Google Cloud

Google を支える 機械学習サービス監視の MLOps

佐藤 一憲

Google デベロッパー アドボケイト

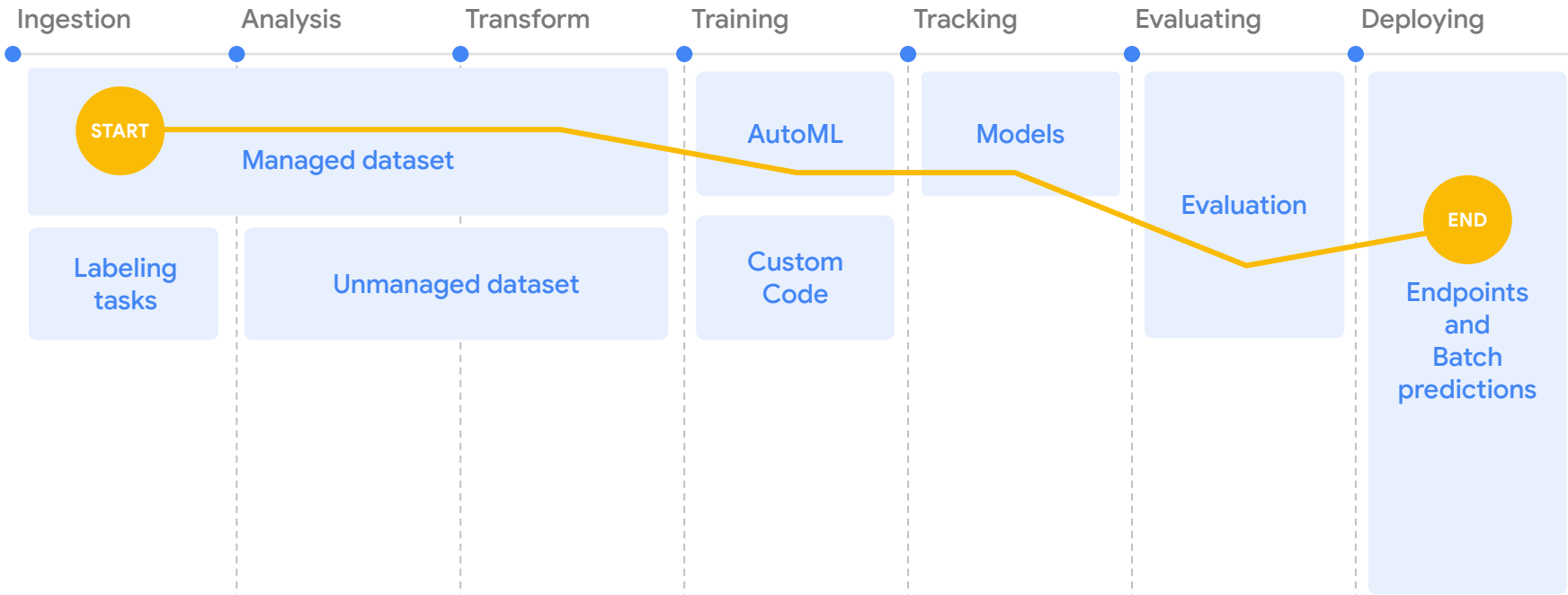
スピーカー自己紹介

佐藤一憲
Google
デベロッパーアドボケイト

Google Cloud のデベロッパー アドボケイトとして、
機械学習や AI 系プロダクトの開発者支援を担当。
Google Cloud Next、Google I/O、NVIDIA GTC 等の
主要イベントでスピーカーを務め、Google Cloud 公式ブログに
多数の記事を寄稿。また Google Cloud 開発者コミュニティを
10 年以上にわたり支援している。

