MLOps を成功させるための計画

AWS 規範ガイダンス

Copyright © 2025 Amazon Web Services, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved.

AWS 規範ガイダンス: MLOps を成功させるための計画

Copyright © 2025 Amazon Web Services, Inc. and/or its affiliates. All rights reserved.

Amazon の商標およびトレードドレスはAmazon 以外の製品およびサービスに使用することはできません。また、お客様に誤解を与える可能性がある形式で、または Amazon の信用を損なう形式で使用することもできません。Amazon が所有していないその他のすべての商標は Amazon との提携、関連、支援関係の有無にかかわらず、それら該当する所有者の資産です。

Table of Contents

序章 1
ターゲットを絞ったビジネス成果 1
[データ] 3
ラベリング 3
明確なラベル付け手順を提供する 3
多数決を使用する 3
分割とデータ漏洩 4
データを少なくとも 3 つのセットに分割する 4
階層分割アルゴリズムを使用する 4
重複するサンプルを検討する 5
利用できない可能性のある機能を検討する 6
特徴量ストア 6
タイムトラベルクエリを使用する 6
IAM ロールの使用 6
ユニットテストを使用する 7
トレーニング 8
ベースラインモデルを作成する 8
データ中心のアプローチとエラー分析を使用する 9
高速反復のためにモデルを設計する 10
ML 実験を追跡する 12
トレーニングジョブのトラブルシューティング 12
デプロイ 13
デプロイサイクルを自動化する 13
デプロイ戦略を選択する 14
Blue/Green 14
Canary 14
シャドウ 15
A/B テスト 15
推論要件を検討する 16
リアルタイム推論 16
非同期推論 16
バッチ変換 17
モニタリング 18
次のステップとリソース 21

リソース 21
ドキュメント履歴 23
用語集 24
..... 24
A 25
B 28
C 30
D 33
E 37
F 39
G 40
H 42
I 43
L 45
M 46
O 50
P 53
Q 56
R 56
S 59
T 63
U 64
V 65
W 65
Z 66
..... lxvii

MLOps を成功させるための計画

Bruno™、Amazon Web Services (AWS)

2021 年 12 月 (ドキュメント履歴)

機械学習 (ML) ソリューションを本番環境にデプロイすると、標準ソフトウェア開発プロジェクトでは発生しない多くの課題が生じます。ML ソリューションは、そもそも正しく行うには、より複雑で手間がかかります。また、通常、変動の大きい環境にも存在します。この環境では、さまざまな予想外の理由でデータ分散が時間の経過とともに大きく逸脱します。

これらの問題は、多くの ML 実務者がソフトウェアエンジニアリングのバックグラウンドから来ていないという事実によってさらに悪化するため、テスト可能なコードの記述、コンポーネントのモジュール化、バージョン管理の効果的な使用など、この業界のベストプラクティスに慣れていない可能性があります。これらの課題は技術的負債を生み、ソリューションは ML チームにとって複合効果によって、時間の経過とともにより複雑になり、維持が困難になります。

このガイドでは、ML プロジェクトとワークロードにおけるこれらの課題を軽減するのに役立つ ML オペレーション (MLOps) のベストプラクティスを列挙します。

MLOps はクロスカットの懸念事項であるため、これらの問題はデプロイとモニタリングのプロセスだけでなく、モデルライフサイクル全体に影響します。このガイドでは、MLOps のベストプラクティスを 4 つの主要な領域にまとめています。

- [データ]
- トレーニング
- デプロイメント
- モニタリング

ターゲットを絞ったビジネス成果

ML モデルを本番環境にデプロイすることは、これらのリソースを存続期間中 (場合によっては数年) 維持するために継続的な労力と専有チームを必要とするタスクです。ML モデルはビジネスデータから大きな価値を引き出すことができますが、コストは高くなります。コストを最小限に抑えるには、企業はソフトウェア開発とデータサイエンスのベストプラクティスに従う必要があります。しばらくするとモデルが予期せず動作するデータドリフトなど、ML システムのニュアンスに注意する必要が

あります。これらの懸念を認識することで、企業は短期的および長期的に安全かつ俊敏にビジネス目標を達成できます。

ML モデルにはいくつかの種類があり、ターゲットとする業界にはさまざまなタイプの ML タスクやビジネス上の問題があるため、モデルや業界ごとに異なる一連の懸念を考慮する必要があります。このガイドで説明するプラクティスは、モデルやビジネスに固有のものではありませんが、デプロイ時間を改善し、生産性を高め、ガバナンスとセキュリティを強化するために、幅広いモデルや業界に適用されます。

モデルを本稼働環境に移行するのは、データサイエンティスト、機械学習エンジニア、データエンジニア、ソフトウェアエンジニアを必要とする学際的なタスクです。ML チームを構築するときは、これらのスキルと背景をターゲットにすることをお勧めします。

[データ]

DevOps は、ソフトウェアの運用化を扱うソフトウェアエンジニアリングプラクティスです。DevOps の一般的な要素は、バージョン管理されたコード、継続的インテグレーションと継続的デリバリー (CI/CD) パイプライン、ユニットテスト、再現可能なコードビルドとデプロイであり、すべてコードが含まれます。ML モデルはコードとデータの積であるため、データはコードと同じ基準を満たす必要があります。MLOps は、データ品質を維持する方法、データ内のエッジケースを特定する方法、データを保護する方法、データをより保守しやすくする方法など、データ関連の問題に対処する必要があります。

トピック

- ラベリング
- 分割とデータ漏洩
- 特徴量ストア

ラベリング

明確なラベル付け手順を提供する

データセットにはあいまいなサンプルが含まれている場合があり、データセット全体でラベル付けに一貫性がない可能性があります。例えば、犬を含むイメージにラベルを付けるタスクを考えてみましょう。一部のサンプルには、動物の群れのみが含まれている場合があります。これらは正または負のラベルでマークする必要がありますか？ このタイプの問題は、明確で目標的な指示をラベラーに提供することで解決できます。

多数決を使用する

ここで、音声の多い音声を含むspeech-to-textデータセットに、Know and Go、靴と 2、泣き声と高音、右と書き込みなど、他の単語と音的に類似または同一の単語をラベル付けする問題を考えてみましょう。この場合、ラベラーはこれらのサンプルに一貫性のないラベルを付ける可能性があります。

ラベル付けの高度の正確性を維持するために、一般的なアプローチは多数決を使用することです。多数決では、同じデータサンプルを複数のワーカーに渡し、その結果を集計します。この方法とそのより洗練されたバリエーションについては、 AWS Machine Learning ブログのブログ記事Amazon

SageMaker AI Ground Truth で群衆の知名度を使用して、より正確にデータに注釈を付ける」で説明されています。

分割とデータ漏洩

データ漏洩は、モデルが本番環境にあり、予測リクエストを受信しているときに、モデルが推論中にデータを取得したときに発生します。たとえば、トレーニングに使用されたデータサンプルや、モデルが本番環境にデプロイされたときに利用できない情報など、アクセスすべきでないデータにモデルがアクセスすることはできません。

モデルがトレーニングデータで誤ってテストされた場合、データ漏洩によってオーバーフィットが発生する可能性があります。オーバーフィットとは、モデルが見えないデータに対してうまく一般化されないことを意味します。このセクションでは、データ漏洩や過剰適合を回避するためのベストプラクティスについて説明します。

データを少なくとも 3 つのセットに分割する

データ漏洩の一般的な原因の 1 つは、トレーニング中にデータを不適切に分割 (分割) することです。例えば、データサイエンティストは、テストに使用されたデータについてモデルを意図的または無意識にトレーニングした可能性があります。このような状況では、オーバーフィットによって引き起こされる非常に高い成功メトリクスが見られることがあります。この問題を解決するには、データを training、、 validationの 3 つ以上のセットに分割する必要がありますtesting。

この方法でデータを分割することで、 validationセットを使用して、学習プロセスを制御するために使用されるパラメータ (ハイパーパラメータ) を選択および調整できます。望ましい結果に達したか、改善の頂点に達したら、testingセットに対して評価を実行します。testing セットのパフォーマンスメトリクスは、他のセットのメトリクスと似ている必要があります。これは、セット間に分散の不一致がなく、モデルが本番環境でうまく一般化されることが予想されることを示します。

階層分割アルゴリズムを使用する

小さなデータセットtestingのデータを training、validation、 に分割する場合、または非常に不均衡なデータを使用する場合は、必ず階層化された分割アルゴリズムを使用してください。階層化により、各分割にほぼ同じ数または各分割のクラスの分布が含まれることが保証されます。scikit-learn ML ライブラリは、既に階層化を実装しており、Apache Spark も実装しています。

サンプルサイズについては、統計的に有意な結論に達することができるように、検証セットとテストセットに評価のための十分なデータがあることを確認してください。例えば、

比較的小さなデータセット (100 万サンプル未満) の一般的な分割サイズは、、、および で 70%training、15%validation、15% ですtesting。非常に大規模なデータセット (100 万個を超えるサンプル) では、90%、5%、5% を使用して利用可能なトレーニングデータを最大化できます。

ユースケースによっては、本番稼働用データが収集期間中に分布に急激な変化を経験していた可能性があるため、データを追加のセットに分割すると便利です。例えば、食料品店商品の需要予測モデルを構築するためのデータ収集プロセスを考えてみましょう。データサイエンスチームが 2019 年にtrainingデータを収集し、2020 年 1 月から 2020 年 3 月までtestingのデータを収集した場合、モデルはおそらくtestingセットに対して適切にスコア付けされます。ただし、モデルを本番環境にデプロイすると、特定のアイテムのコンシューマーパターンは COVID-19 の混乱のために既に大幅に変化し、モデルは低い結果を生成します。このシナリオでは、モデル承認の追加の保護策として、別のセット (などrecent_testing) を追加することをお勧めします。この追加により、ディストリビューションの不一致によりすぐにパフォーマンスが低下するモデルを本番環境で承認できなくなる可能性があります。

場合によっては、少数集団に関連するデータなど、特定のタイプのサンプルを含む追加の validationまたは testingセットを作成することがあります。これらのデータサンプルは、適切に処理するために重要ですが、データセット全体では適切に表現されていない可能性があります。これらのデータサブセットはスライスと呼ばれます。

国全体のデータでトレーニングされ、ターゲット変数のドメイン全体について均等に考慮されるようにバランスが取れたクレジット分析用の ML モデルの場合を考えてみましょう。さらに、このモデルにCity機能がある可能性があることに注意してください。このモデルを使用する銀行がビジネスを特定の都市に拡大する場合、そのリージョンでのモデルのパフォーマンスに関心があるかもしれません。したがって、承認パイプラインは、国全体のテストデータに基づいてモデルの品質を評価するだけでなく、特定の都市スライスのテストデータも評価する必要があります。

データサイエンティストが新しいモデルに取り組む場合、モデルの検証段階で過小評価されているスライスを統合することで、モデルの機能を簡単に評価し、エッジケースを考慮できます。

ランダム分割を行うときは、重複したサンプルを検討します。

もう 1 つ、あまり一般的ではない漏洩の原因は、重複したサンプルが多すぎる可能性のあるデータセットにあります。この場合、データをサブセットに分割しても、異なるサブセットに共通のサンプルがある可能性があります。重複の数によっては、オーバーフィットが一般化に間違える場合があります。

本番環境で推論を受け取るときに使用できない可能性のある機能を検討する

データ漏洩は、推論が呼び出された時点で、実稼働環境で利用できない機能でモデルがトレーニングされた場合にも発生します。モデルは履歴データに基づいて構築されることがよくあるため、このデータは、ある時点で存在しなかった追加の列や値で強化される可能性があります。過去 6 か月間に顧客が銀行に対して行ったローンの数を追跡する機能を持つクレジット承認モデルの場合を考えてみましょう。このモデルがデプロイされ、銀行に 6 か月の履歴がない新規顧客のクレジット承認に使用される場合、データ漏洩のリスクがあります。

Amazon SageMaker AI Feature Store は、この問題の解決に役立ちます。タイムトラベルクエリを使用してモデルをより正確にテストできます。このクエリを使用すると、特定の時点でデータを表示できます。

特徴量ストア

SageMaker AI Feature Store を使用すると、コンポーネントの境界 (ストレージと使用状況など) が分離されるため、チームの生産性が向上します。また、組織内のさまざまなデータサイエンスチーム間で機能の再利用性も提供します。

タイムトラベルクエリを使用する

Feature Store のタイムトラベル機能は、モデル構築を再現し、より強力なガバナンスプラクティスをサポートするのに役立ちます。これは、組織が Git などのバージョン管理ツールがコードを評価する方法と同様に、データリネージを評価する場合に便利です。タイムトラベルクエリは、組織がコンプライアンスチェックのために正確なデータを提供するのにも役立ちます。詳細については、 AWS Machine Learning ブログの「Understanding the key capabilities of Amazon SageMaker AI Feature Store」を参照してください。

IAM ロールの使用

Feature Store は、チームの生産性やイノベーションに影響を与えることなく、セキュリティの向上にも役立ちます。 AWS Identity and Access Management (IAM) ロールを使用して、特定のユーザーまたはグループの特定の機能へのきめ細かなアクセスを許可または制限できます。

たとえば、次のポリシーでは、Feature Store の機密機能へのアクセスを制限します。

```
{
```

```
    "Version": "2012-10-17",
    "Statement": [
        {
            "Sid": "VisualEditor0",
            "Effect": "Deny",
            "Action": "*",
            "Resource": "arn:aws:s3:::us-east-2-12345678910-features/12345678910/
sagemaker/us-east-2/offline-store/doctor-appointments"
        }
    ]
}
```

Feature Store を使用したデータセキュリティと暗号化の詳細については、SageMaker AI ドキュメントの「セキュリティとアクセスコントロール」を参照してください。

ユニットテストを使用する

データサイエンティストは、一部のデータに基づいてモデルを作成するときに、データの分布について仮定したり、データプロパティを完全に理解するために徹底的な分析を実行したりすることがよくあります。これらのモデルがデプロイされると、最終的に古くなります。データセットが古くなると、データサイエンティスト、ML エンジニア、および (場合によっては) 自動システムは、オンラインストアまたはオフラインストアから取得された新しいデータでモデルを再トレーニングします。

ただし、この新しいデータの分布が変更され、現在のアルゴリズムのパフォーマンスに影響する可能性があります。このような問題を自動的にチェックするには、ソフトウェアエンジニアリングからユニットテストの概念を借用します。テストする一般的なことには、欠損値の割合、カテゴリ変数の基数、仮説テスト統計 (t-test) などのフレームワークを使用して、実際の値列が予想される分布に準拠しているかどうかなどがあります。また、データスキーマを検証して、データスキーマが変更されておらず、無効な入力機能がサイレントに生成されないようにすることもできます。

