Analysis of IoT Data in AWS Environment with ML Algorithms

İrem KÖMÜRCÜ iremkomurcu.com ikomurcu@deloitte.com

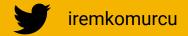


WHO AM I

- Data Scientist @Deloitte
- Google Developer Expert on ML
- ★ Computer Vision Lover!

ikomurcu@deloitte.com

iremkomurcu.com









Bugün Ne Konuşacağız?

- Tahmine Dayalı Kalite
- IoT Servisleri ve AWS
- Uçtan uca Mimari Akış Oluşturma
- ML Yönetimi ve Sagemaker



Tahmine Dayalı Kalite

Üretim süreci verilerine dayalı olarak ürünle ilgili kaliteyi tahmin etmek ve sınıflandırmak için üretimde makine öğrenimi yöntemlerinin kullanılmasını içerir



Gereksiz Kimyasal Atıkları Azaltan

Yıllık 300.000 \$'lık Tasarrufa Eşit

Önemli Bir Etki

Problem Neydi?

Tüketilen tutkal miktarı üretilen MDF için önemli bir kalite faktörü olduğu kadar önemli bir maliyet kalemidir.

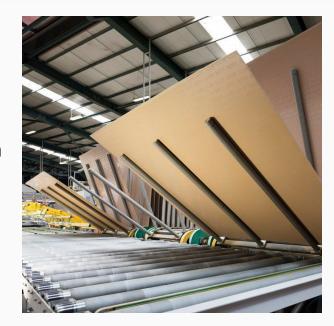
MDF üreticisi, ürünleri için **optimum tutkal miktarını** kullanmak istiyor.

Sorun, laboratuvar testlerinin ortalama 6 saat sonra sonuçlanabilmesi nedeniyle, MDF üretim hattında kalite parametrelerini kalite ile ilgili müdahalede bulunabilecek kadar hızlı ölçebilecek araçlardan yoksun olmalarıdır.



Çözümde Hangi Adımları İzledik?

- MDF üretim hattı boyunca mekanik ve çevresel değişiklikleri izlemek için sensör verileri buluta taşındı
- İstatistiksel modellere dayalı sık kalite test sonucu tahminleri yapıldı
- Öngörülen kalite parametreleri kullanılarak MDF ürününün kalitesini en üst düzeye çıkarmak için optimum tutkal miktarı hesaplandı
- Gerçek zamanlı loT verilerinin görselleştirilmesi, öneri bilgilerinin operatör tarafından takip edilen panolara yapıştırıldı

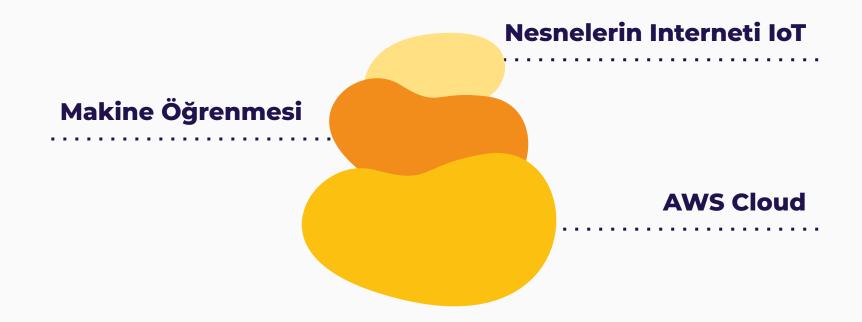


Sonuçlar ve Etkileri

- Tek kaynak kontrolü
- Kalite parametrelerini ölçmek için 4-6 saatlik testler beklemek yerine, hızlı reaksiyon ve üretim kalitesinde artış
- Hammadde tasarrufu, minimum yapıştırıcı ile maksimum kalitede üretim, gereksiz kimyasal israfını önleyerek üretimde karbon ayak izini azaltma
- İzlenebilir, okunabilir çıktılar ("Age of With")
 üreterek operasyonel karar süreçlerini destekleme



Mimari Bileşenler



Projede Temel Adımlar

Veri

Analizi

Model

Uygulaması

Fonksiyonel

Analiz

ML ve

Optimizasyon

-Operasyon adımlarının belirlenmesi

-Kalite parametrelerine ve tutkal tüketimine etki eden etmenlerin tayini

-Ürün tipi bazında özelleştirilmiş kalite tahmin modellerinin geliştirilmesi

-Tutkal önerisi veren algoritmanın geliştirilmesi

-Üretim bandı sensör verilerinin analizi

-Laboratuvar sonuçlarının analizi

-Sensör verileri ve laboratuvar sonuçlarının veri olgunluğu analizi

-Modern bulut ve makine öğrenmesi operasyonu yöntemleri kullanılarak modelin sahaya uygulanması

Mimaride Genel Temel Noktalar

I. ML Modeli

Belirli kalıp türlerini tanımak için eğitilmiş bir model

2.