Google の MLOps

ML 開発のライフサイクル



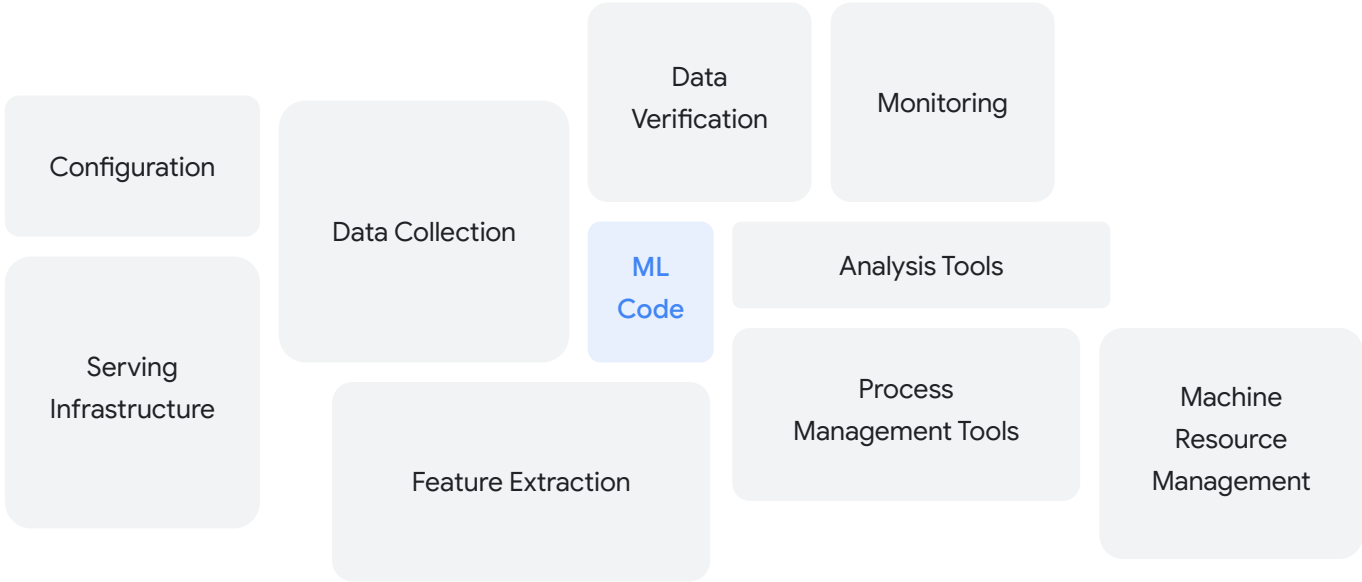
MLOps

ML システムの開発（Dev）と運用（Ops）を統合する開発文化とプラクティス

ローンチは簡単、

運用が難しい。

CC0 images from pixabay.com



Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems, NeurIPS 2015

ML システム実運用の課題

ML 固有の課題

- データ、特徴量、モデル、パイプライン、実験結果等の管理
- 継続学習とデプロイ、監視
- スキューとドリフト
- 学習データの検証
- 学習後モデルの分析
- 公平性と説明可能性

実運用環境の課題

- スケーラビリティ
- 可用性
- ポータビリティ
- 再現可能性
- モジュール性
- 監視とアラート
- セキュリティ
- サーバレス

Google における ML 実運用環境の一例

Google 最大規模のある ML サービスの運用体制:

- 15 年以上の運用実績
- ML SREs による運用
- 数千種類の ML モデルを一時間おきに継続学習
- グローバルのサービス インフラに継続デプロイ

Google における ML 実運用環境の歴史

Continuous Training for Production ML in the TFX Platform. OpML (2019).

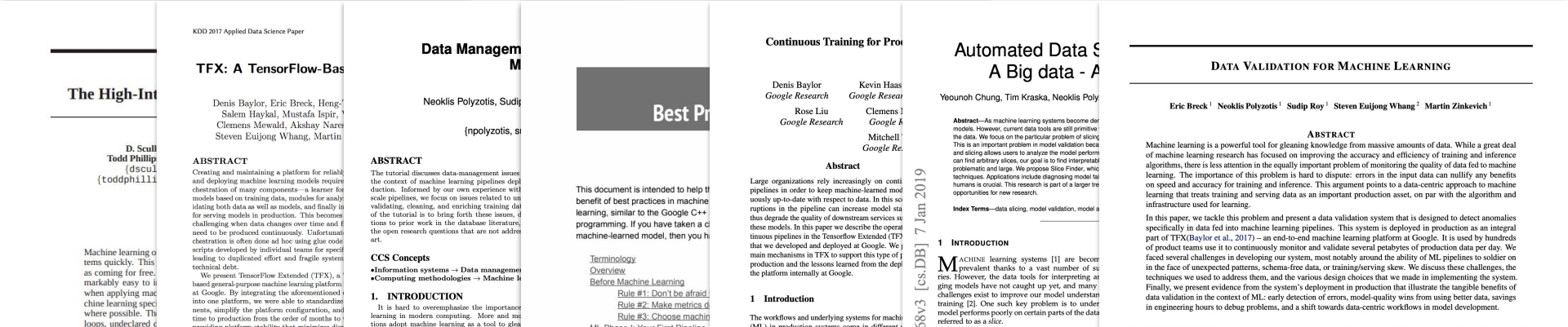
Slice Finder: Automated Data Slicing for Model Validation. ICDE (2019).