ユニットテストでは、ML プロジェクトの一部として実行する正確なアサーションを計画できるように、データとドメインを理解する必要があります。詳細については、 AWS ビッグデータブログのPyDeequ による大規模なデータ品質のテスト」を参照してください。

トレーニング

MLOps は ML ライフサイクルの運用に関心があります。したがって、技術的負債を発生させることなく、ビジネスニーズを満たし、長期的にうまく機能する実用的なモデルの作成に向けて、データサイエンティストやデータエンジニアの作業を容易にする必要があります。

このセクションのベストプラクティスに従って、モデルトレーニングの課題に対処します。

トピック

- ベースラインモデルを作成する
- データ中心のアプローチとエラー分析を使用する
- 高速反復のためにモデルを設計する
- ML 実験を追跡する
- トレーニングジョブのトラブルシューティング

ベースラインモデルを作成する

実務者が ML ソリューションでビジネス上の問題に直面する場合、通常、最初の目的はstate-of-the-artアルゴリズムを使用することです。state-of-the-artアルゴリズムがタイムテストされていない可能性が高いため、この手法はリスクが高くなります。さらに、state-of-the-artアルゴリズムは、多くの場合、より複雑で十分に理解されていないため、より単純な代替モデルよりもわずかにしか改善されない可能性があります。比較的迅速に検証とデプロイを行い、プロジェクトの利害関係者の信頼を得ることができるベースラインモデルを作成することをお勧めします。

ベースラインを作成するときは、可能な限りメトリクスのパフォーマンスを評価することをお勧めします。ベースラインモデルのパフォーマンスを他の自動化システムまたは手動システムと比較して、その成功を保証し、モデルの実装またはプロジェクトを中長期的に配信できることを確認します。

ベースラインモデルは、ML エンジニアとさらに検証して、モデルが推論時間、データの移行が予想される頻度、モデルがこのような場合に簡単に再トレーニングできるかどうか、デプロイ方法など、プロジェクトで確立された非機能的な要件を満たしていること、ソリューションのコストに影響を与えることを確認する必要があります。これらの質問に対して学際的な視点を持てば、成功し、長時間実行されるモデルを開発している可能性が高まります。

データサイエンティストは、ベースラインモデルにできるだけ多くの機能を追加する傾向があるかもしれません。これにより、希望する結果を予測するためのモデルの能力が向上しますが、これらの機能の一部は増分メトリクスの改善のみを生成する可能性があります。多くの機能、特に高い相関性を

持つ機能は冗長である可能性があります。機能の追加が多すぎると、より多くのコンピューティングリソースと調整が必要になるため、コストが増加します。データドリフトの可能性が高まったり、より速く発生したりするため、特徴量が多すぎるとモデルのday-to-dayにも影響します。

2 つの入力特徴の相関性は高いが、因果性がある特徴は 1 つだけであるモデルを考えてみましょう。例えば、ローンがデフォルトかどうかを予測するモデルには、顧客の年齢や収入などの入力機能があり、高い相関関係がある可能性がありますが、ローンの付与または拒否には収入のみを使用する必要があります。これら 2 つの機能でトレーニングされたモデルは、年齢などの因果性を持たない機能に依存して予測出力を生成している可能性があります。本番環境に移行した後、モデルがトレーニングセットに含まれる平均期間よりも年長または年少の顧客に対して推論リクエストを受信した場合、パフォーマンスが低下する可能性があります。

さらに、個々の機能ごとに本番環境で分散シフトが発生し、モデルが予期せず動作する可能性があります。これらの理由から、モデルに搭載されている機能が多いほど、ドリフトや古さに関してより脆弱になります。

データサイエンティストは相関測定と Shapley 値を使用して、どの特徴量が予測に十分な値を追加し、保持する必要があるかを判断する必要があります。このような複雑なモデルがあると、モデルがモデル化された環境を変更するフィードバックループが発生する可能性が高くなります。例としては、モデルのレコメンデーションが原因でコンシューマーの動作が変化するレコメンデーションシステムがあります。モデル間で動作するフィードバックループはあまり一般的ではありません。例えば、映画を推奨するレコメンデーションシステムと、本を推奨する別のシステムを考えてみましょう。両方のモデルが同じコンシューマーセットをターゲットにしている場合、互いに影響します。

開発するモデルごとに、これらのダイナミクスに影響する可能性のある要因を検討し、本番環境でモニタリングするメトリクスを把握します。

データ中心のアプローチとエラー分析を使用する

シンプルなモデルを使用する場合、ML チームはデータ自体の改善と、モデル中心のアプローチではなくデータ中心のアプローチを取ることに集中できます。プロジェクトで、画像、テキスト、オーディオなどの人間が評価できる形式 (ラベルに効率的にマッピングすることが難しい構造化データと比較して) などの非構造化データを使用している場合は、モデルのパフォーマンスを向上させるには、エラー分析を実行することをお勧めします。

エラー分析では、検証セットでモデルを評価し、最も一般的なエラーを確認します。これにより、モデルが正しく機能しなくなる可能性のある類似データサンプルの潜在的なグループを特定できます。エラー分析を実行するには、予測エラーが高い推論を一覧表示したり、あるクラスのサンプルが別のクラスからのものであると予測されたエラーをランク付けしたりできます。

高速反復のためにモデルを設計する

データサイエンティストがベストプラクティスに従うと、概念実証や再トレーニング中に、新しいアルゴリズムを試したり、さまざまな機能を簡単かつ迅速に組み合わせたりすることができます。この実験は、本番環境での成功に役立ちます。ベストプラクティスは、ベースラインモデルに基づいて構築し、少し複雑なアルゴリズムを採用し、トレーニングと検証セットのパフォーマンスをモニタリングしながら新しい機能を繰り返し追加して、実際の動作と予想される動作を比較することです。このトレーニングフレームワークは、予測能力の最適なバランスを提供し、技術的負債のフットプリントを小さくしてモデルをできるだけシンプルに保つのに役立ちます。

高速反復では、データサイエンティストは、特定のデータに使用する最適なモデルを決定するために、異なるモデル実装を交換する必要があります。大規模なチーム、短い期限、その他のプロジェクト管理関連の物流がある場合、方法がないと、迅速なイテレーションが困難になる可能性があります。

ソフトウェアエンジニアリングでは、Liskov 置換の原則はソフトウェアコンポーネント間のインタラクションを設計するためのメカニズムです。この原則では、クライアントアプリケーションや実装を中断することなく、インターフェイスの 1 つの実装を別の実装に置き換えることができる必要があります。ML システムのトレーニングコードを記述するときは、この原則を採用して境界を確立し、コードをカプセル化できるため、アルゴリズムを簡単に置き換え、新しいアルゴリズムをより効果的に試すことができます。

例えば、次のコードでは、新しいクラスの実装を追加するだけで、新しい実験を追加できます。

```
from abc import ABC, abstractmethod

from pandas import DataFrame


class ExperimentRunner(object):

    def __init__(self, *experiments):
        self.experiments = experiments

    def run(self, df: DataFrame) -> None:
        for experiment in self.experiments:
            result = experiment.run(df)
            print(f'Experiment "{experiment.name}" gave result {result}')


class Experiment(ABC):
```

```
    @abstractmethod
    def run(self, df: DataFrame) -> float:
        pass

    @property
    @abstractmethod
    def name(self) -> str:
        pass


class Experiment1(Experiment):

    def run(self, df: DataFrame) -> float:
        print('performing experiment 1')
        return 0

    def name(self) -> str:
        return 'experiment 1'


class Experiment2(Experiment):

    def run(self, df: DataFrame) -> float:
        print('performing experiment 2')
        return 0

    def name(self) -> str:
        return 'experiment 2'


class Experiment3(Experiment):

    def run(self, df: DataFrame) -> float:
        print('performing experiment 3')
        return 0

    def name(self) -> str:
        return 'experiment 3'


if __name__ == '__main__':
    runner = ExperimentRunner(*[
        Experiment1(),
```

```
        Experiment2(),
        Experiment3()
    ])
    df = ...
    runner.run(df)
```

ML 実験を追跡する

多数の実験を行う場合は、観察した改善が実装された変更または機会の成果であるかどうかを判断することが重要です。Amazon SageMaker AI Experiments を使用すると、簡単に実験を作成し、メタデータを関連付けて追跡、比較、評価を行うことができます。

モデル構築プロセスのランダム性を減らすことは、同じコードとデータを考慮して、出力モデルの推論をより確実に予測できるため、デバッグ、トラブルシューティング、ガバナンスの改善に役立ちます。

ランダムな重みの初期化、並列コンピューティングの同期、内部 GPU の複雑さ、および同様の非決定的要因のために、トレーニングコードを完全に再現可能にすることはできません。ただし、ランダムシードを適切に設定して、各トレーニング実行が同じポイントから開始され、同様に動作するようにすると、結果の予測可能性が大幅に向上します。

トレーニングジョブのトラブルシューティング

場合によっては、データサイエンティストにとって非常に単純なベースラインモデルでも適合することが難しい場合があります。この場合、複雑な関数により適合できるアルゴリズムが必要であると判断することがあります。良いテストは、データセットのごく一部 (例: 約 10 個のサンプル) のベースラインを使用して、アルゴリズムがこのサンプルに過剰適合していることを確認することです。これにより、データやコードの問題を除外できます。

複雑なシナリオをデバッグするためのもう 1 つの便利なツールはAmazon SageMaker AI デバッガーです。これは、最適なコンピューティング使用量など、アルゴリズムの正確性やインフラストラクチャに関連する問題をキャプチャできます。

デプロイ

ソフトウェアエンジニアリングでは、コードが予期せず動作したり、予期しないユーザーの動作によってソフトウェアが破損したり、予期しないエッジケースが見つかったりする可能性があるため、コードを本番環境に配置するにはデューデリジェンスが必要です。ソフトウェアエンジニアと DevOps エンジニアは通常、ユニットテストとロールバック戦略を使用して、これらのリスクを軽減します。ML では、実際の環境がドリフトすることが予想されるため、モデルを本番環境に配置するにはさらに計画が必要です。多くの場合、モデルは改善しようとしている実際のビジネスメトリクスのプロキシであるメトリクスで検証されます。

これらの課題に対処するには、このセクションのベストプラクティスに従ってください。

トピック

- デプロイサイクルを自動化する
- デプロイ戦略を選択する
- 推論要件を検討する

デプロイサイクルを自動化する

ヒューマンエラーを防ぎ、ビルドチェックが一貫して実行されるように、トレーニングとデプロイのプロセスを完全に自動化する必要があります。ユーザーには、本番環境への書き込みアクセス許可があってはなりません。

Amazon SageMaker AI Pipelines と は、ML プロジェクトの CI/CD パイプラインの作成AWS CodePipelineに役立ちます。CI/CD パイプラインを使用する利点の 1 つは、データの取り込み、モデルのトレーニング、モニタリングの実行に使用されるすべてのコードが、Git などのツールを使用してバージョン管理できることです。場合によっては、同じアルゴリズムとハイパーパラメータを使用してモデルを再トレーニングする必要がありますが、データは異なります。正しいバージョンのアルゴリズムを使用していることを確認する唯一の方法は、ソースコントロールとタグを使用することです。SageMaker AI が提供するデフォルトのプロジェクトテンプレートを MLOps プラクティスの開始点として使用できます。

モデルをデプロイする CI/CD パイプラインを作成するときは、ビルドアーティファクトにビルド識別子、コードバージョンまたはコミット、データバージョンをタグ付けしてください。この手法は、デプロイの問題のトラブルシューティングに役立ちます。また、規制の厳しいフィールドで予測を行うモデルにもタグ付けが必要になることがあります。ML モデルに関連する正確なデータ、コード、ビルド、チェック、承認を逆算して特定できるので、ガバナンスを大幅に改善できます。

CI/CD パイプラインのジョブの一部は、構築しているものに対してテストを実行することです。データユニットテストは、データが特徴量ストアによって取り込まれる前に行われることが予想されますが、パイプラインは引き続き特定のモデルの入力と出力に対してテストを実行し、主要なメトリクスをチェックする責任があります。このようなチェックの一例としては、固定検証セットで新しいモデルを検証し、確立されたしきい値を使用してそのパフォーマンスが以前のモデルと類似していることを確認することがあります。パフォーマンスが予想よりも大幅に低い場合、ビルドは失敗し、モデルは本番環境に移行しません。

CI/CD パイプラインの広範な使用はプルリクエストもサポートしているため、人為的ミスを防ぐのに役立ちます。プルリクエストを使用する場合、コードの変更はすべて、本番環境に移行する前に、少なくとも 1 人の他のチームメンバーによってレビューおよび承認される必要があります。プルリクエストは、ビジネスルールに準拠していないコードを特定し、チーム内で知識を広めるのにも役立ちます。

デプロイ戦略を選択する

MLOps デプロイ戦略には、ブルー/グリーン、カナリア、シャドウ、A/B テストが含まれます。

Blue/Green

ブルー/グリーンデプロイは、ソフトウェア開発で非常に一般的です。このモードでは、開発中も 2 つのシステムが実行され続けます。ブルーは古い環境 (この場合は置き換えられるモデル) で、グリーンは本番環境に向かう新しくリリースされたモデルです。古いシステムは稼働状態であるため、変更は最小限のダウンタイムで簡単にロールバックできます。SageMaker のコンテキストにおける Blue/Green デプロイの詳細については、 AWS Machine Learning ブログのブログ記事「 AWS CodePipeline と を使用して Amazon SageMaker AI エンドポイントを安全にデプロイおよびモニタリング AWS CodeDeployする」を参照してください。

Canary

Canary デプロイは、2 つのモデルを一緒に実行し続けるという点で Blue/Green デプロイに似ています。ただし、Canary デプロイでは、すべてのトラフィックが最終的に新しいモデルに移行するまで、新しいモデルがユーザーに段階的にロールアウトされます。ブルー/グリーンデプロイと同様に、新しい (および潜在的に障害のある) モデルは最初のロールアウト中に注意深くモニタリングされ、問題が発生した場合にロールバックできるため、リスクは軽減されます。SageMaker AI では、InitialVariantWeight API を使用して初期トラフィック分散を指定できます。

シャドウ

シャドウデプロイを使用して、モデルを本番環境に安全に導入できます。このモードでは、新しいモデルは古いモデルやビジネスプロセスと連携して動作し、決定に影響を与えることなく推論を実行します。このモードは、モデルを本番環境に昇格させる前の最終チェックやより高い忠実度実験に役立ちます。

シャドウモードは、ユーザーの推論フィードバックを必要としない場合に便利です。エラー分析を実行し、新しいモデルを古いモデルと比較することで予測の品質を評価できます。また、出力分布をモニタリングして、期待どおりに動作することを確認できます。SageMaker AI でシャドウデプロイを行う方法については、 AWS Machine Learning ブログのブログ記事「Deploy shadow ML models in Amazon SageMaker AI」を参照してください。

