

백서

건전성 예측관리 시스템 개발에 직면하는 4가지 문제점과 MATLAB 및 Simulink를 활용한 해결방안

건전성 예측관리 시스템을 구현하면 기계의 가동 중단 시간을 줄일 수 있고 불필요한 유지보수를 없애고, AS 시장에서 장비 공급업체가 소득원을 창출하는 등 많은 이점이 있습니다. 이러한 시스템 개발을 통해 엔지니어링 문제 해결에 도움을 주고, 뿐만 아니라 비즈니스 가치 창출에도 도움을 줄 수 있습니다.

이 백서에서는 비즈니스에 도움이 되는 건전성 예측관리 유지보수 시스템 구현에서 직면하는 4가지 문제점에 대해 논의합니다. 100명 이상의 엔지니어 및 엔지니어링 매니저와 인터뷰를 통해 도출한 장애 요소입니다. 이 백서에서는 이러한 문제에 대한 해결 방안에 대해 설명합니다.

1. 건전성 예측 모델 시스템을 구축할 정도의 충분한 데이터가 없습니다.

많은 건전성 예측관리 접근 방식이 머신 러닝 알고리즘에 의존하기 때문에, 정확한 모델을 생성하기 위해서는 충분히 많은 데이터가 있어야 합니다. 건전성 예측관리의 경우 대체로 기계에 있는 센서에서 데이터가 생성됩니다. 새로운 센서를 사용한다거나 수치를 기록하는 방식이 맞지 않아서 정보를 얻을 수 없다면, 모델 구축에 필요한 많은 데이터에 액세스할 수 있는 최적의 방법에 대해 고민해야 합니다.

데이터 수집 가능한 목록 선정하기

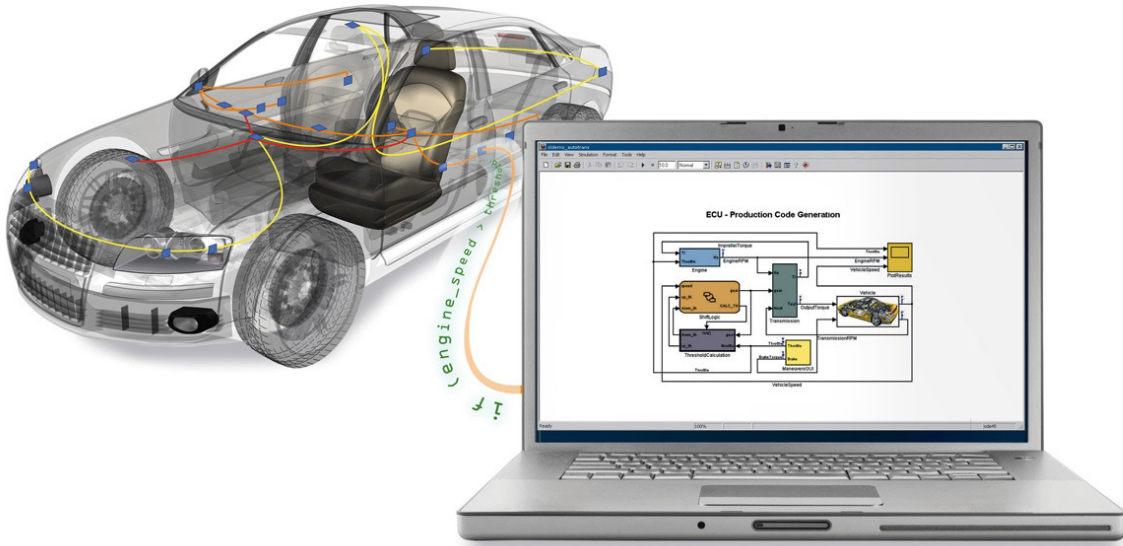
프로젝트 수행을 위한 부서가 건전성 예측관리 시스템을 구축할 수 있을 정도의 충분한 데이터를 수집하고 있지 않을 수 있습니다. 다른 부서에서도 데이터를 수집하고 있는지 생각해 보십시오. 아마도 관리 부서에는 충분한 데이터가 없을지도 모릅니다. 그런데 서비스 부서에서 나온 데이터를 합친다면 어떨까요? 소속된 조직 전체를 자세히 살펴보면 충분한 데이터를 얻게 될 수도 있습니다.

비즈니스 규모나 공급망에서 차지하고 있는 위치에 따라서는 공급업체나 고객과 맺고 있는 계약을 살펴보는 것도 도움이 됩니다. 협력을 통해 장비 구성요소의 상태를 관리하고 효율성을 확대한다면, 서로 도움을 받고 기업 간에 빠르게 데이터에 액세스할 수도 있습니다. 경우에 따라 다를 수도 있지만 충분히 고려해 볼 만한 가치가 있는 데이터 소스입니다.