Data Validation for Machine Learning. SysML (2019).

TFX: A TensorFlow-Based Production-Scale Machine Learning Platform. KDD (2017).

Data Management Challenges in Production Machine Learning. SIGMOD (2017).

Rules of Machine Learning: Best Practices for ML Engineering. Google AI Web (2017).

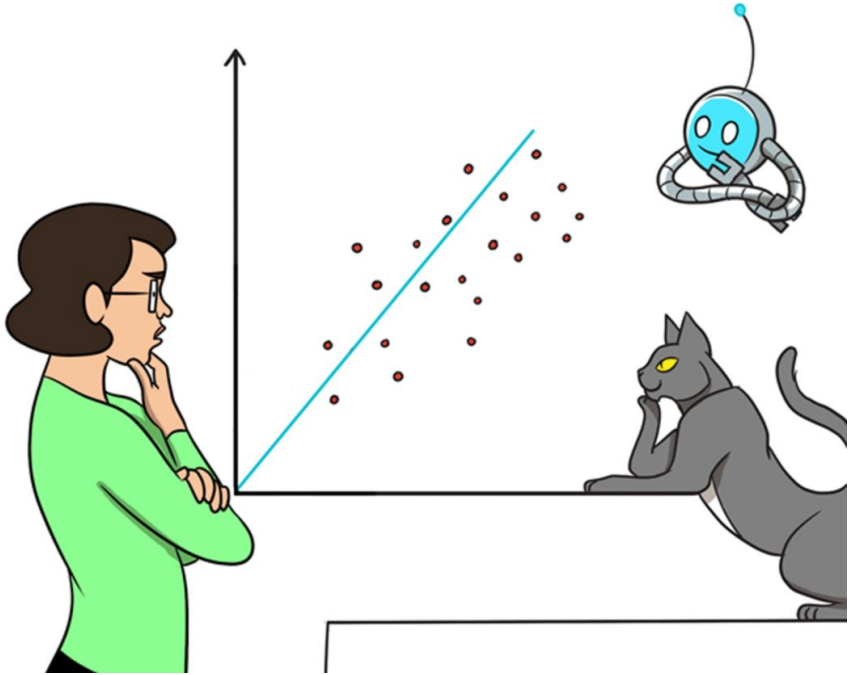


機械学習モデルが
うまく動かないとき

なぜ ML モデルが期待通りに動かないのか？

あらゆる ML モデルは、
実世界とのズレが発生する時が来る

ML サービスの性能劣化として現れる



Google

スキューとドリフト

Training-Serving Skew:
トレーニング時とサービング時のズレ

Prediction Drift:
サービング時の経時的なズレ

Google で発生した Training-serving skew によるトラブル

- ある ML パイプラインで毎日モデル学習を実行
- あるエンジニアのコード改修により、特定の特徴量が **-1** に固定
- ML モデルの推論では**エラーが発生しない**ため、誰も気づかない
- 推論結果はつぎの学習にも利用され、状況は静かに悪化

We want the user to treat data errors with the same rigor and care that they deal with bugs in code”