A/B テスト

ML 実務者が環境でモデルを開発する場合、最適化するメトリクスは、重要なビジネスメトリクスのプロキシであることがよくあります。これにより、新しいモデルが収益やクリックスルー率などのビジネス成果を実際に向上させ、ユーザーからの苦情の数を減らすかどうかを判断するのが困難になります。

ビジネス目標ができるだけ多くの製品を販売することである e コマースウェブサイトの場合を考えてみましょう。レビューチームは、売上と顧客満足度が情報に基づいた正確なレビューと直接相関していることを知っています。チームメンバーは、売上を改善するために新しいレビューランキングアルゴリズムを提案する場合があります。A/B テストを使用すると、古いアルゴリズムと新しいアルゴリズムを異なる類似しているユーザーグループにロールアウトし、結果をモニタリングして、新しいモデルから予測を受け取ったユーザーが購入する可能性が高くなります。

A/B テストは、モデルの古さとドリフトによるビジネスへの影響を測定するのにも役立ちます。チームは、新しいモデルをある程度の繰り返しで本番環境に投入し、各モデルで A/B テストを実行し、経過時間とパフォーマンスのグラフを作成できます。これにより、チームは本番稼働用データのデータドリフトの変動を把握できます。

SageMaker AI で A/B テストを実行する方法の詳細については、 AWS Machine Learning ブログのブログ記事Amazon SageMaker AI を使用して本番環境で ML モデルをテストする」を参照してください。

推論要件を検討する

SageMaker AI を使用すると、基盤となるインフラストラクチャを選択して、さまざまな方法でモデルをデプロイできます。これらの推論呼び出し機能は、さまざまなユースケースとコストプロファイルをサポートします。オプションには、次のセクションで説明するように、リアルタイム推論、非同期推論、バッチ変換が含まれます。

リアルタイム推論

リアルタイム推論は、リアルタイム、インタラクティブ、低レイテンシーの要件がある推論ワークロードに最適です。SageMaker AI ホスティングサービスにモデルをデプロイし、推論に使用できるエンドポイントを取得できます。これらのエンドポイントはフルマネージド型で、自動スケーリングをサポートしており (Amazon SageMaker AI モデルを自動的にスケーリングする」を参照) 、複数のアベイラビリティーゾーンにデプロイできます。

Apache MXNet、PyTorch、または TensorFlow で構築された深層学習モデルがある場合は、Amazon SageMaker AI Elastic Inference (EI) を使用することもできます。EI を使用すると、任意の SageMaker AI インスタンスに小数 GPUs をアタッチして推論を高速化できます。クライアントインスタンスを選択してアプリケーションを実行し、EI アクセラレーターをアタッチして、推論のニーズに合わせて適切な量の GPU アクセラレーションを使用できます。

もう 1 つのオプションは、多数のモデルをデプロイするためのスケーラブルで費用対効果の高いソリューションを提供するマルチモデルエンドポイントを使用することです。これらのエンドポイントは、複数のモデルをホストするために有効になっている共有サービングコンテナを使用します。マルチモデルエンドポイントは、単一モデルエンドポイントの使用と比較してエンドポイントの使用率を向上させることで、ホスティングコストを削減します。また、SageMaker AI がメモリへのモデルのロードとトラフィックパターンに基づくスケーリングを管理するため、デプロイのオーバーヘッドも削減されます。

SageMaker AI に ML モデルをデプロイするためのその他のベストプラクティスについては、SageMaker AI ドキュメントの「デプロイのベストプラクティス」を参照してください。

非同期推論

Amazon SageMaker AI 非同期推論は、受信リクエストをキューに入れ、非同期的に処理する SageMaker AI の機能です。このオプションは、最大 1 GB の大きなペイロードサイズ、長い処理時間、ほぼリアルタイムのレイテンシー要件を持つリクエストに最適です。非同期推論を使用すると、処理するリクエストがない場合にインスタンス数を自動的にゼロにスケーリングすることでコストを節約できるため、エンドポイントがリクエストを処理している場合にのみ料金が発生します。

バッチ変換

以下を実行する場合は、バッチ変換を使用します。

- データセットを前処理して、トレーニングや推論を妨げるノイズやバイアスをデータセットから取り除く場合。
- 大規模なデータセットから推論を取得する場合。
- 永続的なエンドポイントが不要なときに推論を実行する場合。
- 入力レコードを推論に関連付けて結果の解釈に役立てる場合。

モニタリング

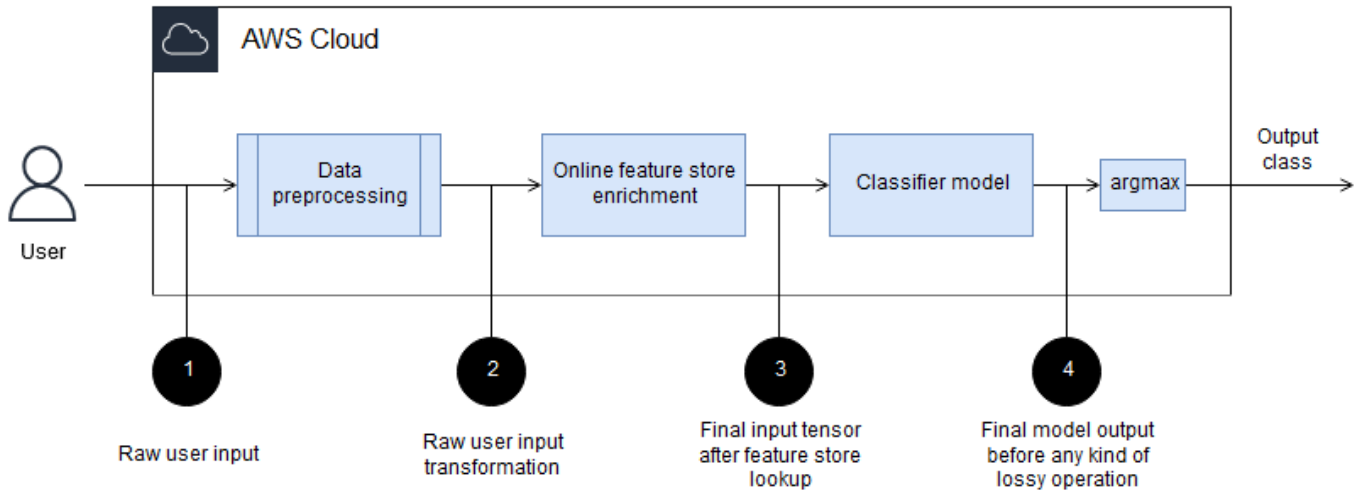
モデルが既に本番稼働中でビジネス価値を提供している場合は、継続的なチェックを実行して、モデルを再トレーニングまたはアクションを実行する必要があるタイミングを特定します。

モニタリングチームは、環境のデータ動作をよりよく理解し、データドリフトの頻度、レート、および突然性を特定するために、事後対応的ではなく積極的に行動する必要があります。チームは、トレーニングセット、検証セット、およびその他のエッジケーススライスで過小評価されている可能性のあるデータ内の新しいエッジケースを特定する必要があります。サービス品質 (QoS) メトリクスを保存し、問題が発生したときにアラームを使用してすぐにアクションを実行し、現在のデータセットを取り込んで修正する戦略を定義する必要があります。これらのプラクティスは、モデルのリクエストとレスポンスのログ記録から始まり、トラブルシューティングや追加のインサイトのリファレンスを提供します。

理想的には、処理中にデータ変換をいくつかの主要なステージに記録する必要があります。

- あらゆる種類の前処理前
- 任意の種類の特徴量ストアエンリッチメントの後
- モデルのすべての主要ステージの後
- など、モデル出力であらゆる種類の損失関数の前に `argmax`

次の図は、これらのステージを示しています。



SageMaker AI Model Monitor を使用して、入力データと出力データを自動的にキャプチャし、Amazon Simple Storage Service (Amazon S3) に保存できます。カスタムサービングコンテナにログを追加することで、他のタイプの中間ログ記録を実装できます。

モデルからデータをログに記録すると、分散ドリフトをモニタリングできます。場合によっては、推論の直後にグラウンドトゥルース (正しくラベル付けされたデータ) を取得できます。一般的な例は、ユーザーに表示する最も関連性の高い広告を予測するモデルです。ユーザーがページを離れるとすぐに、広告をクリックしたかどうかを判断できます。ユーザーが広告をクリックした場合は、その情報をログに記録することができます。この簡単な例では、トレーニングとデプロイの両方で測定できる精度や F1 などのメトリクスを使用することで、モデルの成功度を簡単に定量化できます。データにラベルを付けたシナリオの詳細については、SageMaker AI ドキュメントの「モデル品質のモニタリング」を参照してください。ただし、これらの単純なシナリオはまれです。これは、モデルが実際のビジネス成果のプロキシにすぎない数学的に便利なメトリクスを最適化するように設計されることがよくあるためです。このような場合のベストプラクティスは、モデルが本番環境にデプロイされたときにビジネス成果をモニタリングすることです。

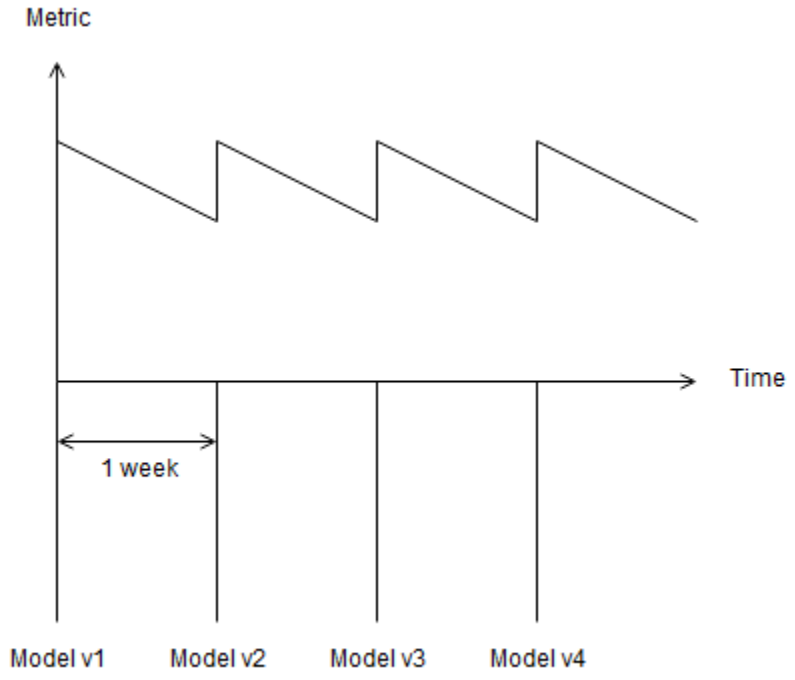
レビューランキングモデルの場合を考えてみましょう。ML モデルの定義されたビジネス成果が、最も関連性の高い有用なレビューをウェブページの上部に表示する場合は、「役に立ちましたか？」などのボタンを追加することで、モデルの成功を測定できます。各レビューの 。このボタンのクリック率を測定することは、モデルが本番環境でどの程度うまく機能しているかを測定するのに役立つビジネス成果の尺度になる可能性があります。

SageMaker AI で入力ラベルまたは出力ラベルのドリフトをモニタリングするには、SageMaker AI Model Monitor のデータ品質機能を使用して、入力と出力の両方をモニタリングできます。カスタムコンテナを構築することで、SageMaker AI Model Monitor に独自のロジックを実装することもできます。

モデルが開発時とランタイムの両方で受け取るデータをモニタリングすることは重要です。エンジニアは、スキーマの変更だけでなく、ディストリビューションの不一致についてもデータをモニタリングする必要があります。スキーマの変更の検出は簡単で、一連のルールで実装できますが、特にアラームを発生させるタイミングを定量化するためのしきい値を定義する必要があるため、分散の不一致は多くの場合、より困難です。モニタリング対象のディストリビューションがわかっている場合、多くの場合、最も簡単な方法はディストリビューションのパラメータをモニタリングすることです。正規分布の場合は、平均値と標準偏差になります。欠損値の割合、最大値、最小値など、他の主要なメトリクスも役立ちます。

また、トレーニングデータと推論データをサンプリングし、その分布を比較する継続的なモニタリングジョブを作成することもできます。これらのジョブは、モデル入力とモデル出力の両方で作成し、

データを時間に対してプロットして、突然または段階的なドリフトを視覚化できます。これは次の図に示されています。



データ分散が大幅に変化する頻度、レート、突然など、データのドリフトプロファイルをよりよく理解するには、新しいモデルバージョンを継続的にデプロイし、パフォーマンスをモニタリングすることをお勧めします。例えば、チームが毎週新しいモデルをデプロイし、モデルのパフォーマンスが毎回大幅に向上することがわかった場合、少なくとも 1 週間未満で新しいモデルを配信する必要があると判断できます。

次のステップとリソース

このガイドでは、本番環境に導入する機械学習モデルのライフサイクルを計画する際のいくつかの考慮事項について説明します。データ、トレーニング、デプロイ、モニタリングの 4 つの領域における課題とベストプラクティスについて説明し、関連するその他のリソースも含まれています。

AWS は Well-Architected フレームワークを提供します。これは、クラウドアーキテクトが、さまざまなアプリケーション、ワークロード、テクノロジードメイン向けに、安全で高性能、耐障害性、効率的なインフラストラクチャを構築するのに役立ちます。詳細については、 AWS Well-Architected が提供する Machine Learning Lens を参照してください。

リソース

Amazon SageMaker AI ドキュメント

- Amazon SageMaker AI Feature Store
- Feature Store のセキュリティとアクセスコントロール
- Shapley 値
- Amazon SageMaker AI デバッガー
- Amazon SageMaker AI パイプライン
- Amazon SageMaker AI のデフォルトプロジェクトテンプレート
- SageMaker AI リアルタイム推論
- Amazon SageMaker AI モデルを自動的にスケーリングする
- Amazon SageMaker AI 非同期推論
- SageMaker AI Model Monitor

AWS デベロッパーツール

- AWS CodePipeline

AWS ブログ投稿

- Amazon SageMaker AI Feature Store の主な機能について
- PyDeequ による大規模なデータ品質のテスト

- Amazon SageMaker AI 実験
- CodePipeline と を使用して Amazon SageMaker エンドポイントを安全にデプロイおよびモニタリングする AWS CodeDeploy
- Amazon SageMaker AI にシャドウ ML モデルをデプロイする
- Amazon SageMaker AI を使用して本番環境で ML モデルを A/B テストする