데이터 확보 방식 변경하기

일부 시스템은 기복이 심한 상태로 운용하기 때문에 오류가 발생하기 전까지는 데이터를 수집하지 못합니다. 또 다른 시스템은 이벤트 코드와 타임 스탬프만 기록합니다. 이벤트가 발생한 사실은 엔지니어가 알게 되지만 오류 발생 시점의 센서 값은 알기 어렵습니다. 이러한 데이터는 상태를 진단하는 데에는 유용할 수 있지만 오류를 예측하는 모델을 개발하기에는 부족할 수 있습니다.

더 많은 데이터를 기록하기 위해 데이터 로깅 옵션을 변경하는 방법도 고려하십시오. 생산 데이터가 없다면 테스트 데이터로도 가능할지 모릅니다. 기존의 임베디드 장치에 미칠 부하량에 따라 기존 장치를 다시 설정하여 센서 데이터를 전송하도록 할 수도 있고, 아니면 외부 데이터 로거가 필요할 수도 있습니다.



센서 데이터의 수집과 전송을 위한 데이터 로깅 설정.

시뮬레이션 툴로 데이터 통합하기

시뮬레이션 툴을 사용하여 테스트 데이터를 생성하고, 생성한 데이터와 센서 데이터를 조합해서 건전성 예측관리 알고리즘을 구축하고 검증합니다. 모니터링할 기계적, 전기적, 물리적 시스템을 포괄하는 모델을 생성하면 됩니다. 산출 수치를 모델링하여 샘플 데이터를 합성하고, 측정한 데이터와 비교하여 해당 모델이 잘 보정되었는지 검증합니다. 우선은 구성요소 수준에서 할 수 있고, 나중에는 복잡한 시스템에 대해 시스템 수준에서도 할 수 있습니다.

엔진 개발을 위해 데이터를 시뮬레이션하는 Mazda

Mazda는 자사 SKYACTIV-D 엔진에 대한 테스트 계획을 정의하고 통계 모델을 작성하며 최적 캘리브레이션을 생성해야 했습니다. 그래서 SKYACTIV-G 엔진에 대한 통계 모델을 개발하였고 엔진 제어 로직에 대해 HIL(하드웨어 인 루프) 시뮬레이션을 수행했습니다.

“기존의 방식에서는 신형 엔진을 보정할 때 데이터를 얻기 위해 많은 테스트를 해야 했습니다. 이제는 기존의 데이터를 재활용해서 반응을 시뮬레이션하고, 이렇게 해서 테스트 데이터를 얻고 셀 사용량을 테스트 하는데 필요한 업무량을 모두 줄일 수 있었습니다.”

- Shingo Harada, Mazda

» [고객사 활용 사례 읽기](#)

고려 사항

건전성 예측관리 시스템에 사용할 데이터를 검토할 때에는 우선 조기에 데이터를 분석하여 어떤 특징이 중요하고 어떤 특성이 불필요한지 파악합니다. 그렇지 않으면 향후에 사용하지 않을 과도한 데이터를 저장하고 유지하기 위해 많은 비용을 허비하게 될 수도 있습니다. 가장 중요한 데이터 특징을 이해한다면 어떤 데이터를 유지해야 되고 어떤 데이터를 버려야 할 지를 정확하게 결정할 수 있습니다. **MATLAB**®과 같은 툴이 가진 장점은 툴이 저장 시스템과 분리되어 있다는 점입니다. 로컬 저장소에서 클라우드 저장소로 옮길 경우에도 약간만 변경하여 분석을 실행할 수 있습니다.

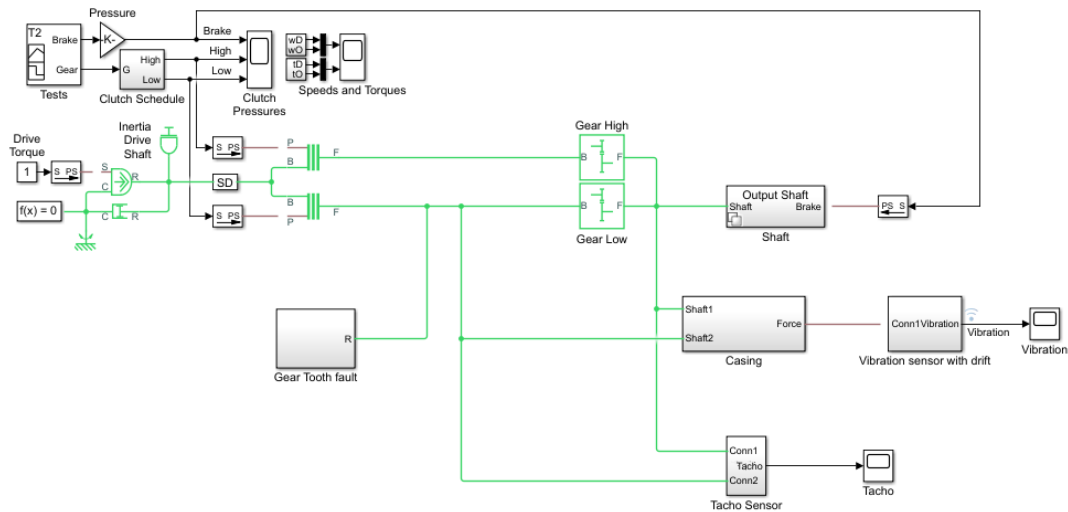
2. 정확한 분석에 필요한 오류 데이터가 부족합니다.