コードのバグ検出と同じ真剣さでデータのバグを見つけるべし

- TFX paper

Vertex AI Model Monitoring による特徴量分布の監視

Vertex AI

Generally available

No code / low code workflow

AutoML

Vision | Video | Language | Tables | Forecast

BigQuery ML | Translation

Custom training workflow

Experiment

Data Labeling

Vertex SDK

TensorBoard

Train

Training

NAS

Vizier

Deploy

Prediction

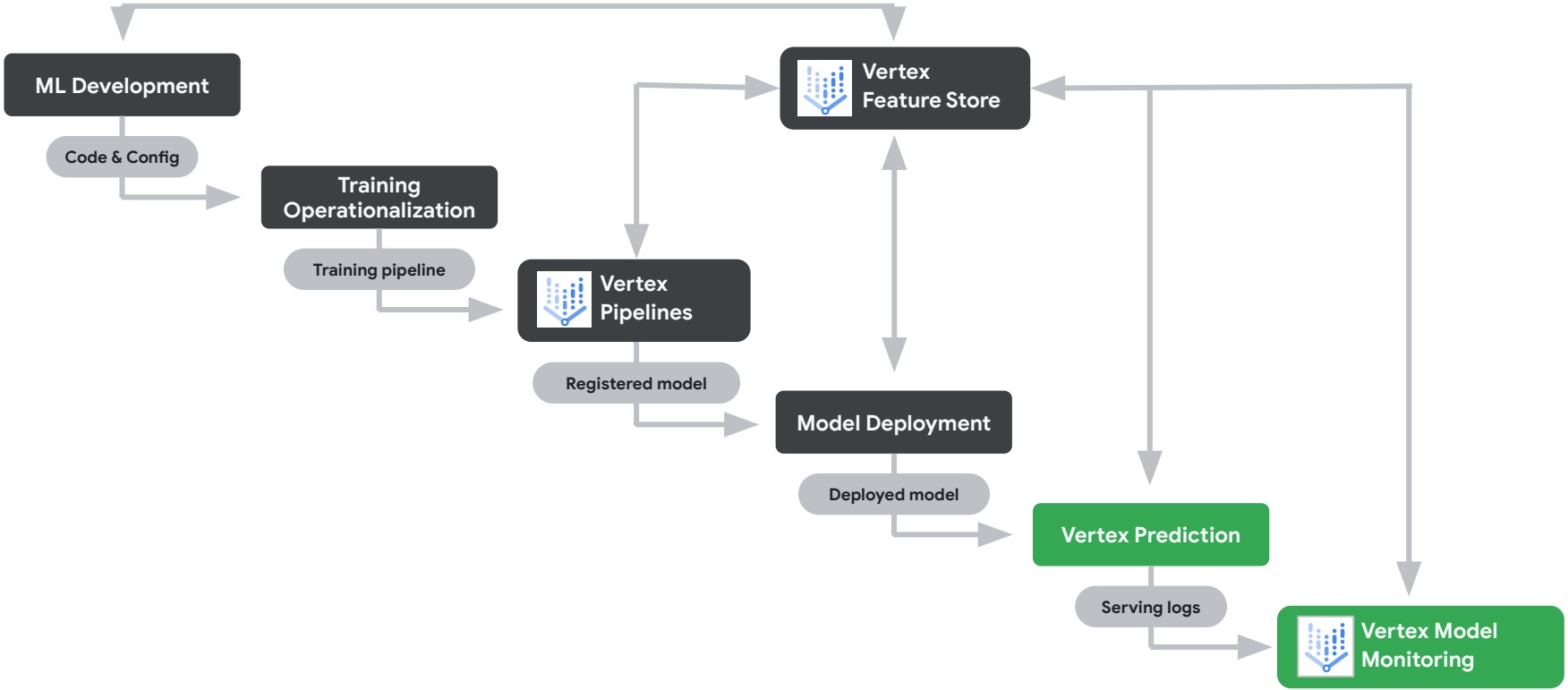
Matching Engine

Model Monitoring | Explainable AI | Feature Store | ML Metadata

