

DataRobot MLOps

概要

大変動下の社会情勢においては、機械学習モデルがすぐに資産から負債に変わってしまいます。トレーニングデータに含まれていない状況に直面すると、モデルが行う予測は不正確で信頼性の低いものになり、消費者の信頼を損なう等、ビジネスにリスクをもたらすだけでなく、規制当局による調査の対象となる可能性すらあります。また、ほとんどの機械学習モデルのデプロイは IT 部門と分析部門が連携して行う必要があるという課題があります。これが機械学習モデルの運用上の問題の迅速な検出と対応を妨げている事は否定できません。機械学習モデルの導入効果を高いレベルに維持し、また新しい活用の機会を広げていくには、より適切かつ標準化された方法で、すべての機械学習モデルのライフサイクルを管理する必要があります。

本番環境で AI を拡張するために必要なもの

DataRobot MLOps では、モデルを開発した方法やデプロイする場所に関係なく、本番環境のすべてのモデルを一元化された方法でデプロイ、監視、運用する事ができます。DataRobot MLOps は、高度な Automated Machine Learning (AutoML) の正常性監視を使用してデプロイ後のモデルの全体的な品質を改善するだけでなく、継続的な自動モデルパフォーマンス比較（別名 チャレンジャーモデル機能）を通じて状況の変化に対応します。また、組織全体において本番環境で利用されている機械学習モデルを堅牢な運用管理フレームワーク上で動作させ、社内のコラボレーションを促進するとともに、本番環境の管理負担を軽減します。



あらゆる場所でモデルを稼働する

実質的に初めて、すべてのモデルをそれぞれの目的の環境にデプロイできるようになりました。クラウド環境、オンプレミス環境、ハイブリッド環境を選ばずにモデルのデプロイを行うことができます。すでにデプロイ済みの本番環境のモデルに監視機能を追加し、モデルの正常性とパフォーマンスに関する情報を一元化されたインターフェースにおいてリアルタイムに行うことができます。

機械学習モデル 監視エージェント - MLOps は、DevOps でなじみのあるエージェントの概念を使用して、モデルを任意の環境で実行しながらも、その稼働状況を一元化された画面で一元的に監視する事を実現します。これにより、ビジネスの問題解決に必要なモデルの実行環境の選択とその監視、運用に最適な組み合わせが実現し、任意の環境でのモデル稼働とリアルタイムな稼働評価を両立することができます。

一元的で拡張可能な監視システム - モデルの開発者やモデルがデプロイされる場所に関係なく、企業内の無数のモデルの運用状況を可視化できます。DataRobot MLOps に含まれる拡張可能な監視システムは、DataRobot のマネージドクラウドサービスで稼働している数万のモデルによって徹底的にテストされたものです。

柔軟なモデルの実装 - 任意のオープンソース言語またはライブラリでモデルを開発し、DataRobot MLOps 環境にデプロイすると、リアルタイム予測または一括予測を行うことができる REST API を利用することができます。また、DataRobot MLOps には、Snowflake、Tableau など他システムへのライトバック（書き込み）機能が組み込まれています。

「MLOps を使用すると、DataRobot で開発されたモデルとそれ以外のモデルの両方を数週間ではなく数分でデプロイでき、自社開発の方法よりもはるかに迅速にビジネス価値を獲得できました。また監視機能によって、モデルの新たな予測データに対するの適応を確認できています。これまでのところ、デプロイ後のモデル稼働率は 100% を維持しています」

— Derek Schaff 氏
Clear Spring Property and
Casualty Company
VP, Data Science



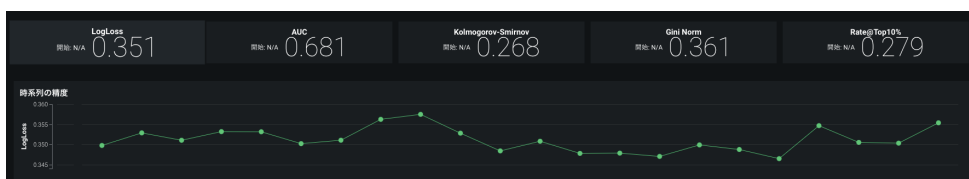
自動化されたモデルの正常性監視とライフサイクル管理

MLOps は、モデルの継続的な監視と評価を提供して、既存のモデルの運用を改善します。サービス正常性、精度、データドリフトの発生を時系列で追跡します。DataRobot の業界トップクラスの AutoML 製品を使用したモデルも、独自の環境で構築したモデルも含め、単一環境でリアルタイムな運用を可能とします。この常時評価プロセスにより、動的で非常に不安定な環境でモデルに発生する問題を検知することができます。