오류 데이터는 경고 표시를 인식하여 적시에 유지보수를 시작하도록 하는 학습 알고리즘을 이루는 핵심 요소입니다. 유지보수를 자주 해서 오류가 발생하지 않았거나 시스템의 안전이 엄청나게 중요하기 때문에 오류가 발생할 수조차 없다면 오류 데이터가 없을 수 있습니다. 오류 데이터가 없어서 나중에 큰 문제가 되는 것을 막기 위해, 오류 데이터를 시뮬레이션하고 가용한 운영 데이터에서 경고 표시를 인식하는 방법을 배워야 합니다.

장애 발생 샘플 데이터 생성하기

물리적 구성요소가 어떻게 작동하는지에 대한 깊은 지식을 갖춘 엔지니어라면 정확한 툴을 이용하여 샘플 오류 데이터를 생성할 수 있을 것입니다. 엔지니어는 **Simulink**®와 같은 시뮬레이션 제품을 이용하여 첫 번째 문제에서 설명한 대로 기계에 대한 물리적 모델을 구축하거나 사용할 수 있습니다. FMEA(Failure Mode Effects Analysis)와 같은 툴은 시뮬레이션할 오류를 확인할 때 좋은 시작점이 됩니다. 충분한 전문 지식을 갖춘 엔지니어라면 온도, 유속, 진동 등을 조정하거나 갑작스런 오류를 추가함으로써 오류를 묘사하는 다양한 시나리오에서 그러한 동작을 모델에 삽입할 수 있습니다. 그러한 시나리오들을 시뮬레이션하고 이 때 생성된 오류 데이터에 레이블을 지정하여 나중에 추가로 분석할 수 있습니다.

Predictive Maintenance Toolbox™와 같은 제품은 **오류 데이터 생성** 등의 작업을 단순화시키고 다수의 데이터셋을 관리하고 조직할 수 있도록 데이터 앙상블을 제공합니다.



Simulink를 활용한 오류 데이터 생성

A380 항공기의 다중 구성요소 오류를 모델링하고 있는 Airbus

Airbus는 A380에 적용되는 복잡한 연료관리 시스템의 오류를 안전하게 처리할 필요가 있었습니다. 담당 팀은 고장을 시뮬레이션하여 모델을 개선했습니다. 비행 시험을 거쳐 측정된 데이터와 예측 데이터의 차이를 평가하여 모델을 더욱 정교하게 개선했습니다.

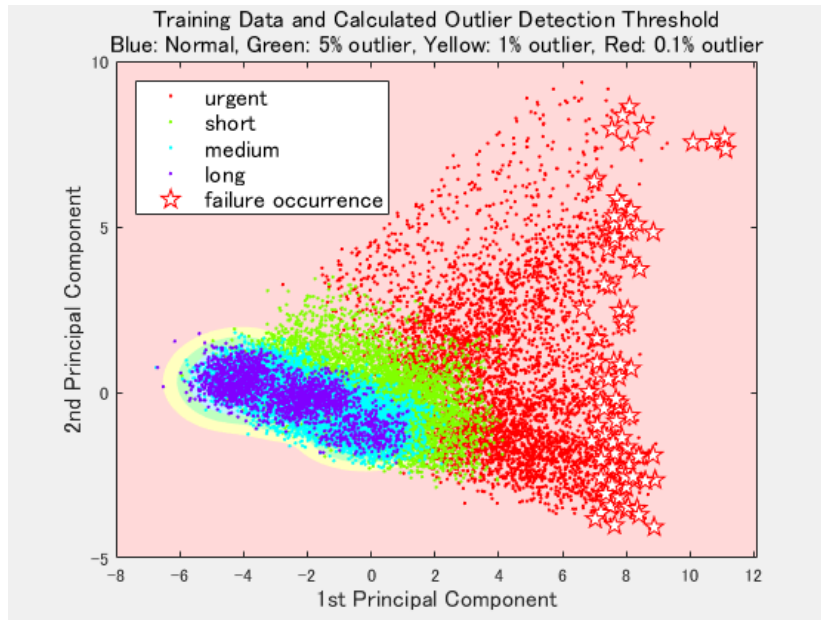
“모델기반 설계 덕분에 저희는 시스템의 기능적 설계에 대한 안목을 키웠습니다. 저희는 과거보다 더 일찍 요건 검증을 마쳤고 다수 부품의 다양한 고장 시나리오에 대해 시뮬레이션을 통해서 앞으로 일어날 일들을 예측할 수 있게 되었습니다. 제어 로직을 통한 관리로 신뢰성을 향상시킬 수 있었습니다.”