Pipelines

Workbench

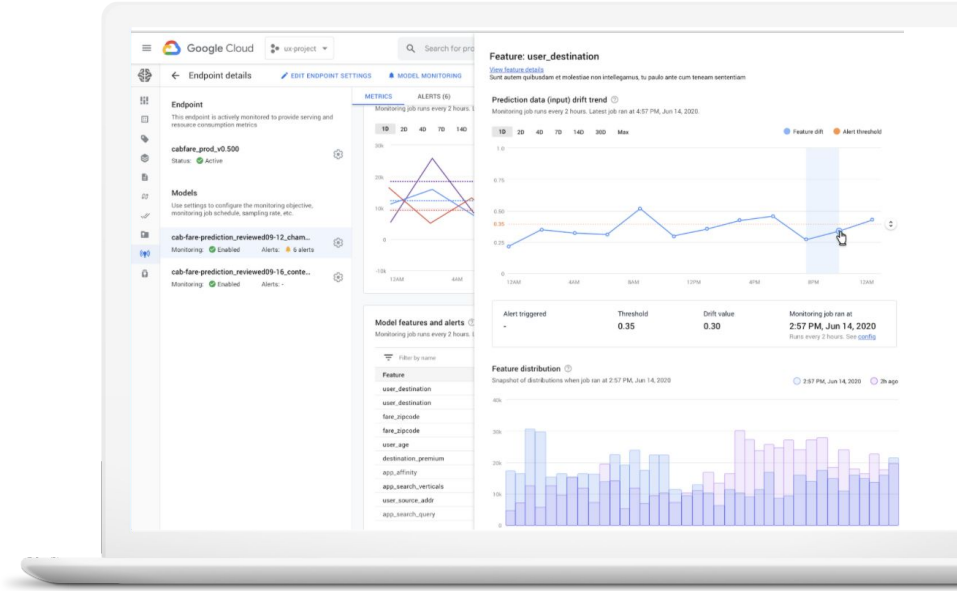
Vertex AI による MLOps: Model Monitoring



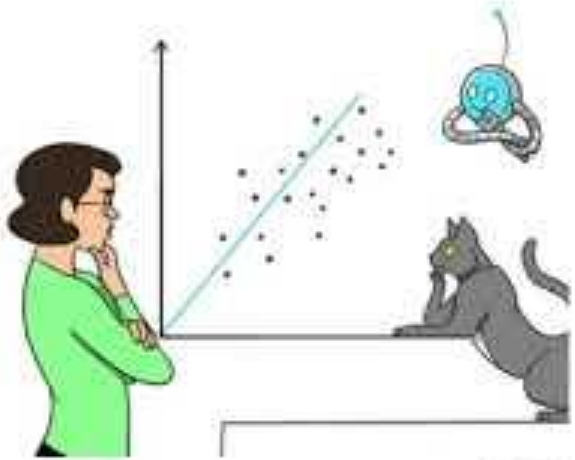
Vertex AI Model Monitoring

Preview

- モデル性能の監視とアラート
- モデル性能の分析
- ML パイプラインによる再学習との統合



Such Training-serving Skew
degrades the model performance.



Google

スキューとドリフトを検出

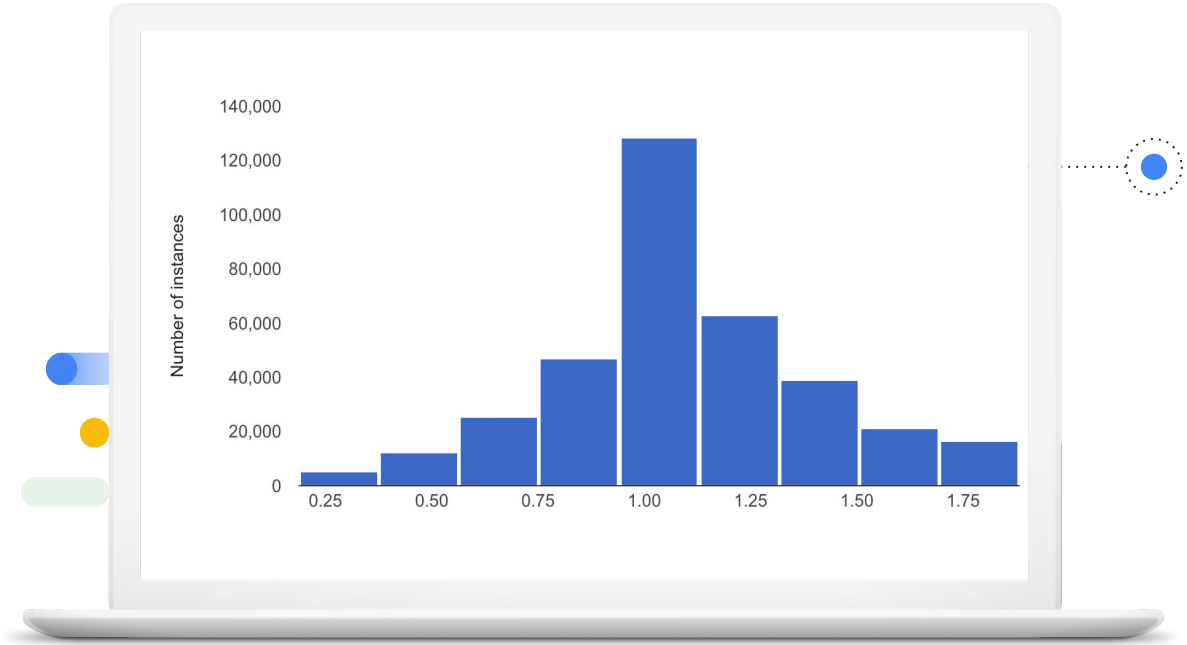
スキュー: ベースライン分布と比較

ドリフト: 経時分布と比較

分布変化の検出:

JS divergence
(for numerical features)

L-inf distance
(for categorical features)