ドキュメント履歴

以下の表は、本ガイドの重要な変更点について説明したものです。今後の更新に関する通知を受け取る場合は、RSS フィード をサブスクライブできます。

変更	説明	日付
初版発行	—	2021 年 12 月 20 日

AWS 規範ガイダンスの用語集

以下は、 AWS 規範ガイダンスが提供する戦略、ガイド、パターンで一般的に使用される用語です。エントリを提案するには、用語集の最後のフィードバックの提供リンクを使用します。

数字

7 Rs

アプリケーションをクラウドに移行するための 7 つの一般的な移行戦略。これらの戦略は、ガートナーが 2011 年に特定した 5 Rs に基づいて構築され、以下で構成されています。

- リファクタリング/アーキテクチャの再設計 — クラウドネイティブ特徴を最大限に活用して、俊敏性、パフォーマンス、スケーラビリティを向上させ、アプリケーションを移動させ、アーキテクチャを変更します。これには、通常、オペレーティングシステムとデータベースの移植が含まれます。例: オンプレミスの Oracle データベースを Amazon Aurora PostgreSQL 互換エディションに移行します。
- リプラットフォーム (リフトアンドリシェイプ) — アプリケーションをクラウドに移行し、クラウド機能を活用するための最適化レベルを導入します。例: オンプレミスの Oracle データベースを の Oracle 用 Amazon Relational Database Service (Amazon RDS) に移行します AWS クラウド。
- 再購入 (ドロップアンドショップ) — 通常、従来のライセンスから SaaS モデルに移行して、別の製品に切り替えます。例: カスタマーリレーションシップ管理 (CRM) システムを Salesforce.com に移行します。
- リホスト (リフトアンドシフト) — クラウド機能を活用するための変更を加えずに、アプリケーションをクラウドに移行します。例: オンプレミスの Oracle データベースを の EC2 インスタンス上の Oracle に移行します AWS クラウド。
- 再配置 (ハイパーバイザーレベルのリフトアンドシフト) – 新しいハードウェアを購入したり、アプリケーションを書き換えたり、既存の運用を変更したりすることなく、インフラストラクチャをクラウドに移行できます。オンプレミスプラットフォームから同じプラットフォームのクラウドサービスにサーバーを移行します。例: Microsoft Hyper-Vアプリケーションを に移行します AWS。
- 保持 (再アクセス) — アプリケーションをお客様のソース環境で保持します。これには、主要なリファクタリングを必要とするアプリケーションや、お客様がその作業を後日まで延期したいアプリケーション、およびそれらを移行するためのビジネス上の正当性がないため、お客様が保持するレガシーアプリケーションなどがあります。

- 使用停止 — お客様のソース環境で不要になったアプリケーションを停止または削除します。

A

ABAC

「属性ベースのアクセスコントロール」を参照してください。

抽象化されたサービス

「 マネージドサービス」を参照してください。

ACID

アトミック性、一貫性、分離性、耐久性を参照してください。

アクティブ - アクティブ移行

(双方向レプリケーションツールまたは二重書き込み操作を使用して) ソースデータベースとターゲットデータベースを同期させ、移行中に両方のデータベースが接続アプリケーションからのトランザクションを処理するデータベース移行方法。この方法では、1 回限りのカットオーバーの必要がなく、管理された小規模なバッチで移行できます。より柔軟ですが、アクティブ/パッシブ移行よりも多くの作業が必要です。

アクティブ - パッシブ移行

ソースデータベースとターゲットデータベースを同期させながら、データがターゲットデータベースにレプリケートされている間、接続しているアプリケーションからのトランザクションをソースデータベースのみで処理するデータベース移行の方法。移行中、ターゲットデータベースはトランザクションを受け付けません。

集計関数

行のグループで動作し、グループの単一の戻り値を計算する SQL 関数。集計関数の例としては、 `SUM`や などがあります`MAX`。

AI

「人工知能」を参照してください。

AIOps

「人工知能オペレーション」を参照してください。

匿名化

データセット内の個人情報を完全に削除するプロセス。匿名化は個人のプライバシー保護に役立ちます。匿名化されたデータは、もはや個人データとは見なされません。

アンチパターン

繰り返し起こる問題に対して頻繁に用いられる解決策で、その解決策が逆効果であったり、効果がなかったり、代替案よりも効果が低かったりするもの。

アプリケーションコントロール

マルウェアからシステムを保護するために、承認されたアプリケーションのみを使用できるようにするセキュリティアプローチ。

アプリケーションポートフォリオ

アプリケーションの構築と維持にかかるコスト、およびそのビジネス価値を含む、組織が使用する各アプリケーションに関する詳細情報の集まり。この情報は、ポートフォリオの検出と分析プロセス の需要要素であり、移行、モダナイズ、最適化するアプリケーションを特定し、優先順位を付けるのに役立ちます。

人工知能 (AI)

コンピューティングテクノロジーを使用し、学習、問題の解決、パターンの認識など、通常は人間に関連づけられる認知機能の実行に特化したコンピュータサイエンスの分野。詳細については、「人工知能 (AI) とは何ですか?」を参照してください。

AI オペレーション (AIOps)

機械学習技術を使用して運用上の問題を解決し、運用上のインシデントと人の介入を減らし、サービス品質を向上させるプロセス。 AWS 移行戦略での AIOps の使用方法については、オペレーション統合ガイド を参照してください。

非対称暗号化

暗号化用のパブリックキーと復号用のプライベートキーから成る 1 組のキーを使用した、暗号化のアルゴリズム。パブリックキーは復号には使用されないため共有しても問題ありませんが、プライベートキーの利用は厳しく制限する必要があります。

原子性、一貫性、分離性、耐久性 (ACID)

エラー、停電、その他の問題が発生した場合でも、データベースのデータ有効性と運用上の信頼性を保証する一連のソフトウェアプロパティ。

属性ベースのアクセス制御 (ABAC)

部署、役職、チーム名など、ユーザーの属性に基づいてアクセス許可をきめ細かく設定する方法。詳細については、 AWS Identity and Access Management (IAM) ドキュメントの「 の ABAC AWS」を参照してください。

信頼できるデータソース

最も信頼性のある情報源とされるデータのプライマリーバージョンを保存する場所。匿名化、編集、仮名化など、データを処理または変更する目的で、信頼できるデータソースから他の場所にデータをコピーすることができます。

アベイラビリティーゾーン

他のアベイラビリティーゾーンの障害から AWS リージョン 隔離され、同じリージョン内の他のアベイラビリティーゾーンへの低コストで低レイテンシーのネットワーク接続を提供する 内の別の場所。

AWS クラウド導入フレームワーク (AWS CAF)

組織がクラウドへの移行を成功させるための効率的で効果的な計画を立て AWS るための、 のガイドラインとベストプラクティスのフレームワークです。 AWS CAF は、ビジネス、人材、ガバナンス、プラットフォーム、セキュリティ、運用という 6 つの重点分野にガイダンスを整理しています。ビジネス、人材、ガバナンスの観点では、ビジネススキルとプロセスに重点を置き、プラットフォーム、セキュリティ、オペレーションの視点は技術的なスキルとプロセスに焦点を当てています。例えば、人材の観点では、人事 (HR)、人材派遣機能、および人材管理を扱うステークホルダーを対象としています。この観点から、 AWS CAF は、クラウド導入を成功させるための組織の準備に役立つ人材開発、トレーニング、コミュニケーションのガイダンスを提供します。詳細については、AWS CAF ウェブサイト と AWS CAF のホワイトペーパー を参照してください。

AWS ワークロード認定フレームワーク (AWS WQF)

データベース移行ワークロードを評価し、移行戦略を推奨し、作業見積もりを提供するツール。 AWS WQF は AWS Schema Conversion Tool （ AWS SCT) に含まれています。データベーススキーマとコードオブジェクト、アプリケーションコード、依存関係、およびパフォーマンス特性を分析し、評価レポートを提供します。

B

不正なボット

個人や組織を混乱させたり、損害を与えたりすることを意図したボット。

BCP

「事業継続計画」を参照してください。

動作グラフ

リソースの動作とインタラクションを経時的に示した、一元的なインタラクティブビュー。Amazon Detective の動作グラフを使用すると、失敗したログオンの試行、不審な API 呼び出し、その他同様のアクションを調べることができます。詳細については、Detective ドキュメントのData in a behavior graphを参照してください。

ビッグエンディアンシステム

最上位バイトを最初に格納するシステム。エンディアン性も参照してください。

二項分類

バイナリ結果 (2 つの可能なクラスのうちの 1 つ) を予測するプロセス。例えば、お客様の機械学習モデルで「この E メールはスパムですか、それともスパムではありませんか」などの問題を予測する必要があるかもしれません。または「この製品は書籍ですか、車ですか」などの問題を予測する必要があるかもしれません。

ブルームフィルター

要素がセットのメンバーであるかどうかをテストするために使用される、確率的でメモリ効率の高いデータ構造。

ブルー/グリーンデプロイ

2 つの異なる同一の環境を作成するデプロイ戦略。現在のアプリケーションバージョンを 1 つの環境 (青) で実行し、新しいアプリケーションバージョンを別の環境 (緑) で実行します。この戦略は、最小限の影響で迅速にロールバックするのに役立ちます。

ボット

インターネット経由で自動タスクを実行し、人間のアクティビティややり取りをシミュレートするソフトウェアアプリケーション。インターネット上の情報のインデックスを作成するウェブクローラーなど、一部のボットは有用または有益です。悪質なボットと呼ばれる他のボットの中には、個人や組織を混乱させたり、損害を与えたりすることを意図したものもあります。

ボットネット

マルウェアに感染し、ボットハーダーまたはボットオペレーターとして知られる 1 人の当事者が管理しているボットのネットワーク。ボットは、ボットとその影響をスケールするための最もよく知られているメカニズムです。

ブランチ

コードリポジトリに含まれる領域。リポジトリに最初に作成するブランチは、メインブランチといいます。既存のブランチから新しいブランチを作成し、その新しいブランチで機能を開発したり、バグを修正したりできます。機能を構築するために作成するブランチは、通常、機能ブランチと呼ばれます。機能をリリースする準備ができたら、機能ブランチをメインブランチに統合します。詳細については、「ブランチの概要」(GitHub ドキュメント) を参照してください。

ブレークグラスアクセス

例外的な状況では、承認されたプロセスを通じて、ユーザーが AWS アカウント 通常アクセス許可を持たない にすばやくアクセスできるようにします。詳細については、 Well-Architected ガイダンスのブレークグラス手順の実装インジケータ AWS を参照してください。

ブラウンフィールド戦略

環境の既存インフラストラクチャ。システムアーキテクチャにブラウンフィールド戦略を導入する場合、現在のシステムとインフラストラクチャの制約に基づいてアーキテクチャを設計します。既存のインフラストラクチャを拡張している場合は、ブラウンフィールド戦略とグリーンフィールド戦略を融合させることもできます。

バッファキャッシュ

アクセス頻度が最も高いデータが保存されるメモリ領域。

ビジネス能力

価値を生み出すためにビジネスが行うこと (営業、カスタマーサービス、マーケティングなど)。マイクロサービスのアーキテクチャと開発の決定は、ビジネス能力によって推進できます。詳細については、ホワイトペーパー AWSでのコンテナ化されたマイクロサービスの実行 の ビジネス機能を中心に組織化 セクションを参照してください。

ビジネス継続性計画 (BCP)

大規模移行など、中断を伴うイベントが運用に与える潜在的な影響に対処し、ビジネスを迅速に再開できるようにする計画。

C

CAF

AWS 「クラウド導入フレームワーク」を参照してください。

Canary デプロイ

エンドユーザーへのバージョンのスローリリースと増分リリース。確信が持てば、新しいバージョンをデプロイし、現在のバージョン全体を置き換えます。

CCoE

「Cloud Center of Excellence」を参照してください。

CDC

「データキャプチャの変更」を参照してください。

変更データキャプチャ (CDC)

データソース (データベーステーブルなど) の変更を追跡し、その変更に関するメタデータを記録するプロセス。CDC は、ターゲットシステムでの変更を監査またはレプリケートして同期を維持するなど、さまざまな目的に使用できます。

カオスエンジニアリング

障害や破壊的なイベントを意図的に導入して、システムの耐障害性をテストします。AWS Fault Injection Service（AWS FIS）を使用して、 AWS ワークロードにストレスを与え、その応答を評価する実験を実行できます。

CI/CD

継続的インテグレーションと継続的デリバリーを参照してください。

分類

予測を生成するのに役立つ分類プロセス。分類問題の機械学習モデルは、離散値を予測します。離散値は、常に互いに区別されます。例えば、モデルがイメージ内に車があるかどうかを評価する必要がある場合があります。

クライアント側の暗号化

ターゲットがデータ AWS のサービス を受信する前のローカルでのデータの暗号化。

Cloud Center of Excellence (CCoE)

クラウドのベストプラクティスの作成、リソースの移動、移行のタイムラインの確立、大規模変革を通じて組織をリードするなど、組織全体のクラウド導入の取り組みを推進する学際的なチーム。詳細については、 AWS クラウド エンタープライズ戦略ブログの CCoE 投稿を参照してください。

クラウドコンピューティング

リモートデータストレージと IoT デバイス管理に通常使用されるクラウドテクノロジー。クラウドコンピューティングは、一般的にエッジコンピューティングテクノロジーに接続されています。

クラウド運用モデル

IT 組織において、1 つ以上のクラウド環境を構築、成熟、最適化するために使用される運用モデル。詳細については、「クラウド運用モデルの構築」 を参照してください。

導入のクラウドステージ

組織が に移行するときに通常実行する 4 つのフェーズ AWS クラウド：

- プロジェクト — 概念実証と学習を目的として、クラウド関連のプロジェクトをいくつか実行する
- 基礎固め — お客様のクラウドの導入を拡大するための基礎的な投資 (ランディングゾーンの作成、CCoE の定義、運用モデルの確立など)
- 移行 — 個々のアプリケーションの移行
- 再発明 — 製品とサービスの最適化、クラウドでのイノベーション

これらのステージは、 AWS クラウド エンタープライズ戦略ブログのブログ記事「クラウドファーストへのジャーニー」と「導入のステージ」で Stephen Orban によって定義されました。移行戦略との関連性については、 AWS 「移行準備ガイド」を参照してください。

CMDB

「設定管理データベース」を参照してください。

コードリポジトリ

ソースコードやその他の資産 (ドキュメント、サンプル、スクリプトなど) が保存され、バージョン管理プロセスを通じて更新される場所。一般的なクラウドリポジトリには、 GitHubまたは が含まれますBitbucket Cloud。コードの各バージョンはブランチと呼ばれます。マイクロサービスの構造では、各リポジトリは 1 つの機能専用です。1 つの CI/CD パイプラインで複数のリポジトリを使用できます。

