 2020, pp. 11-16
- (9) Yokogawa Technical Report English Edition, Special Issue on Sushi Sensor, Vol. 61, No. 1, 2018
- (10) G. Takami, H. Asahizawa, et al., “Applying Reinforcement Learning to Real Equipment System for Process Control,” Proceedings of the 17th Annual Meeting of the Particle Accelerator Society of Japan, 2020, pp. 60-63 (in Japanese)
- (11) Yokogawa Electric Corporation, “Realization of Optimal Control by Reinforcement Learning,” <https://www.yokogawa.com/library/videos/product-overviews/ai-control-3-레벨/s/> (accessed on May 10, 2021)

- (12) L. Zhu, Y. Cui, et al., “Scalable reinforcement learning for plantwide control of vinyl acetate monomer process,” Control Engineering Practice, Vol. 97, 104331, 2020
- (13) Yokogawa Electric Corporation, Industrial Automation to Industrial Autonomy, <https://www.yokogawa.com/special/ia2ia/> (accessed on May 10, 2021)

* Sushi Sensor 및 e-RT3는 Yokogawa Electric Corporation의 등록 상표입니다.

* 이 문서에 나오는 기타 모든 회사 이름, 조직 이름, 제품 이름, 서비스 이름 및 로고는 Yokogawa Electric Corporation 또는 해당 소유자의 등록 상표 또는 상표입니다.