- Chris Slack, Airbus
» [고객사 활용 사례 읽기](#)

사용 가능한 데이터 파악하기

오류 데이터가 없더라도 운영 데이터를 통해 시간이 지나면서 기계의 성능이 어떻게 저하되는지에 관한 트렌드를 확인할 수 있습니다.

구성요소, 시스템 또는 수십, 수백 개의 센서가 있는 기계에서 나온 원시 센서 데이터를 검토하는 일은 상당히 벅차 보일 수 있습니다. PCA(주성분 분석)와 같은 통계적 기법을 이용하면 그러한 데이터셋의 복잡성을 줄이고, 시간의 흐름에 따른 장비의 운영 방식에 대한 중요한 통찰력을 얻을 수 있습니다. PCA는 수많은 비지도 학습 기법 중 하나입니다. 비지도 학습이란 머신 러닝의 하나로써, 레이블이 지정되지 않은 데이터에 있는 패턴과 트렌드를 찾아내려 합니다. 사용 가능한 센서의 종류에 따라 특정 오류 유형은 몇 가지 센서를 관찰하면서 부적절한 동작을 식별해야 할 수도 있습니다. 비지도 학습 기법은 원시 센서 데이터를 저차원 표시로 전환하고, 전환한 표시는 고차원적 원시 데이터에 비해 훨씬 쉽게 시각화하고 분석할 수 있습니다.



장비의 오류 발생 경향을 주성분 분석을 통해 시각화

고려 사항

보다 정확한 모델을 작성하기 위해서는 현상을 잘 설명하는 최소의 변수를 유지하는 것이 중요합니다. 모든 성분을 다 포함할 수 있도록 측정된 모든 구성성분을 포함시키려고 할 수도 있지만 모두 포함하면 지나치게 복잡한 black-box 모델을 생성하게 됩니다. 이러한 상황을 방지하는 PCA와 같은 기법은 단순한 모델을 생성할 수 있는 정량적으로 엄밀한 통계 기법입니다.

3. 고장 요인을 파악했지만, 건전성 예측 모델을 작성할 수 없습니다.

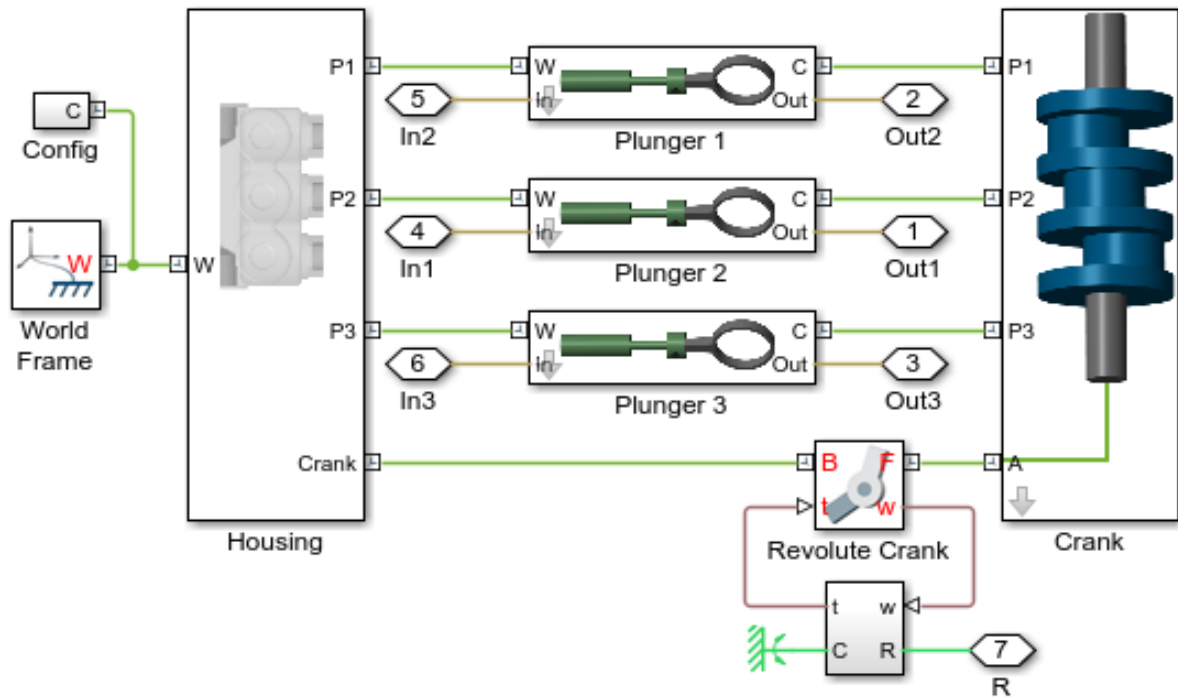
고장의 원인을 아는 것도 중요하지만, 무엇이 잘못되었는지 아는 것과 고장을 예측하는 방법을 아는 것은 상당한 차이가 있습니다. 근본 원인 분석은 도메인 전문가의 전문 영역이며, 건전성 예측관리 알고리즘과 함께 효과적인 예측 유지보수 프로그램을 구성합니다. 방정식의 알고리즘 부분이 생소하고 수행하기가 겁난다면 다음 단계를 통해 도움을 얻을 수 있습니다.