コールドキャッシュ

空である、または、かなり空きがある、もしくは、古いデータや無関係なデータが含まれているバッファキャッシュ。データベースインスタンスはメインメモリまたはディスクから読み取る必要があり、バッファキャッシュから読み取るよりも時間がかかるため、パフォーマンスに影響します。

コールドデータ

めったにアクセスされず、通常は過去のデータです。この種類のデータをクエリする場合、通常は低速なクエリでも問題ありません。このデータを低パフォーマンスで安価なストレージ階層またはクラスに移動すると、コストを削減することができます。

コンピュータビジョン (CV)

機械学習を使用してデジタルイメージやビデオなどのビジュアル形式から情報を分析および抽出する AI の分野。例えば、Amazon SageMaker AI は CV 用の画像処理アルゴリズムを提供します。

設定ドリフト

ワークロードの場合、設定が想定状態から変化します。これにより、ワークロードが非準拠になる可能性があり、通常は段階的かつ意図的ではありません。

構成管理データベース (CMDB)

データベースとその IT 環境 (ハードウェアとソフトウェアの両方のコンポーネントとその設定を含む) に関する情報を保存、管理するリポジトリ。通常、CMDB のデータは、移行のポートフォリオの検出と分析の段階で使用します。

コンフォーマンスパック

コンプライアンスチェックとセキュリティチェックをカスタマイズするためにアセンブルできる AWS Config ルールと修復アクションのコレクション。YAML テンプレートを使用して、コンフォーマンスパックを AWS アカウント および リージョンの単一のエンティティとしてデプロイすることも、組織全体にデプロイすることもできます。詳細については、 AWS Config ドキュメントの「コンフォーマンスパック」を参照してください。

継続的インテグレーションと継続的デリバリー (CI/CD)

ソフトウェアリリースプロセスのソース、ビルド、テスト、ステージング、本番の各ステージを自動化するプロセス。CI/CD は一般的にパイプラインと呼ばれます。プロセスの自動化、生産性の向上、コード品質の向上、配信の加速化を可能にします。詳細については、「継続的デリバ

リーの利点」を参照してください。CD は継続的デプロイ (Continuous Deployment) の略語でもあります。詳細については「継続的デリバリーと継続的なデプロイ」を参照してください。

CV

「コンピュータビジョン」を参照してください。

D

保管中のデータ

ストレージ内にあるデータなど、常に自社のネットワーク内にあるデータ。

データ分類

ネットワーク内のデータを重要度と機密性に基づいて識別、分類するプロセス。データに適した保護および保持のコントロールを判断する際に役立つため、あらゆるサイバーセキュリティのリスク管理戦略において重要な要素です。データ分類は、 AWS Well-Architected フレームワークのセキュリティの柱のコンポーネントです。詳細については、データ分類を参照してください。

データドリフト

実稼働データと ML モデルのトレーニングに使用されたデータとの間に有意な差異が生じたり、入力データが時間の経過と共に有意に変化したりすることです。データドリフトは、ML モデル予測の全体的な品質、精度、公平性を低下させる可能性があります。

転送中のデータ

ネットワーク内 (ネットワークリソース間など) を活発に移動するデータ。

データメッシュ

一元管理とガバナンスを備えた分散型の分散型データ所有権を提供するアーキテクチャフレームワーク。

データ最小化

厳密に必要なデータのみを収集し、処理するという原則。でデータ最小化を実践 AWS クラウドすることで、プライバシーリスク、コスト、分析のカーボンフットプリントを削減できます。

データ境界

AWS 環境内の一連の予防ガードレール。信頼できる ID のみが、予想されるネットワークから信頼できるリソースにアクセスできるようにします。詳細については、「 でのデータ境界の構築 AWS」を参照してください。

データの前処理

raw データをお客様の機械学習モデルで簡単に解析できる形式に変換すること。データの前処理とは、特定の列または行を削除して、欠落している、矛盾している、または重複する値に対処することを意味します。

データ出所

データの生成、送信、保存の方法など、データのライフサイクル全体を通じてデータの出所と履歴を追跡するプロセス。

データ件名

データを収集、処理している個人。

データウェアハウス

分析などのビジネスインテリジェンスをサポートするデータ管理システム。データウェアハウスには通常、大量の履歴データが含まれており、通常はクエリや分析に使用されます。

データベース定義言語 (DDL)

データベース内のテーブルやオブジェクトの構造を作成または変更するためのステートメントまたはコマンド。

データベース操作言語 (DML)

データベース内の情報を変更 (挿入、更新、削除) するためのステートメントまたはコマンド。

DDL

「データベース定義言語」を参照してください。

ディープアンサンブル

予測のために複数の深層学習モデルを組み合わせる。ディープアンサンブルを使用して、より正確な予測を取得したり、予測の不確実性を推定したりできます。

ディープラーニング

人工ニューラルネットワークの複数層を使用して、入力データと対象のターゲット変数の間のマッピングを識別する機械学習サブフィールド。

多層防御

一連のセキュリティメカニズムとコントロールをコンピュータネットワーク全体に層状に重ねて、ネットワークとその内部にあるデータの機密性、整合性、可用性を保護する情報セキュリ

ティの手法。この戦略を採用するときは AWS、 AWS Organizations 構造の異なるレイヤーに複数のコントロールを追加して、リソースの安全性を確保します。たとえば、多層防御アプローチでは、多要素認証、ネットワークセグメンテーション、暗号化を組み合わせることができます。

委任管理者

では AWS Organizations、互換性のあるサービスが AWS メンバーアカウントを登録して組織のアカウントを管理し、そのサービスのアクセス許可を管理できます。このアカウントを、そのサービスの委任管理者と呼びます。詳細、および互換性のあるサービスの一覧は、 AWS Organizations ドキュメントのAWS Organizationsで使用できるサービスを参照してください。

デプロイ

アプリケーション、新機能、コードの修正をターゲットの環境で利用できるようにするプロセス。デプロイでは、コードベースに変更を施した後、アプリケーションの環境でそのコードベースを構築して実行します。

開発環境

「環境」を参照してください。

検出管理

イベントが発生したときに、検出、ログ記録、警告を行うように設計されたセキュリティコントロール。これらのコントロールは副次的な防衛手段であり、実行中の予防的コントロールをすり抜けたセキュリティイベントをユーザーに警告します。詳細については、Implementing security controls on AWSのDetective controlsを参照してください。

開発バリューストリームマッピング (DVSM)

ソフトウェア開発ライフサイクルのスピードと品質に悪影響を及ぼす制約を特定し、優先順位を付けるために使用されるプロセス。DVSM は、もともとリーンマニュファクチャリング・プラクティスのために設計されたバリューストリームマッピング・プロセスを拡張したものです。ソフトウェア開発プロセスを通じて価値を創造し、動かすために必要なステップとチームに焦点を当てています。

デジタルツイン

建物、工場、産業機器、生産ラインなど、現実世界のシステムを仮想的に表現したものです。デジタルツインは、予知保全、リモートモニタリング、生産最適化をサポートします。

ディメンションテーブル

スタースキーマでは、ファクトテーブル内の量的データに関するデータ属性を含む小さなテーブル。ディメンションテーブル属性は通常、テキストフィールドまたはテキストのように動作する

離散数値です。これらの属性は、クエリの制約、フィルタリング、結果セットのラベル付けに一般的に使用されます。

ディザスタ

ワークロードまたはシステムが、導入されている主要な場所でのビジネス目標の達成を妨げるイベント。これらのイベントは、自然災害、技術的障害、または意図しない設定ミスやマルウェア攻撃などの人間の行動の結果である場合があります。

ディザスタリカバリ (DR)

災害によるダウンタイムとデータ損失を最小限に抑えるために使用する戦略とプロセス。詳細については、 AWS Well-Architected フレームワークの「 でのワークロードのディザスタリカバリ AWS: クラウドでのリカバリ」を参照してください。

DML

「データベース操作言語」を参照してください。

ドメイン駆動型設計

各コンポーネントが提供している変化を続けるドメイン、またはコアビジネス目標にコンポーネントを接続して、複雑なソフトウェアシステムを開発するアプローチ。この概念は、エリック・エヴァンスの著書、Domain-Driven Design: Tackling Complexity in the Heart of Software (ドメイン駆動設計:ソフトウェアの中心における複雑さへの取り組み) で紹介されています (ボストン: Addison-Wesley Professional、2003)。strangler fig パターンでドメイン駆動型設計を使用する方法の詳細については、コンテナと Amazon API Gateway を使用して、従来の Microsoft ASP.NET (ASMX) ウェブサービスを段階的にモダナイズ を参照してください。

DR

「ディザスタリカバリ」を参照してください。

ドリフト検出

ベースライン設定からの偏差を追跡します。たとえば、 AWS CloudFormation を使用してシステムリソースのドリフトを検出したり、 を使用して AWS Control Tower 、ガバナンス要件への準拠に影響するランディングゾーンの変更を検出したりできます。

DVSM

「開発値ストリームマッピング」を参照してください。

E

EDA

「探索的データ分析」を参照してください。

EDI

「電子データ交換」を参照してください。

エッジコンピューティング

IoT ネットワークのエッジにあるスマートデバイスの計算能力を高めるテクノロジー。クラウドコンピューティングと比較すると、エッジコンピューティングは通信レイテンシーを短縮し、応答時間を短縮できます。

電子データ交換 (EDI)

組織間のビジネスドキュメントの自動交換。詳細については、「電子データ交換とは」を参照してください。

暗号化

人間が読み取り可能なプレーンテキストデータを暗号文に変換するコンピューティングプロセス。

暗号化キー

暗号化アルゴリズムが生成した、ランダム化されたビットからなる暗号文字列。キーの長さは決まっておらず、各キーは予測できないように、一意になるように設計されています。

エンディアン

コンピュータメモリにバイトが格納される順序。ビッグエンディアンシステムでは、最上位バイトが最初に格納されます。リトルエンディアンシステムでは、最下位バイトが最初に格納されます。

エンドポイント

「サービスエンドポイント」を参照してください。

エンドポイントサービス

仮想プライベートクラウド (VPC) 内でホストして、他のユーザーと共有できるサービス。を使用してエンドポイントサービスを作成し AWS PrivateLink 、他の AWS アカウント または AWS Identity and Access Management (IAM) プリンシパルにアクセス許可を付与できます。これら

のアカウントまたはプリンシパルは、インターフェイス VPC エンドポイントを作成することで、エンドポイントサービスにプライベートに接続できます。詳細については、Amazon Virtual Private Cloud (Amazon VPC) ドキュメントの「エンドポイントサービスを作成する」を参照してください。

エンタープライズリソースプランニング (ERP)

エンタープライズの主要なビジネスプロセス (会計、MES、プロジェクト管理など) を自動化および管理するシステム。

エンベロープ暗号化

暗号化キーを、別の暗号化キーを使用して暗号化するプロセス。詳細については、 AWS Key Management Service （ AWS KMS) ドキュメントの「エンベロープ暗号化」を参照してください。

環境

実行中のアプリケーションのインスタンス。クラウドコンピューティングにおける一般的な環境の種類は以下のとおりです。

- 開発環境 — アプリケーションのメンテナンスを担当するコアチームのみが使用できる、実行中のアプリケーションのインスタンス。開発環境は、上位の環境に昇格させる変更をテストするときに使用します。このタイプの環境は、テスト環境と呼ばれることもあります。
- 下位環境 — 初期ビルドやテストに使用される環境など、アプリケーションのすべての開発環境。
- 本番環境 — エンドユーザーがアクセスできる、実行中のアプリケーションのインスタンス。CI/CD パイプラインでは、本番環境が最後のデプロイ環境になります。
- 上位環境 — コア開発チーム以外のユーザーがアクセスできるすべての環境。これには、本番環境、本番前環境、ユーザー承認テスト環境などが含まれます。

エピック

アジャイル方法論で、お客様の作業の整理と優先順位付けに役立つ機能カテゴリ。エピックでは、要件と実装タスクの概要についてハイレベルな説明を提供します。例えば、 AWS CAF セキュリティエピックには、ID とアクセスの管理、検出コントロール、インフラストラクチャセキュリティ、データ保護、インシデント対応が含まれます。 AWS 移行戦略のエピックの詳細については、プログラム実装ガイド を参照してください。

ERP

「エンタープライズリソース計画」を参照してください。

探索的データ分析 (EDA)

データセットを分析してその主な特性を理解するプロセス。お客様は、データを収集または集計してから、パターンの検出、異常の検出、および前提条件のチェックのための初期調査を実行します。EDA は、統計の概要を計算し、データの可視化を作成することによって実行されます。

F

ファクトテーブル

星スキーマの中央テーブル。事業運営に関する量的データを保存します。通常、ファクトテーブルには、メジャーを含む列とディメンションテーブルへの外部キーを含む列の 2 つのタイプの列が含まれます。

フェイルファスト

開発ライフサイクルを短縮するために頻繁で段階的なテストを使用する哲学。これはアジャイルアプローチの重要な部分です。

障害分離の境界

では AWS クラウド、アベイラビリティーゾーン AWS リージョン、コントロールプレーン、データプレーンなどの境界で、障害の影響を制限し、ワークロードの耐障害性を向上させるのに役立ちます。詳細については、AWS 「障害分離境界」を参照してください。

機能ブランチ

「ブランチ」を参照してください。

特徴量

お客様が予測に使用する入力データ。例えば、製造コンテキストでは、特徴量は製造ラインから定期的にキャプチャされるイメージの可能性もあります。

特徴量重要度

モデルの予測に対する特徴量の重要性。これは通常、Shapley Additive Deskonations (SHAP) や積分勾配など、さまざまな手法で計算できる数値スコアで表されます。詳細については、「 を使用した機械学習モデルの解釈可能性 AWS」を参照してください。

機能変換

追加のソースによるデータのエンリッチ化、値のスケーリング、単一のデータフィールドからの複数の情報セットの抽出など、機械学習プロセスのデータを最適化すること。これにより、機械

学習モデルはデータの恩恵を受けることができます。例えば、「2021-05-27 00:15:37」の日付を「2021 年」、「5 月」、「木」、「15」に分解すると、学習アルゴリズムがさまざまなデータコンポーネントに関連する微妙に異なるパターンを学習するのに役立ちます。

数ショットプロンプト

同様のタスクの実行を求める前に、タスクと必要な出力を示す少数の例を LLM に提供します。この手法は、プロンプトに埋め込まれた例 (ショット) からモデルが学習するコンテキスト内学習のアプリケーションです。少数ショットプロンプトは、特定のフォーマット、推論、またはドメインの知識を必要とするタスクに効果的です。「ゼロショットプロンプト」も参照してください。