Inference

Çıktıyı hesaplamak için canlı veri noktalarını bir ML modelinde çalıştırma işlemi **3.**

Veri Alımı

Hemen kullanım veya bir veritabanında depolama için veri alma ve içe aktarma işlemi

4.

Model Eğitimi

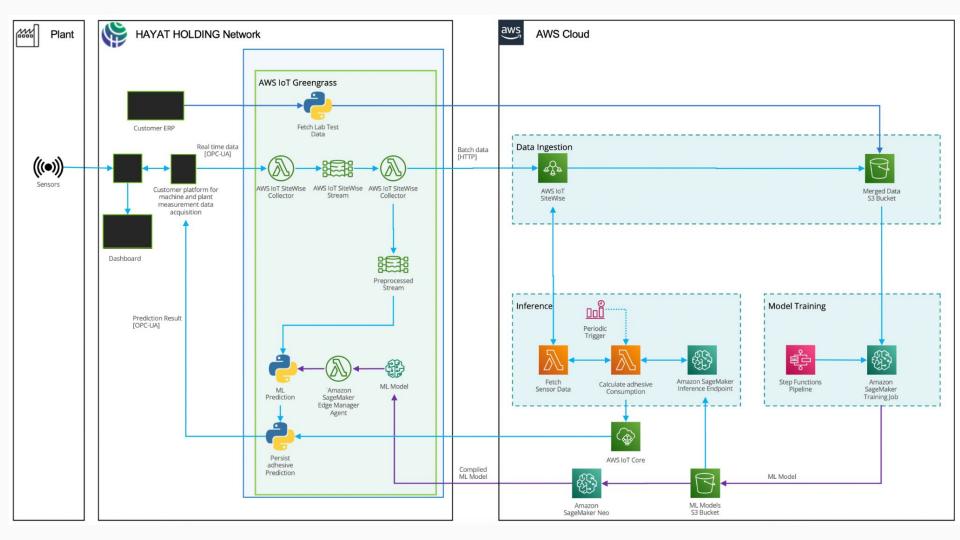
Öğrenmek için eğitim verileri içeren bir makine öğrenimi algoritması sağlama 5

Sagemaker

Makine öğrenimi modelleri oluşturup eğitmek ve ardından bunları doğrudan üretime hazır bir ortama dağıtmak için kullanılır

Mimari Bileşenler

- loT sensörlerinden gerçek zamanlı verinin AWS Cloud ortamına aktarılması
- Aktarılan verilerin saklanması ve güvenliği
- AWS Cloud ortamında Makine Öğrenmesi algoritmalarının çalışması
- Gerçek zamanlı veri ile ML algoritmalarının optimizasyon ve sürekli geliştirilmesi
 - Model sonuçları ile fabrika ortamındaki arayüzün beslenmesi

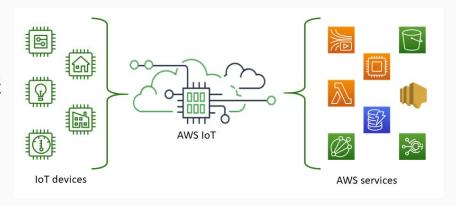


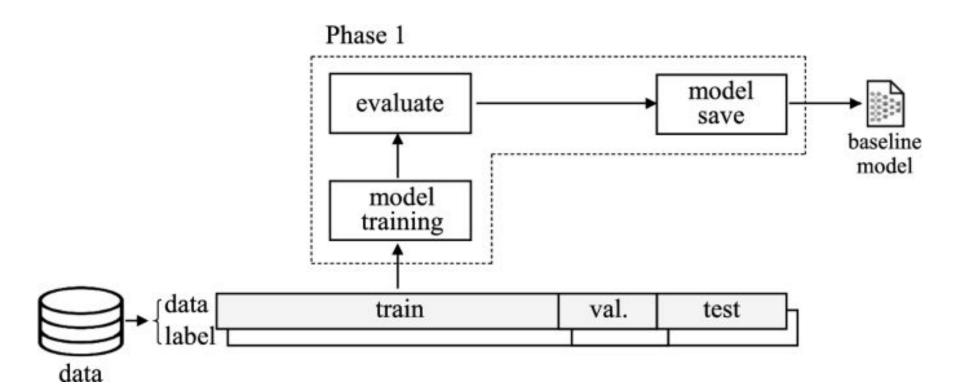


Makine öğrenmesi modeli düzenli olarak verilerden öğrensin

Neden AWS Tercih Ettik?

- IoT Verilerini otomatik olarak ön işleyebilir, analiz edebilir ve raporlayabilir
- Bu verileri Amazon S3 veya Amazon Redshift gibi veri depolama hizmetlerine aktarabilirsiniz
- loT cihazlarının gerçek zamanlı durumunu izleme olanağı
- Cihaz arızasında durum tespiti ve uyarı





Veri Toplama

Sensör Verilerini Aktarma

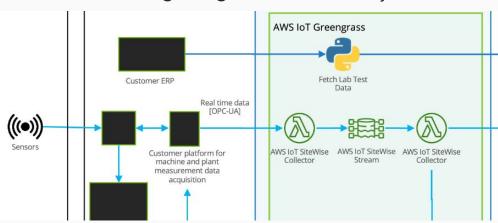
Girdi verileri, AWS **IoT Greengrass SiteWise Edge Gateway** üzerinden aktarıldı.