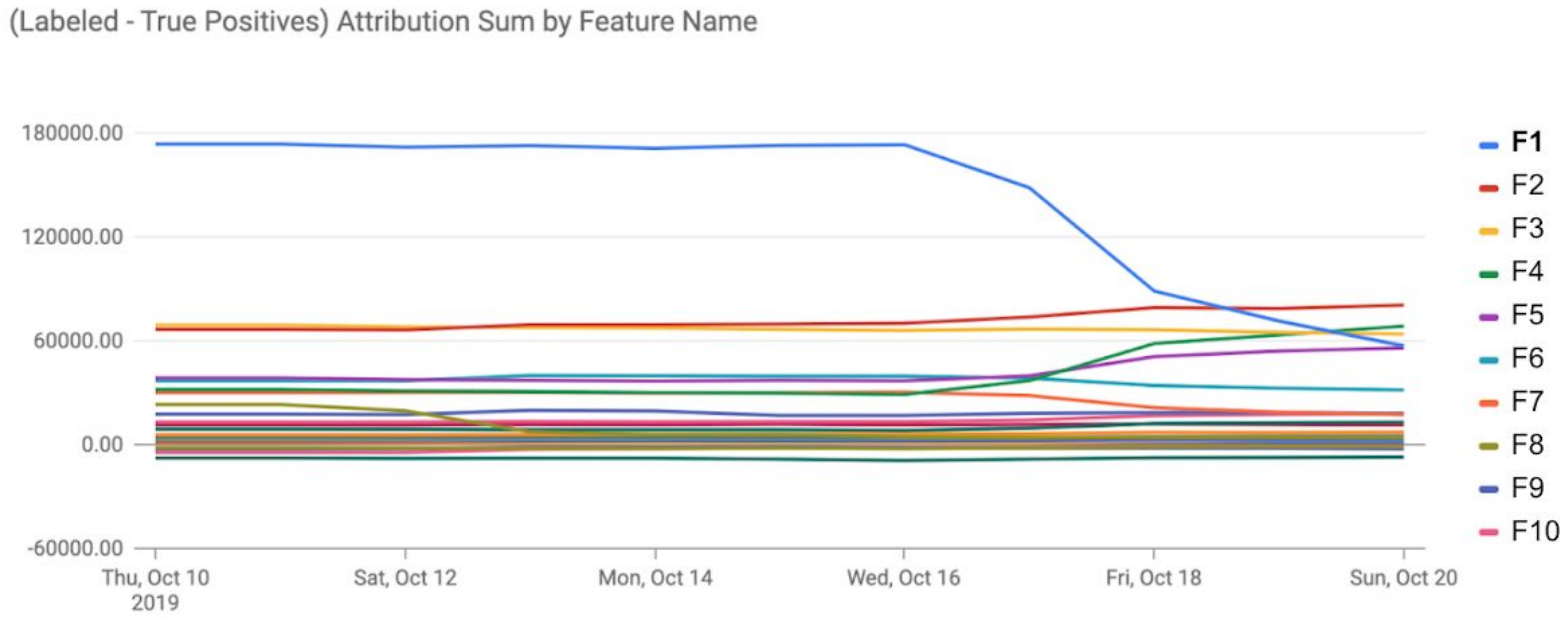
Model Monitoring による特徴量分布の監視設定

```
gcloud beta ai model-monitoring-jobs create
  --project=example
  --region=us-central1
  --display-name=my_monitoring_job
  --emails=example1@foobar.com,example2@foobar.com
  --endpoint=<endpoint_id>
  --prediction-sampling-rate=0.2
  --feature-thresholds=feat1=0.1,feat2=0.2,feat3=0.05,feat
  --dataset=<dataset_id>
  --target-field=price
```