FGAC

「きめ細かなアクセスコントロール」を参照してください。

きめ細かなアクセス制御 (FGAC)

複数の条件を使用してアクセス要求を許可または拒否すること。

フラッシュカット移行

段階的なアプローチを使用する代わりに、変更データキャプチャによる継続的なデータレプリケーションを使用して、可能な限り短時間でデータを移行するデータベース移行方法。目的はダウンタイムを最小限に抑えることです。

FM

「基盤モデル」を参照してください。

基盤モデル (FM)

一般化データとラベル付けされていないデータの大規模なデータセットでトレーニングされている大規模な深層学習ニューラルネットワーク。FMs は、言語の理解、テキストと画像の生成、自然言語の会話など、さまざまな一般的なタスクを実行できます。詳細については、「基盤モデルとは」を参照してください。

G

生成 AI

大量のデータでトレーニングされ、シンプルなテキストプロンプトを使用してイメージ、動画、テキスト、オーディオなどの新しいコンテンツやアーティファクトを作成できる AI モデルのサブセット。詳細については、「生成 AI とは」を参照してください。

ジオブロッキング

地理的制限を参照してください。

地理的制限 (ジオブロッキング)

特定の国のユーザーがコンテンツ配信にアクセスできないようにするための、Amazon CloudFront のオプション。アクセスを許可する国と禁止する国は、許可リストまたは禁止リストを使って指定します。詳細については、CloudFront ドキュメントのコンテンツの地理的ディストリビューションの制限を参照してください。

Gitflow ワークフロー

下位環境と上位環境が、ソースコードリポジトリでそれぞれ異なるブランチを使用する方法。Gitflow ワークフローはレガシーと見なされ、トランクベースのワークフローはモダンで推奨されるアプローチです。

ゴールデンイメージ

そのシステムまたはソフトウェアの新しいインスタンスをデプロイするためのテンプレートとして使用されるシステムまたはソフトウェアのスナップショット。例えば、製造では、ゴールデンイメージを使用して複数のデバイスにソフトウェアをプロビジョニングし、デバイス製造オペレーションの速度、スケーラビリティ、生産性を向上させることができます。

グリーンフィールド戦略

新しい環境に既存のインフラストラクチャが存在しないこと。システムアーキテクチャにグリーンフィールド戦略を導入する場合、既存のインフラストラクチャ (別名ブラウンフィールド) との互換性の制約を受けることなく、あらゆる新しいテクノロジーを選択できます。既存のインフラストラクチャを拡張している場合は、ブラウンフィールド戦略とグリーンフィールド戦略を融合させることもできます。

ガードレール

組織単位 (OU) 全般のリソース、ポリシー、コンプライアンスを管理するのに役立つ概略的なルール。予防ガードレールは、コンプライアンス基準に一致するようにポリシーを実施します。これらは、サービスコントロールポリシーと IAM アクセス許可の境界を使用して実装されます。検出ガードレールは、ポリシー違反やコンプライアンス上の問題を検出し、修復のためのアラートを発信します。これらは AWS Config、、Amazon GuardDuty AWS Security Hub、、 AWS Trusted Advisor Amazon Inspector、およびカスタム AWS Lambda チェックを使用して実装されます。

H

HA

「高可用性」を参照してください。

異種混在データベースの移行

別のデータベースエンジンを使用するターゲットデータベースへお客様の出典データベースの移行 (例えば、Oracle から Amazon Aurora)。異種間移行は通常、アーキテクチャの再設計作業の一部であり、スキーマの変換は複雑なタスクになる可能性があります。AWS は、スキーマの変換に役立つ AWS SCTを提供します。

ハイアベイラビリティ (HA)

課題や災害が発生した場合に、介入なしにワークロードを継続的に運用できること。HA システムは、自動的にフェイルオーバーし、一貫して高品質のパフォーマンスを提供し、パフォーマンスへの影響を最小限に抑えながらさまざまな負荷や障害を処理するように設計されています。

ヒストリアンのモダナイゼーション

製造業のニーズによりよく応えるために、オペレーションテクノロジー (OT) システムをモダナイズし、アップグレードするためのアプローチ。ヒストリアンは、工場内のさまざまなソースからデータを収集して保存するために使用されるデータベースの一種です。

ホールドアウトデータ

機械学習モデルのトレーニングに使用されるデータセットから保留される、ラベル付きの履歴データの一部。モデル予測をホールドアウトデータと比較することで、ホールドアウトデータを使用してモデルのパフォーマンスを評価できます。

同種データベースの移行

お客様の出典データベースを、同じデータベースエンジンを共有するターゲットデータベース (Microsoft SQL Server から Amazon RDS for SQL Server など) に移行する。同種間移行は、通常、リホストまたはリプラットフォーム化の作業の一部です。ネイティブデータベースユーティリティを使用して、スキーマを移行できます。

ホットデータ

リアルタイムデータや最近の翻訳データなど、頻繁にアクセスされるデータ。通常、このデータには高速なクエリ応答を提供する高性能なストレージ階層またはクラスが必要です。

ホットフィックス

本番環境の重大な問題を修正するために緊急で配布されるプログラム。緊急性が高いため、通常の DevOps のリリースワークフローからは外れた形で実施されます。

ハイパーケア期間

カットオーバー直後、移行したアプリケーションを移行チームがクラウドで管理、監視して問題に対処する期間。通常、この期間は 1 ~ 4 日です。ハイパーケア期間が終了すると、アプリケーションに対する責任は一般的に移行チームからクラウドオペレーションチームに移ります。

I

IaC

「Infrastructure as Code」を参照してください。

ID ベースのポリシー

AWS クラウド 環境内のアクセス許可を定義する 1 つ以上の IAM プリンシパルにアタッチされたポリシー。

アイドル状態のアプリケーション

90 日間の平均的な CPU およびメモリ使用率が 5 ~ 20% のアプリケーション。移行プロジェクトでは、これらのアプリケーションを廃止するか、オンプレミスに保持するのが一般的です。

IIoT

「産業用モノのインターネット」を参照してください。

イミュータブルインフラストラクチャ

既存のインフラストラクチャを更新、パッチ適用、または変更する代わりに、本番環境のワークロード用に新しいインフラストラクチャをデプロイするモデル。イミュータブルインフラストラクチャは、本質的にミュータブルインフラストラクチャよりも一貫性、信頼性、予測性が高くなります。詳細については、 AWS 「 Well-Architected フレームワーク」の「イミュータブルインフラストラクチャを使用したデプロイ」のベストプラクティスを参照してください。

インバウンド (受信) VPC

AWS マルチアカウントアーキテクチャでは、アプリケーションの外部からネットワーク接続を受け入れ、検査し、ルーティングする VPC。AWS Security Reference Architecture では、アプリ

ケーションとより広範なインターネット間の双方向のインターフェイスを保護するために、インバウンド、アウトバウンド、インスペクションの各 VPC を使用してネットワークアカウントを設定することを推奨しています。

増分移行

アプリケーションを 1 回ですべてカットオーバーするのではなく、小さい要素に分けて移行するカットオーバー戦略。例えば、最初は少数のマイクロサービスまたはユーザーのみを新しいシステムに移行する場合があります。すべてが正常に機能することを確認できたら、残りのマイクロサービスやユーザーを段階的に移行し、レガシーシステムを廃止できるようにします。この戦略により、大規模な移行に伴うリスクが軽減されます。

インダストリー 4.0

2016 年に Klaus Schwab によって導入された用語で、接続、リアルタイムデータ、オートメーション、分析、AI/ML の進歩によるビジネスプロセスのモダナイゼーションを指します。

インフラストラクチャ

アプリケーションの環境に含まれるすべてのリソースとアセット。

Infrastructure as Code (IaC)

アプリケーションのインフラストラクチャを一連の設定ファイルを使用してプロビジョニングし、管理するプロセス。IaC は、新しい環境を再現可能で信頼性が高く、一貫性のあるものにするため、インフラストラクチャを一元的に管理し、リソースを標準化し、スケールを迅速に行えるように設計されています。

産業分野における IoT (IIoT)

製造、エネルギー、自動車、ヘルスケア、ライフサイエンス、農業などの産業部門におけるインターネットに接続されたセンサーやデバイスの使用。詳細については、「Building an industrial Internet of Things (IIoT) digital transformation strategy」を参照してください。

インスペクション VPC

AWS マルチアカウントアーキテクチャでは、VPC (同一または異なる AWS リージョン) 、インターネット、オンプレミスネットワーク間のネットワークトラフィックの検査を管理する一元化された VPCs。AWS Security Reference Architecture では、アプリケーションとより広範なインターネット間の双方向のインターフェイスを保護するために、インバウンド、アウトバウンド、インスペクションの各 VPC を使用してネットワークアカウントを設定することを推奨しています。

IoT

インターネットまたはローカル通信ネットワークを介して他のデバイスやシステムと通信する、センサーまたはプロセッサが組み込まれた接続済み物理オブジェクトのネットワーク。詳細については、「IoT とは」を参照してください。

解釈可能性

機械学習モデルの特性で、モデルの予測がその入力にどのように依存するかを人間が理解できる度合いを表します。詳細については、「 を使用した機械学習モデルの解釈可能性 AWS」を参照してください。

IoT

「モノのインターネット」を参照してください。

IT 情報ライブラリ (ITIL)

IT サービスを提供し、これらのサービスをビジネス要件に合わせるための一連のベストプラクティス。ITIL は ITSM の基盤を提供します。

IT サービス管理 (ITSM)

組織の IT サービスの設計、実装、管理、およびサポートに関連する活動。クラウドオペレーションと ITSM ツールの統合については、オペレーション統合ガイド を参照してください。

ITIL

「IT 情報ライブラリ」を参照してください。

ITSM

「IT サービス管理」を参照してください。

L

ラベルベースアクセス制御 (LBAC)

強制アクセス制御 (MAC) の実装で、ユーザーとデータ自体にそれぞれセキュリティラベル値が明示的に割り当てられます。ユーザーセキュリティラベルとデータセキュリティラベルが交差する部分によって、ユーザーに表示される行と列が決まります。

ランディングゾーン

ランディングゾーンは、スケーラブルで安全な、適切に設計されたマルチアカウント AWS 環境です。これは、組織がセキュリティおよびインフラストラクチャ環境に自信を持ってワークロー

ドとアプリケーションを迅速に起動してデプロイできる出発点です。ランディングゾーンの詳細については、安全でスケーラブルなマルチアカウント AWS 環境のセットアップ を参照してください。

大規模言語モデル (LLM)

大量のデータに対して事前トレーニングされた深層学習 AI モデル。LLM は、質問への回答、ドキュメントの要約、テキストの他の言語への翻訳、文の完了など、複数のタスクを実行できます。詳細については、LLMs」を参照してください。

大規模な移行

300 台以上のサーバの移行。

LBAC

「ラベルベースのアクセスコントロール」を参照してください。

最小特権

タスクの実行には必要最低限の権限を付与するという、セキュリティのベストプラクティス。詳細については、IAM ドキュメントの最小特権アクセス許可を適用するを参照してください。

リフトアンドシフト

「7 Rs」を参照してください。

リトルエンディアンシステム

最下位バイトを最初に格納するシステム。エンディアン性も参照してください。

LLM

「大規模言語モデル」を参照してください。

下位環境

「環境」を参照してください。

M

機械学習 (ML)

パターン認識と学習にアルゴリズムと手法を使用する人工知能の一種。ML は、モノのインターネット (IoT) データなどの記録されたデータを分析して学習し、パターンに基づく統計モデルを生成します。詳細については、「機械学習」を参照してください。

メインブランチ

「ブランチ」を参照してください。

マルウェア

コンピュータのセキュリティまたはプライバシーを侵害するように設計されたソフトウェア。マルウェアは、コンピュータシステムの中断、機密情報の漏洩、不正アクセスにつながる可能性があります。マルウェアの例としては、ウイルス、ワーム、ランサムウェア、トロイの木馬、スパイウェア、キーロガーなどがあります。

マネージドサービス

AWS のサービス はインフラストラクチャレイヤー、オペレーティングシステム、プラットフォーム AWS を運用し、エンドポイントにアクセスしてデータを保存および取得します。Amazon Simple Storage Service (Amazon S3) と Amazon DynamoDB は、マネージドサービスの例です。これらは抽象化されたサービスとも呼ばれます。

製造実行システム (MES)

生産プロセスを追跡、モニタリング、文書化、制御するためのソフトウェアシステムで、原材料を工場の完成製品に変換します。

MAP

「移行促進プログラム」を参照してください。

メカニズム

ツールを作成し、ツールの導入を推進し、調整を行うために結果を検査する完全なプロセス。メカニズムは、動作中にそれ自体を強化して改善するサイクルです。詳細については、 AWS 「 Well-Architected フレームワーク」の「メカニズムの構築」を参照してください。

メンバーアカウント

組織の一部である管理アカウント AWS アカウント 以外のすべて AWS Organizations。アカウントが組織のメンバーになることができるのは、一度に 1 つのみです。

MES

「製造実行システム」を参照してください。

メッセージキューイングテレメトリトランスポート (MQTT)

リソースに制約のある IoT デバイス用の、パブリッシュ/サブスクライブパターンに基づく軽量 machine-to-machine (M2M) 通信プロトコル。

マイクロサービス

明確に定義された API を介して通信し、通常は小規模な自己完結型のチームが所有する、小規模で独立したサービスです。例えば、保険システムには、販売やマーケティングなどのビジネス機能、または購買、請求、分析などのサブドメインにマッピングするマイクロサービスが含まれる場合があります。マイクロサービスの利点には、俊敏性、柔軟なスケーリング、容易なデプロイ、再利用可能なコード、回復力などがあります。詳細については、AWS 「サーバーレスサービスを使用したマイクロサービスの統合」を参照してください。

マイクロサービスアーキテクチャ

各アプリケーションプロセスをマイクロサービスとして実行する独立したコンポーネントを使用してアプリケーションを構築するアプローチ。これらのマイクロサービスは、軽量 API を使用して、明確に定義されたインターフェイスを介して通信します。このアーキテクチャの各マイクロサービスは、アプリケーションの特定の機能に対する需要を満たすように更新、デプロイ、およびスケーリングできます。詳細については、「 でのマイクロサービスの実装 AWS」を参照してください。

Migration Acceleration Program (MAP)

組織がクラウドに移行するための強力な運用基盤を構築し、移行の初期コストを相殺するのに役立つコンサルティングサポート、トレーニング、サービスを提供する AWS プログラム。MAP には、組織的な方法でレガシー移行を実行するための移行方法論と、一般的な移行シナリオを自動化および高速化する一連のツールが含まれています。