목표 정의하기

건전성 예측관리 알고리즘이 과거의 작업 방식에 비해 나은지 어떻게 알 수 있습니까? 목표가 무엇인지 미리 정의해야 합니다. 예를 들면 조기 오류 식별, 정비 주기 연장, 가동 중단 시간 감소 등의 목표가 있습니다. 다음으로는 건전성 예측관리 알고리즘이 미리 정의한 목표에 어떻게 영향을 미칠지 생각해 보는 것이 좋습니다. 알고리즘을 테스트할 수 있는 프레임워크를 구축하고 목표와 비교하여 성능을 추정하면 설계 기간을 단축할 수 있습니다. 새로운 알고리즘이 과거의 상태에 비해 나은 것에 대해서는 논란의 여지가 없겠지만, 합의된 목표에 의거해 새로운 알고리즘이 낫다는 것이 인정되면 오히려 그 사실이 더욱 자명해질 것입니다.

간단한 것부터 시작하기

오류의 원인을 파악했다면 이미 전문 지식을 갖춘 것입니다. 자세히 파악한 시스템을 이용하여 실행할 프로젝트를 선정합니다. 시스템의 성능에 영향을 미치는 특징과 요소를 이해했는지 다시 한번 확인해보고 건전성 예측관리 알고리즘을 구축합니다. 기능의 임계값을 정하는 것이 중요한 유지보수 지표인지를 검토해보는 것이 가장 간단한 시작점으로 좋습니다. 일반적으로 컨트롤 차트를 통해 검토합니다. 절대로 넘어서는 안되는 안전값과 같은 임계값뿐만 아니라 주성분을 식별하는데 팀이 갖고 있는 전문 지식이 도움이 될 것입니다. 다음으로는 빠르게 적용하고 쉽게 해석할 수 있는 선형 회귀나 논리 회귀와 같은 단순한 모델을 시도해 볼 수도 있습니다. 간단한 문제에 대한 알고리즘을 잘 구축했다면 이를 통해 얻은 지식을 더 복잡한 시스템에 적용할 수 있습니다.



실린더 누설, 입구 막힘, 베어링 마찰 증가 등 세 가지 오류 유형에 대한 모델링

신뢰도 확보하기

건전성 예측관리 알고리즘이 결과를 산출하기 시작하면 현재의 데이터와 과거의 데이터를 사용하여 모델을 테스트하고 검증한 다음에 시스템 구축 단계로 넘어갑니다. 팀이 갖고 있는 전문 지식을 활용하여 모델을 조정하여, 결과의 비용/민감도를 기준으로 다양한 결과를 예측해 봅니다. 모델을 자세히 검증하려면 잘 알려진 과거 상태와 유사한 상태에서 생성된 오류 데이터를 추가하고 시스템을 테스트합니다. 이러한 검증 단계를 거친 후에는 시뮬레이션과 실제 환경이 일치하지 않아 추가적인 작업이 필요한 곳을 강조하거나 모델의 정확성을 다시 확인하여 프로세스가 잘 작동하고 있다는 신뢰를 가지게 됩니다.