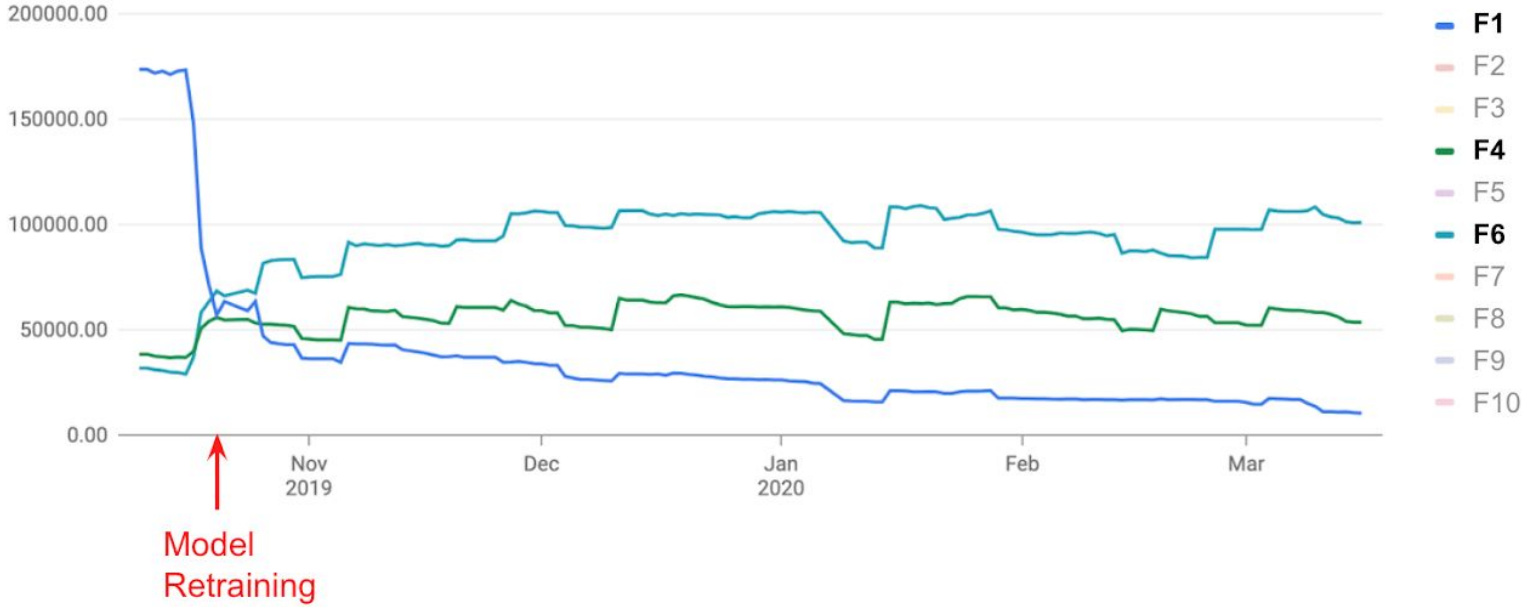
コンソール UI での確認

Vertex AI Model Monitoring による特徴量重要度の監視

Google 最大規模の ML 基盤で起きたトラブル



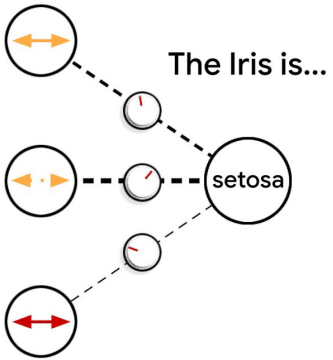
Google 最大規模の ML 基盤で起きたトラブル



「正解」が得られない ML モデルには：特徴量重要度の監視

重要度監視のメリット

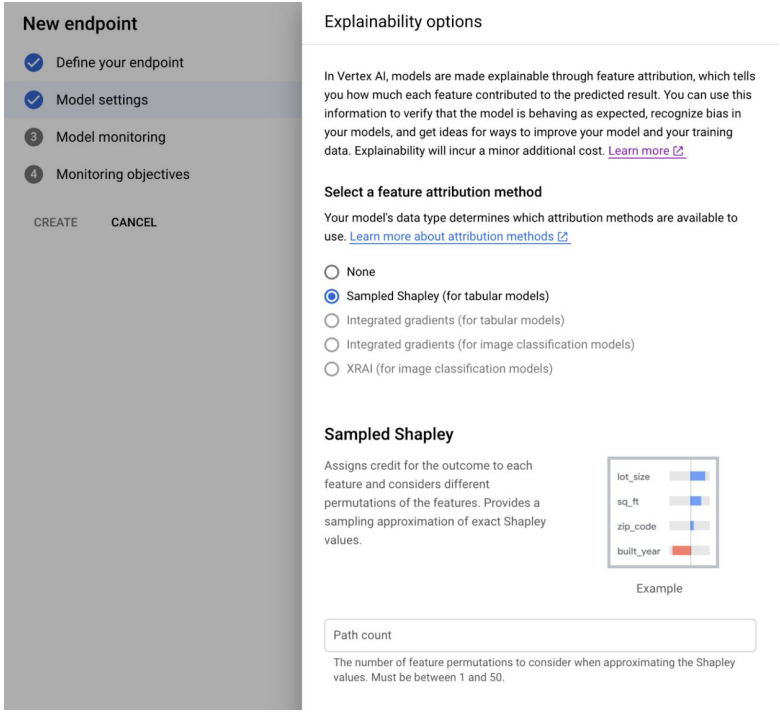
- 多次元ベクトルや embeddings の監視も可能
- 複数特徴量の監視が可能
- その他、推論サービスの不具合を検出