Toplamda 194 sensör aktarıldı ve tahminlerin doğruluğunu artırmak için

kullanıldı.

Sensör Verileri: Dakikada 1

Laboratuar Verileri: 8 saatte 1



Veri Kaynakları ve Veri Alımı

Sensör Verisi



Dakikada 1

- Tutkal
- Yonga verisi
- Basınç
- Kurutucu
- Katı Parafın

Laboratuvar Verisi



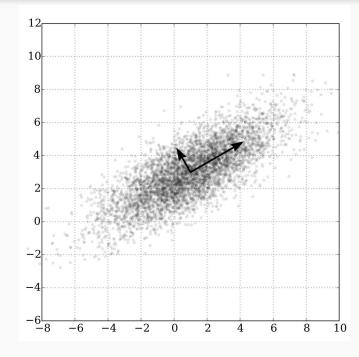
8 saatte 1

- Çekme direnci
- Kenar Vidalama
- Su Alma
- Kalınlık
- Elastikiyet
- Şişme

Veriler ve Ön İşlemler: PCA

Verilerin en önemli değişkenleri (principal component) belirlenerek, bu değişkenler üzerinden veri yeniden oluşturulur ve boyut azaltma işlemi gerçekleştirilir

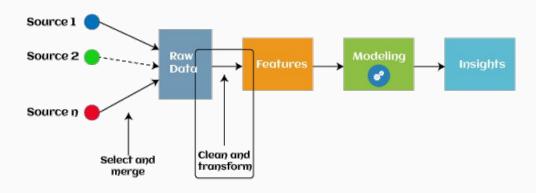
- Toplam 194 sensör
- Ayrıntıya takılan bir model
- Az satır, çok sütun
- Noise endişesi
- High dimensional veri kaygısı



Veriler ve Ön İşlemler: Feature Engineering

Veri setindeki değişkenleri daha anlamlı ve etkili hale getirerek, makine öğrenmesi modelinin performansını artırmak için kullanılan bir veri ön işleme tekniğidir

- Değişkenlerin arasındaki ilişkiyi güçlendirmek
- Noise problemini ortadan kaldırmak
- Bazı özellikleri ön plana çıkartma/kaldırma



Model Eğitimi ve Optimizasyon

- Deep learning temelli model
- Multilayer perceptron
- Scorch: Scikit-learn ile kullanıma hazır PyTorch tabanlı kütüphane
- Optuna: Hiperparametre optimizasyonu için
- XGBoost
- Cross-validation



Model Sonucu ve Öneriler

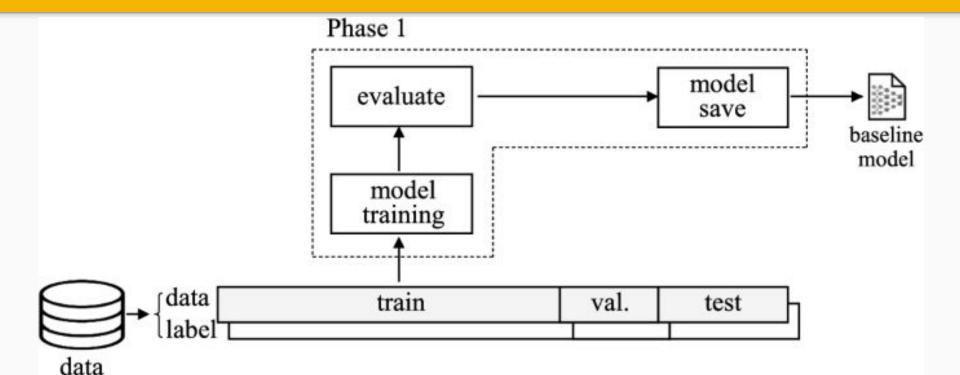
En büyük amaç tutkalı optimize etmek

- Sagemaker içi endpoint deploy
- Lambda ile endpoint isteği
- Model içi öğrenme

Optimizasyon

SageMaker otomatik model tuning ile model eğitimi ve optimizasyonu

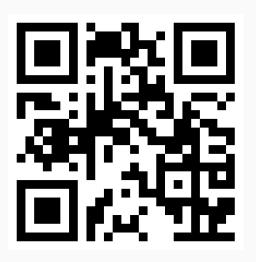
Toparlayalım: Neden Sagemaker?



Sunuma Ulaşmak İçin Linkler

GitHub Repo

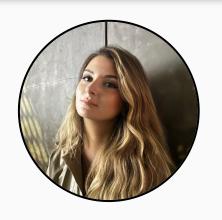




AWS Blog

Teşekkürler!

Herhangi bir soru var mı?



ikomurcu@deloitte.com