고려 사항

새로운 작업과 마찬가지로, 한 번에 모든 것을 시도하지 않는 것이 중요합니다. 프로젝트가 너무 복잡하다고 생각되면 쉽게 좌절하게 됩니다. 분명한 목표를 정하고 간단한 것부터 시작하며, 데이터와 비교하여 검증하고 결과에 신뢰성을 갖게 될 때까지 반복합니다. 이 과정을 반복하여 더욱 복잡한 시스템을 구축하게 됩니다.

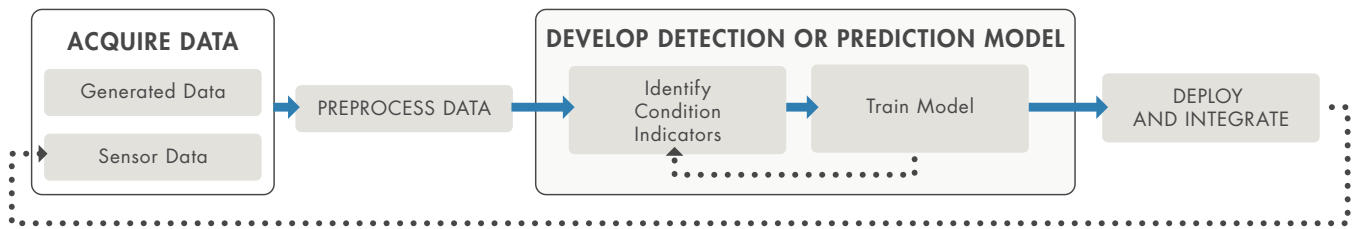
4. 건전성 예측관리 시스템을 개발하는 방법을 모릅니다.

새로운 기술은 투자가 필요하고, 투자에 대한 타당성이 인정되어야 합니다. 투자한 가치를 실현하는데 걸리는 시간이 가급적이면 짧은 것이 좋습니다. 새로운 기법에 얼마나 빠르게 능숙해질 것인가에 대한 불확실성이 있을 때에는 투자에 대한 성과를 언제 언제 될 것인지 알기가 어렵습니다. 머신 러닝이 최근에는 도입되었다면 먼저 그것을 적용할 때 리스크로 간주할 수 있는 것들을 당연히 살펴봐야 합니다. 구체적인 단계를 수행하고, 최대한 빠르게 건전성 예측관리 모델을 구축해서 실행하면 그러한 리스크를 최소화할 수 있습니다.

엔지니어들에게 친숙한 소프트웨어를 사용합니다.

새로운 기술과 기법을 도입하는 대신 이미 설치된 소프트웨어에 있는 새로운 기능과 기법을 활용하는 데 집중합니다. MATLAB처럼 엔지니어들이 이미 사용하고 있는 툴에는 고유한 건전성 예측관리 라이브러리를 제공하며 엔지니어들이 익숙한 환경에서 작업을 계속할 수 있습니다. 또한 참조 예제와 알고리즘도 있어 건전성 예측관리 기법을 처음 도입하는 부서에게 기술 지원, 교육, 컨설팅 서비스를 제공할 뿐만 아니라 전담부서가 시스템 구성 및 운영하는 데 도움을 줍니다. 이러한 기술 지원을 통해서 사용자와 팀 구성원간의 문제 해결에 기본적으로 가장 최적의 방법으로 신뢰성을 향상시킬 수 있습니다.

건전성 예측관리 워크플로 알아보기



건전성 예측관리 워크플로의 기초

모델을 생성하려면 우선 워크플로를 이해하고 진행에 방해가 될 수 있는 요소를 식별해야 합니다. 건전성 예측관리 알고리즘을 구축하고 설치하는 과정은 다음의 5단계로 이루어집니다.

1. 센서 데이터를 수집합니다.

데이터는 데이터베이스, 스프레드시트, 웹 아카이브 등 많은 소스에서 수집할 수 있습니다. 데이터의 날짜와 타임 스탬프 등이 적절한 형식으로 되어 있는지 확인합니다. 데이터 세트가 너무 크다면 메모리에 들어가지 않을 수 있고, 메모리 용량초과 데이터 처리 기법이나 클러스터가 필요할 것입니다. 분석을 위해 데이터를 구성하는 방법이 어려운 경우가 많습니다. 데이터가 충분하지 않은 경우 기계의 실제 모델에서 데이터를 생성함으로써, 정상적인 사용, 다양한 매개 변수 값, 다양한 시스템 동력 또는 신호 오류 등을 보완할 수 있습니다.

2. 데이터 전처리 작업을 수행합니다.