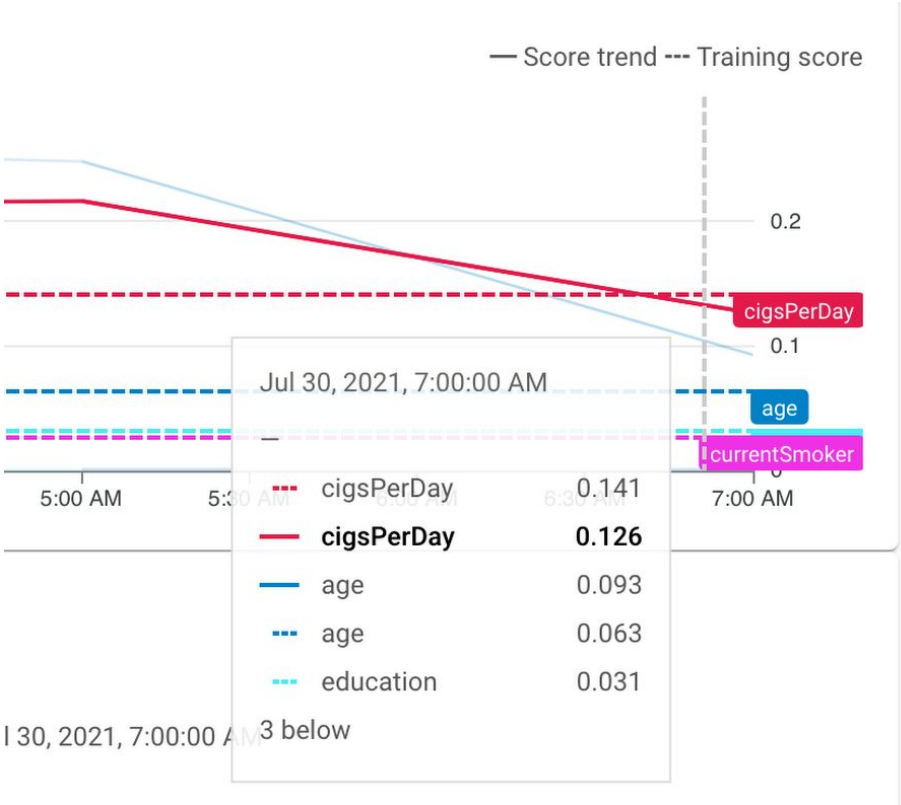
特徴量重要度は ML モデルが
いまどのように動いているかを示す

Model Monitoring による特徴量重要度の監視設定

```
gcloud beta ai model-monitoring-jobs create
  --project=example
  --region=us-central1
  --display-name=my_monitoring_job
  --emails=example1@foobar.com,example2@foobar.com
  --endpoint=<endpoint_id>
  --prediction-sampling-rate=0.2
  --feature-thresholds=feat1=0.1,feat2=0.2,feat3=0.05,feat
  --feature-attribution-thresholds=feat1=0.1,feat2=0.2,fea
```



コンソールでの確認


— Score trend --- Training score
0.2
0.1
0
cigsPerDay
age
currentSmoker
5:00 AM
7:00 AM
Jul 30, 2021, 7:00:00 AM
cigsPerDay 0.141
cigsPerDay 0.126
age 0.093
age 0.063
education 0.031
3 below

まとめ

機械学習サービス監視の MLOps

01 | ML モデルの性能は様々な要因で低下する
→ ML モデルの現在の性能を知る「監視」が重要

02 | 特徴量の分布はスキューやドリフトで変化する
→ 特徴量分布の監視で検出する

03 | 特徴量分布の監視だけでは不足するケースもある
→ 特徴量重要度の監視で検出する

Vertex AI Model Monitoring 参考資料

- Vertex AI Model Monitoring ドキュメント

  https://cloud.google.com/vertex-ai/docs/model-monitoring

- ブログ記事「Vertex Model Monitoring で活用する、Google の MLOps 監視手法」

  https://cloud.google.com/blog/ja/topics/developers-practitioners/monitor-models-training-serving-skew-vertex-ai

- ブログ記事「Feature Attributions の監視：Google はいかに大規模な ML サービスの障害を乗り越えたのか」

  https://cloud.google.com/blog/ja/topics/developers-practitioners/monitoring-feature-attributions-how-google-saved-one-largest-ml-services-trouble

Thank you.

Google Cloud