組み込みのデータサイエンスの専門知識 - データドリフトに代表されるような、機械学習モデル特有の問題の発生を検知するための、自動化されたベストプラクティスが含まれています。これらの専門的な指標と対話型のインターフェースを使用して、モデルの精度と品質低下を監視する事ができ、またアラートを利用して発生した問題を通知し、迅速に対応する事を可能とします。

継続的なモデル比較 - 予測処理を複数のモデルで試行し比較するチャレンジャーモデルを利用する事ができます。これは独自環境または DataRobot で構築した、複数のモデルの状況 (データドリフト、精度、正常性) を時系列で比較することができるものです。モデルの切り替えが必要だと判断した場合には利用するサービスを中断する事なく改善されたモデルに運用を切り替え、他のモデルは比較対象として保持する事ができます。

本番稼働状況の診断 - サービス正常性を時系列で監視して、遅延、スループット、エラー等、モデルのサービス状況を確認し、SLAを確認します。



組み込みの機能によるモデルガバナンス

DataRobot MLOps は、AI プロジェクトに対する統制および管理を確立します。Humble AI (予測の信頼性) 機能により、あらゆる予測にビジネス視点からの制約を加え、結果に対する信頼を確立します。また、すべてのモデルへのアクセスが安全に管理され、モデルに対して提案された変更については厳重に管理された承認ワークフローが提供されるため、社内統制、政府規制に準拠し、リスクを低減する運用を実現することができます。

Humble AI (予測の信頼性) - 様々な視点でモデルの予測と精度を比較することで、AI の現実的な利用を促進します。ビジネスルールに準拠するためのルールを定義して、予測が想定される通常の範囲内に収まり、ビジネス視点からみて合理的であることを確保するガードレールを提供する事ができます。これにより予期しないインプットや例外的なインプットに対しても制御を行うことができます。モデル運用をわかりやすく可視化する事で、AI への信頼性をさらに向上させます。

モデル承認ワークフロー - ビジネスフローに応じてカスタマイズ可能なレビューおよび承認のワークフローを定義する事ができます。これにより煩雑な手作業を削減し、モデル更新のレビュープロセスを維持します。MLOps ではモデルの関係者全員に適切に情報を提供し続けながら、権限のある承認者が新しいモデルの更新および公開を許可する事ができます。

ML 監査証跡ログ - MLOps は規制対応のために予測処理の統計およびモデル更新の履歴を保持しており、これによってどのモデルがいつ、誰によって作成、使用、また更新されたかを把握できます。

企業にとって機械学習モデル、すなわち AI を活用したシステムは、顧客体験の向上、企業内運用の効率性向上、リスク低減、行動と意思決定の支援の改善等に対して寄与するものとなります。このように機械学習モデルが企業活動において重要な役割を果たすことを考えれば、モデル運用の信頼性とそのパフォーマンスを高めていく事は欠かせません。モデルの監視、管理、ガバナンスを適切に実施しなければ、企業の収益に悪影響が及んだり、顧客、ユーザーおよび経営陣の信頼を失ったりする危険すらあると言えるのです。

世界中の企業でのミッションクリティカルな AI と機械学習の革新を支援



AI システムの信頼性は、モデルの構築だけでなく、絶えず変化する状況に応じて本番環境でモデルを実行するときにも確保されなければならないと DataRobot は考えます。本番環境の機械学習に DataRobot MLOps を使用すれば、一元的なアプローチによって、データサイエンスチームと IT チームの共同作業を促進しながら本番環境の機械学習を継続的に管理でき、自信を持って AI の導入を拡大できます。

お問い合わせ

DataRobot Japan

www.datarobot.com/jp

info-jp@datarobot.com



© 2020 DataRobot, Inc. All rights reserved. DataRobot および DataRobot のロゴは DataRobot, Inc. の商標です。他のすべてのマークはそれぞれの所有者の商標または登録商標です。