실제 환경에서 데이터가 완벽한 경우는 거의 없습니다. 이상값 및 관련성이 낮은 값 등을 제거하여 정상적인 동작에 대한 실제적인 그래프를 작성해야 합니다. 데이터가 다양한 소스에서 수집되었다면 데이터를 조합할 필요도 있을 것입니다. 비정상적인 데이터를 제거한다면 그러한 데이터를 적절한 값으로 대체할지, 아니면 더 작은 데이터 세트로 작업할지 생각해봐야 합니다. 잡음 필터링이나 이상값 설정 또는 다양한 필터링이 전체적인 알고리즘 성능에 미치는 영향의 비교 등이 어려울 수 있습니다.

3. 특징을 추출합니다.

보통은 센서 데이터를 머신 러닝 모델에 바로 제공하지 않고, 우선 특징을 추출합니다. 추출한 특징은 센서 데이터에 담긴 이동 평균이나 주파수 성분과 같은 개략적인 정보를 포착합니다. 통계학, 신호처리, 시스템 모델링에 관한 사전 지식이 없더라도 제공되는 툴을 이용하여 특징 추출 기법을 수행함으로써 이 단계를 단순화할 수 있습니다. 특징을 추가하고 새로운 모델을 학습시키며 성능을 비교하는 반복적인 작업이 이루어지며, 이를 이용하여 다양한 특징이 결과에 미치는 영향을 판정합니다.

오일 및 가스 추출 장비에 관한 모델을 훈련시키기 위해 특성을 추출하는 Baker Hughes

MATLAB을 활용하고 있는 Baker Hughes 팀은 데이터의 어떤 신호가 장비의 마모와 균열에 가장 큰 영향을 미치는지 확인하기 위해 가스 및 오일 추출 장비에서 가져온 데이터를 분석했습니다. 분석 프로세스에는 트럭, 펌프, 유체의 거대한 움직임을 걸러낼 뿐만 아니라 푸리에 변환과 스펙트럼 분석을 수행함으로써 밸브와 밸브 시트의 작은 진동을 더 잘 탐지하는 과정이 포함되어 있습니다.

“MATLAB은 이전에는 판독 불가능했던 데이터를 사용 가능한 형식으로 변환할 수 있는 기능을 제공했으며, 필터링 및 스펙트럼 분석을 자동화하고, 여러 트럭 및 지역에 대한 단계를 바꿀 수 있었습니다. 그리고 궁극적으로, 머신 러닝 기법을 실시간으로 적용하여 유지정비를 수행할 최적의 시기를 예측할 수 있게 되었습니다.”

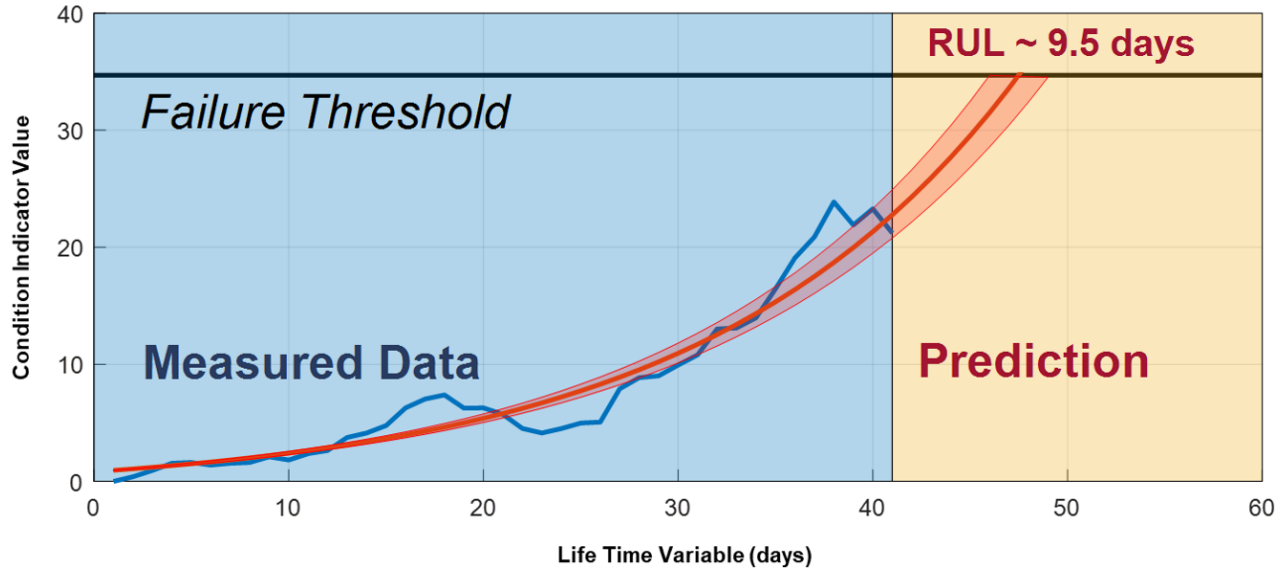
- Gulshan Singh, Baker Hughes

» [고객사 활용 사례 읽기](#)

4. 모델을 학습시킵니다.