大規模な移行

アプリケーションポートフォリオの大部分を次々にクラウドに移行し、各ウェーブでより多くのアプリケーションを高速に移動させるプロセス。この段階では、以前の段階から学んだベストプラクティスと教訓を使用して、移行ファクトリー チーム、ツール、プロセスのうち、オートメーションとアジャイルデリバリーによってワークロードの移行を合理化します。これは、AWS 移行戦略 の第 3 段階です。

移行ファクトリー

自動化された俊敏性のあるアプローチにより、ワークロードの移行を合理化する部門横断的なチーム。移行ファクトリーチームには、通常、運用、ビジネスアナリストおよび所有者、移行エンジニア、デベロッパー、およびスプリントで作業する DevOps プロフェッショナルが含まれます。エンタープライズアプリケーションポートフォリオの 20 ~ 50% は、ファクトリーのアプローチによって最適化できる反復パターンで構成されています。詳細については、このコンテンツセットの移行ファクトリーに関する解説とCloud Migration Factory ガイドを参照してください。

移行メタデータ

移行を完了するために必要なアプリケーションおよびサーバーに関する情報。移行パターンごとに、異なる一連の移行メタデータが必要です。移行メタデータの例としては、ターゲットサブネット、セキュリティグループ、 AWS アカウントなどがあります。

移行パターン

移行戦略、移行先、および使用する移行アプリケーションまたはサービスを詳述する、反復可能な移行タスク。例: AWS Application Migration Service を使用して Amazon EC2 への移行をリホストします。

Migration Portfolio Assessment (MPA)

に移行するためのビジネスケースを検証するための情報を提供するオンラインツール AWS クラウド。MPA は、詳細なポートフォリオ評価 (サーバーの適切なサイジング、価格設定、TCO 比較、移行コスト分析) および移行プラン (アプリケーションデータの分析とデータ収集、アプリケーションのグループ化、移行の優先順位付け、およびウェーブプランニング) を提供します。MPA ツール (ログインが必要) は、すべての AWS コンサルタントと APN パートナーコンサルタントが無料で利用できます。

移行準備状況評価 (MRA)

AWS CAF を使用して、組織のクラウド準備状況に関するインサイトを取得し、長所と短所を特定し、特定されたギャップを埋めるためのアクションプランを構築するプロセス。詳細については、移行準備状況ガイド を参照してください。MRA は、AWS 移行戦略の第一段階です。

移行戦略

ワークロードを に移行するために使用するアプローチ AWS クラウド。詳細については、この用語集の「7 Rs エントリ」と「組織を動員して大規模な移行を加速する」を参照してください。

ML

???「機械学習」を参照してください。

モダナイゼーション

古い (レガシーまたはモノリシック) アプリケーションとそのインフラストラクチャをクラウド内の俊敏で弾力性のある高可用性システムに変換して、コストを削減し、効率を高め、イノベーションを活用します。詳細については、「」の「アプリケーションをモダナイズするための戦略 AWS クラウド」を参照してください。

モダナイゼーション準備状況評価

組織のアプリケーションのモダナイゼーションの準備状況を判断し、利点、リスク、依存関係を特定し、組織がこれらのアプリケーションの将来の状態をどの程度適切にサポートできるかを決定するのに役立つ評価。評価の結果として、ターゲットアーキテクチャのブループリント、モダナイゼーションプロセスの開発段階とマイルストーンを詳述したロードマップ、特定されたギャップに対処するためのアクションプランが得られます。詳細については、『』の「アプリケーションのモダナイゼーション準備状況の評価 AWS クラウド」を参照してください。

モノリシックアプリケーション (モノリス)

緊密に結合されたプロセスを持つ単一のサービスとして実行されるアプリケーション。モノリシックアプリケーションにはいくつかの欠点があります。1 つのアプリケーション機能エクスペリエンスの需要が急増する場合は、アーキテクチャ全体をスケーリングする必要があります。モノリシックアプリケーションの特徴を追加または改善することは、コードベースが大きくなると複雑になります。これらの問題に対処するには、マイクロサービスアーキテクチャを使用できます。詳細については、モノリスをマイクロサービスに分解する を参照してください。

MPA

「移行ポートフォリオ評価」を参照してください。

MQTT

「Message Queuing Telemetry Transport」を参照してください。

多クラス分類

複数のクラスの予測を生成するプロセス (2 つ以上の結果の 1 つを予測します)。例えば、機械学習モデルが、「この製品は書籍、自動車、電話のいずれですか?」 または、「このお客様にとって最も関心のある商品のカテゴリはどれですか?」と聞くかもしれません。

ミュータブルインフラストラクチャ

本番ワークロードの既存のインフラストラクチャを更新および変更するモデル。Well-Architected AWS フレームワークでは、一貫性、信頼性、予測可能性を向上させるために、イミュータブルインフラストラクチャの使用をベストプラクティスとして推奨しています。

O

OAC

「オリジンアクセスコントロール」を参照してください。

OAI

「オリジンアクセスアイデンティティ」を参照してください。

OCM

「組織変更管理」を参照してください。

オフライン移行

移行プロセス中にソースワークロードを停止させる移行方法。この方法はダウンタイムが長くなるため、通常は重要ではない小規模なワークロードに使用されます。

OI

「 オペレーションの統合」を参照してください。

OLA

「運用レベルの契約」を参照してください。

オンライン移行

ソースワークロードをオフラインにせずにターゲットシステムにコピーする移行方法。ワークロードに接続されているアプリケーションは、移行中も動作し続けることができます。この方法はダウンタイムがゼロから最小限で済むため、通常は重要な本番稼働環境のワークロードに使用されます。

OPC-UA

「Open Process Communications - Unified Architecture」を参照してください。

オープンプロセス通信 - 統合アーキテクチャ (OPC-UA)

産業用オートメーション用のmachine-to-machine (M2M) 通信プロトコル。OPC-UA は、データの暗号化、認証、認可スキームを備えた相互運用性標準を提供します。

オペレーショナルレベルアグリーメント (OLA)

サービスレベルアグリーメント (SLA) をサポートするために、どの機能的 IT グループが互いに提供することを約束するかを明確にする契約。

運用準備状況レビュー (ORR)

インシデントや潜在的な障害の理解、評価、防止、または範囲の縮小に役立つ質問とそれに関連するベストプラクティスのチェックリスト。詳細については、 AWS Well-Architected フレームワークの「Operational Readiness Reviews (ORR)」を参照してください。

運用テクノロジー (OT)

産業オペレーション、機器、インフラストラクチャを制御するために物理環境と連携するハードウェアおよびソフトウェアシステム。製造では、OT と情報技術 (IT) システムの統合が、Industry 4.0 変換の主な焦点です。

オペレーション統合 (OI)

クラウドでオペレーションをモダナイズするプロセスには、準備計画、オートメーション、統合が含まれます。詳細については、オペレーション統合ガイド を参照してください。

組織の証跡

組織 AWS アカウント 内のすべての のすべてのイベント AWS CloudTrail をログに記録する、 によって作成された証跡 AWS Organizations。証跡は、組織に含まれている各 AWS アカウント に作成され、各アカウントのアクティビティを追跡します。詳細については、CloudTrail ドキュメントの組織の証跡の作成を参照してください。

組織変更管理 (OCM)

人材、文化、リーダーシップの観点から、主要な破壊的なビジネス変革を管理するためのフレームワーク。OCM は、変化の導入を加速し、移行問題に対処し、文化や組織の変化を推進することで、組織が新しいシステムと戦略の準備と移行するのを支援します。 AWS 移行戦略では、クラウド導入プロジェクトに必要な変化のスピードのため、このフレームワークは人材アクセラレーションと呼ばれます。詳細については、OCM ガイド を参照してください。

オリジンアクセスコントロール (OAC)

Amazon Simple Storage Service (Amazon S3) コンテンツを保護するための、CloudFront のアクセス制限の強化オプション。OAC は AWS リージョン、すべての S3 バケット、 AWS KMS (SSE-KMS) によるサーバー側の暗号化、S3 バケットへの動的 PUT および DELETEリクエストをサポートします。

オリジンアクセスアイデンティティ (OAI)

CloudFront の、Amazon S3 コンテンツを保護するためのアクセス制限オプション。OAI を使用すると、CloudFront が、Amazon S3 に認証可能なプリンシパルを作成します。認証されたプリンシパルは、S3 バケット内のコンテンツに、特定の CloudFront ディストリビューションを介してのみアクセスできます。OACも併せて参照してください。OAC では、より詳細な、強化されたアクセスコントロールが可能です。

ORR

「運用準備状況レビュー」を参照してください。

OT

「運用テクノロジー」を参照してください。

アウトバウンド (送信) VPC

AWS マルチアカウントアーキテクチャでは、アプリケーション内から開始されたネットワーク接続を処理する VPC。AWS Security Reference Architecture では、アプリケーションとより広範なインターネット間の双方向のインターフェイスを保護するために、インバウンド、アウトバウンド、インスペクションの各 VPC を使用してネットワークアカウントを設定することを推奨しています。

P

アクセス許可の境界

ユーザーまたはロールが使用できるアクセス許可の上限を設定する、IAM プリンシパルにアタッチされる IAM 管理ポリシー。詳細については、IAM ドキュメントのアクセス許可の境界を参照してください。

個人を特定できる情報 (PII)

直接閲覧した場合、または他の関連データと組み合わせた場合に、個人の身元を合理的に推測するために使用できる情報。PII の例には、氏名、住所、連絡先情報などがあります。

PII

個人を特定できる情報を参照してください。

プレイブック

クラウドでのコアオペレーション機能の提供など、移行に関連する作業を取り込む、事前定義された一連のステップ。プレイブックは、スクリプト、自動ランブック、またはお客様のモダナイズされた環境を運用するために必要なプロセスや手順の要約などの形式をとることができます。

PLC

「プログラム可能なロジックコントローラー」を参照してください。

PLM

「製品ライフサイクル管理」を参照してください。

ポリシー

アクセス許可を定義 (アイデンティティベースのポリシーを参照) 、アクセス条件を指定 (リソースベースのポリシーを参照) 、または の組織内のすべてのアカウントに対する最大アクセス許可を定義 AWS Organizations （ サービスコントロールポリシーを参照) できるオブジェクト。

多言語の永続性

データアクセスパターンやその他の要件に基づいて、マイクロサービスのデータストレージテクノロジーを個別に選択します。マイクロサービスが同じデータストレージテクノロジーを使用している場合、実装上の問題が発生したり、パフォーマンスが低下する可能性があります。マイクロサービスは、要件に最も適合したデータストアを使用すると、より簡単に実装でき、パフォーマンスとスケーラビリティが向上します。詳細については、マイクロサービスでのデータ永続性の有効化 を参照してください。

ポートフォリオ評価

移行を計画するために、アプリケーションポートフォリオの検出、分析、優先順位付けを行うプロセス。詳細については、「移行準備状況ガイド」を参照してください。

述語

`true` または を返すクエリ条件。一般的に`false`は `WHERE`句にあります。

述語プッシュダウン

転送前にクエリ内のデータをフィルタリングするデータベースクエリ最適化手法。これにより、リレーショナルデータベースから取得して処理する必要があるデータの量が減少し、クエリのパフォーマンスが向上します。

予防的コントロール

イベントの発生を防ぐように設計されたセキュリティコントロール。このコントロールは、ネットワークへの不正アクセスや好ましくない変更を防ぐ最前線の防御です。詳細については、Implementing security controls on AWSのPreventative controlsを参照してください。

プリンシパル

アクションを実行し AWS 、リソースにアクセスできる のエンティティ。このエンティティは通常、、IAM AWS アカウントロール、または ユーザーのルートユーザーです。詳細については、IAM ドキュメントのロールに関する用語と概念内にあるプリンシパルを参照してください。

プライバシーバイデザイン

開発プロセス全体を通じてプライバシーを考慮するシステムエンジニアリングアプローチ。

プライベートホストゾーン

1 つ以上の VPC 内のドメインとそのサブドメインへの DNS クエリに対し、Amazon Route 53 がどのように応答するかに関する情報を保持するコンテナ。詳細については、Route 53 ドキュメントの「プライベートホストゾーンの使用」を参照してください。

プロアクティブコントロール

非準拠リソースのデプロイを防ぐように設計されたセキュリティコントロール。これらのコントロールは、プロビジョニング前にリソースをスキャンします。リソースがコントロールに準拠していない場合、プロビジョニングされません。詳細については、 AWS Control Tower ドキュメントの「 コントロールリファレンスガイド」および「 セキュリティコントロールの実装」の「プロアクティブコントロール」を参照してください。 AWS

製品ライフサイクル管理 (PLM)

設計、開発、発売から成長と成熟まで、製品のデータとプロセスのライフサイクル全体にわたる管理。

本番環境

「環境」を参照してください。

プログラム可能なロジックコントローラー (PLC)

製造では、マシンをモニタリングし、製造プロセスを自動化する、信頼性の高い適応可能なコンピュータです。

プロンプトの連鎖

1 つの LLM プロンプトの出力を次のプロンプトの入力として使用して、より良いレスポンスを生成します。この手法は、複雑なタスクをサブタスクに分割したり、事前レスポンスを繰り返し改善または拡張したりするために使用されます。これにより、モデルのレスポンスの精度と関連性が向上し、より詳細でパーソナライズされた結果が得られます。

仮名化

データセット内の個人識別子をプレースホルダー値に置き換えるプロセス。仮名化は個人のプライバシー保護に役立ちます。仮名化されたデータは、依然として個人データとみなされます。

パブリッシュ/サブスクライブ (pub/sub)

マイクロサービス間の非同期通信を可能にするパターン。スケーラビリティと応答性を向上させます。たとえば、マイクロサービスベースの MES では、マイクロサービスは他のマイクロサー

ビスがサブスクライブできるチャネルにイベントメッセージを発行できます。システムは、公開サービスを変更せずに新しいマイクロサービスを追加できます。

Q

クエリプラン

SQL リレーショナルデータベースシステムのデータにアクセスするために使用される手順などの一連のステップ。

クエリプランのリグレッション

データベースサービスのオプティマイザーが、データベース環境に特定の変更が加えられる前に選択されたプランよりも最適性の低いプランを選択すること。これは、統計、制限事項、環境設定、クエリパラメータのバインディングの変更、およびデータベースエンジンの更新などが原因である可能性があります。

R

RACI マトリックス

責任、説明責任、相談、通知 (RACI) を参照してください。

RAG

「取得拡張生成」を参照してください。

ランサムウェア

決済が完了するまでコンピュータシステムまたはデータへのアクセスをブロックするように設計された、悪意のあるソフトウェア。

RASCI マトリックス

責任、説明責任、相談、情報 (RACI) を参照してください。

RCAC

「行と列のアクセスコントロール」を参照してください。

リードレプリカ

読み取り専用に使用されるデータベースのコピー。クエリをリードレプリカにルーティングして、プライマリデータベースへの負荷を軽減できます。

再設計

「7 Rs」を参照してください。

目標復旧時点 (RPO)