이 단계에서는 데이터를 정상 데이터/고장 데이터로 분류하고, 양호 상태, 경고 상태, 고장 상태의 임계값을 설정하며, 구성요소의 RUL(잔여 수명 예측)을 추정합니다. 예측을 수행하고 분류 방법을 선택하며 모델을 시뮬레이션하기 위해서는 포괄적인 고장 시나리오를 생성해야 합니다. 앱의 그래픽 인터페이스는 쉽게 시작할 수 있고 다양한 모델의 학습 결과를 비교할 수 있는 머신 러닝을 적용합니다.

Remaining Useful Life (RUL) Prediction



잔여 수명을 추정하고 예측과 관련된 신뢰도 구간을 제공할 수 있도록 예측 모델을 학습시킵니다.

5. 예측 모델을 배포합니다.

코드를 생성하고 모델을 하드웨어에 설치된 응용 프로그램 형태로 배포합니다. 모델은 C언어와 같은 일반적인 수준의 언어로 변환하여 임베디드 장치에 배포할 수 있고, IT 환경에서 다른 응용 프로그램과 통합할 수도 있습니다. 이때 코드 생성과 IT 통합에 익숙하지 않아 어려움을 겪는 경우가 종종 있습니다. **MATLAB Compiler™** 및 **MATLAB Production Server™**는 프로덕션 환경에서 실행하기 위해 자동으로 모델을 패키징할 수 있는 툴입니다. 컨설팅 서비스를 통해 이러한 응용 프로그램을 IT 시스템으로 통합하려고 하는 경우에 특히 많은 도움이 될 수 있습니다.

건전성 예측관리 시스템을 개발한 Mondi

Mondi Gronau의 플라스틱 생산 공장은 1년 365일 24시간 운영되고 있습니다. MathWorks 컨설팅의 지원을 받아 Mondi Gronau는 공장 근로자가 수정 조치를 취하고 심각한 문제를 예방할 수 있도록 상태 모니터링 및 건전성 예측관리 응용 프로그램을 개발했습니다. 6개월만에 이를 완성했고 이제 매년 200,000유로씩 절약하고 있습니다.

“MathWorks는 최고의 컨설팅 서비스를 제공합니다. 컨설턴트들이 빠르게 대응했고 아주 풍부한 지식을 갖고 있었습니다. 선제적인 투자를 통한 빠른 비용 절감으로 프로젝트 당위성을 검증하였으며, 이제 저희는 더욱 많은 예산과 시간을 확보하게 되어, 이와 같은 보다 다양한 머신 러닝 프로젝트를 완성할 것입니다.”

— Michael Kohlert 박사, Mondi

» [고객사 활용 사례 읽기](#)

고려 사항

어떤 비즈니스에서는 기계에 대한 일일 보고서가 필요한 반면, 다른 비즈니스에서는 실시간 처리가 필요합니다. 비즈니스에 따라 어떤 수준의 관리가 필요한지를 고려해야 합니다. 또한 수집하는 데이터 유형이 신호, 이미지, 텍스트 데이터인지 확인하고, 오류 예측에 도움이 될 수 있는지를 염두에 두어야 합니다. 많은 양의 데이터를 다루기 위해서는 컴퓨팅 기능이 필요합니다. 마지막으로 결과를 어떻게 표시할 것인가, 경고의 결정 방법에 어느 정도의 지식이 필요할 것인가, 경고 통지를 받을 사람은 누구인가를 고려해야 합니다.

결론

알맞은 툴, 지침, 동기가 있다면 건전성 예측관리를 구현할 수 있습니다. 비즈니스 의사 결정을 위한 프로젝트를 선정, 특징 선택, 데이터 수집 및 관리, 건전성 관리 모델 작성을 위해서 반복적인 작업을 수행하시기 위해 많은 작업이 필요로 합니다. MathWorks는 소개드린 성공사례와 같이 이 글을 보고 계신 고객의 성공을 위해 제품 뿐만 아니라 다양한 기술 지원을 제공합니다.

추가 정보

- [MATLAB을 활용한 건전성 예측관리: 센서 데이터 분석을 활용한 고장 장비의 고장 진단](#) - eBook
- [MATLAB을 활용한 머신 러닝](#) - eBook
- [건전성 예측관리를 위한 MathWorks 컨설팅](#) - 서비스 개요