最後のデータリカバリポイントからの最大許容時間です。これにより、最後の回復時点からサービスが中断されるまでの間に許容できるデータ損失の程度が決まります。

目標復旧時間 (RTO)

サービスの中断から復旧までの最大許容遅延時間。

リファクタリング

「7 Rs」を参照してください。

リージョン

地理的エリア内の AWS リソースのコレクション。各 AWS リージョン は、耐障害性、安定性、耐障害性を提供するために、他の とは独立しています。詳細については、AWS リージョン 「アカウントで使用できる を指定する」を参照してください。

回帰

数値を予測する機械学習手法。例えば、「この家はどれくらいの値段で売れるでしょうか?」という問題を解決するために、機械学習モデルは、線形回帰モデルを使用して、この家に関する既知の事実 (平方フィートなど) に基づいて家の販売価格を予測できます。

リホスト

「7 Rs」を参照してください。

リリース

デプロイプロセスで、変更を本番環境に昇格させること。

再配置

「7 Rs」を参照してください。

プラットフォーム変更

「7 Rs」を参照してください。

再購入

「7 Rs」を参照してください。

回復性

中断に抵抗または回復するアプリケーションの機能。高可用性とディザスタリカバリは、 で回復性を計画する際の一般的な考慮事項です AWS クラウド。詳細については、AWS クラウド 「レジリエンス」を参照してください。

リソースベースのポリシー

Amazon S3 バケット、エンドポイント、暗号化キーなどのリソースにアタッチされたポリシー。このタイプのポリシーは、アクセスが許可されているプリンシパル、サポートされているアクション、その他の満たすべき条件を指定します。

実行責任者、説明責任者、協業先、報告先 (RACI) に基づくマトリックス

移行活動とクラウド運用に関わるすべての関係者の役割と責任を定義したマトリックス。マトリックスの名前は、マトリックスで定義されている責任の種類、すなわち責任 (R) 、説明責任 (A) 、協議 (C) 、情報提供 (I) に由来します。サポート (S) タイプはオプションです。サポートを含めると、そのマトリックスは RASCI マトリックスと呼ばれ、サポートを除外すると RACI マトリックスと呼ばれます。

レスポンシブコントロール

有害事象やセキュリティベースラインからの逸脱について、修復を促すように設計されたセキュリティコントロール。詳細については、Implementing security controls on AWSのResponsive controlsを参照してください。

保持

「7 Rs」を参照してください。

廃止

「7 Rs」を参照してください。

取得拡張生成 (RAG)

LLM がレスポンスを生成する前にトレーニングデータソースの外部にある信頼できるデータソースを参照する生成 AI テクノロジー。たとえば、RAG モデルは、組織のナレッジベースまたはカスタムデータのセマンティック検索を実行する場合があります。詳細については、「RAG とは」を参照してください。

ローテーション

攻撃者が認証情報にアクセスすることをより困難にするために、シークレットを定期的に更新するプロセス。

行と列のアクセス制御 (RCAC)

アクセスルールが定義された、基本的で柔軟な SQL 表現の使用。RCAC は行権限と列マスクで構成されています。

RPO

「目標復旧時点」を参照してください。

RTO

目標復旧時間を参照してください。

ランブック

特定のタスクを実行するために必要な手動または自動化された一連の手順。これらは通常、エラー率の高い反復操作や手順を合理化するために構築されています。

S

SAML 2.0

多くの ID プロバイダー (IdP) が使用しているオープンスタンダード。この機能を使用すると、フェデレーティッドシングルサインオン (SSO) が有効になるため、ユーザーは組織内のすべてのユーザーを IAM で作成しなくても、 AWS Management Console にログインしたり AWS 、 API オペレーションを呼び出すことができます。SAML 2.0 ベースのフェデレーションの詳細については、IAM ドキュメントのSAML 2.0 ベースのフェデレーションについてを参照してください。

SCADA

「監視コントロールとデータ取得」を参照してください。

SCP

「サービスコントロールポリシー」を参照してください。

シークレット

暗号化された形式で保存する AWS Secrets Managerパスワードやユーザー認証情報などの機密情報または制限付き情報。シークレット値とそのメタデータで構成されます。シークレット値は、バイナリ、単一の文字列、または複数の文字列にすることができます。詳細については、Secrets Manager ドキュメントの「Secrets Manager シークレットの内容」を参照してください。

設計によるセキュリティ

開発プロセス全体でセキュリティを考慮するシステムエンジニアリングアプローチ。

セキュリティコントロール

脅威アクターによるセキュリティ脆弱性の悪用を防止、検出、軽減するための、技術上または管理上のガードレール。セキュリティコントロールには、予防的、検出的、応答的、プロアクティブの 4 つの主なタイプがあります。

セキュリティ強化

アタックサーフェスを狭めて攻撃への耐性を高めるプロセス。このプロセスには、不要になったリソースの削除、最小特権を付与するセキュリティのベストプラクティスの実装、設定ファイル内の不要な機能の無効化、といったアクションが含まれています。

Security Information and Event Management (SIEM) システム

セキュリティ情報管理 (SIM) とセキュリティイベント管理 (SEM) のシステムを組み合わせたツールとサービス。SIEM システムは、サーバー、ネットワーク、デバイス、その他ソースからデータを収集、モニタリング、分析して、脅威やセキュリティ違反を検出し、アラートを発信します。

セキュリティレスポンスの自動化

セキュリティイベントに自動的に応答または修復するように設計された、事前定義されたプログラムされたアクション。これらの自動化は、セキュリティのベストプラクティスを実装するのに役立つ検出的または応答的な AWS セキュリティコントロールとして機能します。自動応答アクションの例としては、VPC セキュリティグループの変更、Amazon EC2 インスタンスへのパッチ適用、認証情報の更新などがあります。

サーバー側の暗号化

送信先にあるデータの、それ AWS のサービス を受け取る による暗号化。

サービスコントロールポリシー (SCP)

AWS Organizationsの組織内の、すべてのアカウントのアクセス許可を一元的に管理するポリシー。SCP は、管理者がユーザーまたはロールに委任するアクションに、ガードレールを定義したり、アクションの制限を設定したりします。SCP は、許可リストまたは拒否リストとして、許可または禁止するサービスやアクションを指定する際に使用できます。詳細については、 AWS Organizations ドキュメントの「サービスコントロールポリシー」を参照してください。

サービスエンドポイント

のエントリポイントの URL AWS のサービス。ターゲットサービスにプログラムで接続するには、エンドポイントを使用します。詳細については、AWS 全般のリファレンスの「AWS のサービス エンドポイント」を参照してください。

サービスレベルアグリーメント (SLA)

サービスのアップタイムやパフォーマンスなど、IT チームがお客様に提供すると約束したものを明示した合意書。

サービスレベルインジケータ (SLI)

エラー率、可用性、スループットなど、サービスのパフォーマンス側面の測定。

サービスレベルの目標 (SLO)

サービスレベルのインジケータによって測定される、サービスの状態を表すターゲットメトリクス。

責任共有モデル

クラウドのセキュリティとコンプライアンス AWS について と共有する責任を説明するモデル。AWS はクラウドのセキュリティを担当しますが、お客様はクラウドのセキュリティを担当します。詳細については、責任共有モデルを参照してください。

SIEM

セキュリティ情報とイベント管理システムを参照してください。

単一障害点 (SPOF)

システムを中断する可能性のあるアプリケーションの 1 つの重要なコンポーネントの障害。

SLA

「サービスレベルの契約」を参照してください。

SLI

「サービスレベルインジケータ」を参照してください。

SLO

「サービスレベルの目標」を参照してください。

スプリットアンドシードモデル

モダナイゼーションプロジェクトのスケーリングと加速のためのパターン。新機能と製品リリースが定義されると、コアチームは解放されて新しい製品チームを作成します。これにより、お客様の組織の能力とサービスの拡張、デベロッパーの生産性の向上、迅速なイノベーションのサポートに役立ちます。詳細については、『』の「アプリケーションをモダナイズするための段階的アプローチ AWS クラウド」を参照してください。

SPOF

単一障害点を参照してください。

スタースキーマ

1 つの大きなファクトテーブルを使用してトランザクションデータまたは測定データを保存し、1 つ以上の小さなディメンションテーブルを使用してデータ属性を保存するデータベース組織構造。この構造は、データウェアハウスまたはビジネスインテリジェンスの目的で使用するように設計されています。

strangler fig パターン

レガシーシステムが廃止されるまで、システム機能を段階的に書き換えて置き換えることにより、モノリシックシステムをモダナイズするアプローチ。このパターンは、宿主の樹木から根を成長させ、最終的にその宿主を包み込み、宿主に取って代わるイチジクのつるを例えています。そのパターンは、モノリシックシステムを書き換えるときのリスクを管理する方法として Martin Fowler により提唱されました。このパターンの適用方法の例については、コンテナと Amazon API Gateway を使用して、従来の Microsoft ASP.NET (ASMX) ウェブサービスを段階的にモダナイズを参照してください。

サブネット

VPC 内の IP アドレスの範囲。サブネットは、1 つのアベイラビリティーゾーンに存在する必要があります。

監視制御とデータ収集 (SCADA)

製造では、ハードウェアとソフトウェアを使用して物理アセットと本番稼働をモニタリングするシステム。

対称暗号化

データの暗号化と復号に同じキーを使用する暗号化のアルゴリズム。

合成テスト

ユーザーとのやり取りをシミュレートして潜在的な問題を検出したり、パフォーマンスをモニタリングしたりする方法でシステムをテストします。Amazon CloudWatch Synthetics を使用して、これらのテストを作成できます。

システムプロンプト

LLM にコンテキスト、指示、またはガイドラインを提供して動作を指示する手法。システムプロンプトは、コンテキストを設定し、ユーザーとのやり取りのルールを確立するのに役立ちます。

T

tags

AWS リソースを整理するためのメタデータとして機能するキーと値のペア。タグは、リソースの管理、識別、整理、検索、フィルタリングに役立ちます。詳細については、「AWS リソースのタグ付け」を参照してください。

ターゲット変数

監督された機械学習でお客様が予測しようとしている値。これは、結果変数 のことも指します。例えば、製造設定では、ターゲット変数が製品の欠陥である可能性があります。

タスクリスト

ランブックの進行状況を追跡するために使用されるツール。タスクリストには、ランブックの概要と完了する必要のある一般的なタスクのリストが含まれています。各一般的なタスクには、推定所要時間、所有者、進捗状況が含まれています。

テスト環境

「環境」を参照してください。

トレーニング

お客様の機械学習モデルに学習するデータを提供すること。トレーニングデータには正しい答えが含まれている必要があります。学習アルゴリズムは入力データ属性をターゲット (お客様が予測したい答え) にマッピングするトレーニングデータのパターンを検出します。これらのパターンをキャプチャする機械学習モデルを出力します。そして、お客様が機械学習モデルを使用して、ターゲットがわからない新しいデータでターゲットを予測できます。

トランジットゲートウェイ

VPC とオンプレミスネットワークを相互接続するために使用できる、ネットワークの中継ハブ。詳細については、 AWS Transit Gateway ドキュメントの「トランジットゲートウェイとは」を参照してください。

トランクベースのワークフロー

デベロッパーが機能ブランチで機能をローカルにビルドしてテストし、その変更をメインブランチにマージするアプローチ。メインブランチはその後、開発環境、本番前環境、本番環境に合わせて順次構築されます。

信頼されたアクセス

ユーザーに代わって AWS Organizations およびそのアカウントで組織内でタスクを実行するために指定したサービスにアクセス許可を付与します。信頼されたサービスは、サービスにリンクされたロールを必要なときに各アカウントに作成し、ユーザーに代わって管理タスクを実行します。詳細については、 ドキュメントの「 を他の AWS のサービス AWS Organizations で使用する AWS Organizations 」を参照してください。

チューニング

機械学習モデルの精度を向上させるために、お客様のトレーニングプロセスの側面を変更する。例えば、お客様が機械学習モデルをトレーニングするには、ラベル付けセットを生成し、ラベルを追加します。これらのステップを、異なる設定で複数回繰り返して、モデルを最適化します。

ツーピザチーム

2 枚のピザで養うことができるくらい小さな DevOps チーム。ツーピザチームの規模では、ソフトウェア開発におけるコラボレーションに最適な機会が確保されます。

U

不確実性

予測機械学習モデルの信頼性を損なう可能性がある、不正確、不完全、または未知の情報を指す概念。不確実性には、次の 2 つのタイプがあります。認識論的不確実性は、限られた、不完全なデータによって引き起こされ、弁論的不確実性 は、データに固有のノイズとランダム性によって引き起こされます。詳細については、深層学習システムにおける不確実性の定量化 ガイドを参照してください。

未分化なタスク

ヘビーリフティングとも呼ばれ、アプリケーションの作成と運用には必要だが、エンドユーザーに直接的な価値をもたらさなかったり、競争上の優位性をもたらしたりしない作業です。未分化なタスクの例としては、調達、メンテナンス、キャパシティプランニングなどがあります。

上位環境

???「環境」を参照してください。

V

バキューミング

ストレージを再利用してパフォーマンスを向上させるために、増分更新後にクリーンアップを行うデータベースのメンテナンス操作。

バージョンコントロール

リポジトリ内のソースコードへの変更など、変更を追跡するプロセスとツール。

VPC ピアリング

プライベート IP アドレスを使用してトラフィックをルーティングできる、2 つの VPC 間の接続。詳細については、Amazon VPC ドキュメントの「VPC ピア機能とは」を参照してください。

脆弱性

システムのセキュリティを脅かすソフトウェアまたはハードウェアの欠陥。

W

ウォームキャッシュ

頻繁にアクセスされる最新の関連データを含むバッファキャッシュ。データベースインスタンスはバッファキャッシュから、メインメモリまたはディスクからよりも短い時間で読み取りを行うことができます。

ウォームデータ

アクセス頻度の低いデータ。この種類のデータをクエリする場合、通常は適度に遅いクエリでも問題ありません。

ウィンドウ関数

現在のレコードに何らかの形で関連する行のグループに対して計算を実行する SQL 関数。ウィンドウ関数は、移動平均の計算や、現在の行の相対位置に基づく行の値へのアクセスなどのタスクの処理に役立ちます。

ワークロード

ビジネス価値をもたらすリソースとコード (顧客向けアプリケーションやバックエンドプロセスなど) の総称。

ワークストリーム

特定のタスクセットを担当する移行プロジェクト内の機能グループ。各ワークストリームは独立していますが、プロジェクト内の他のワークストリームをサポートしています。たとえば、ポートフォリオワークストリームは、アプリケーションの優先順位付け、ウェーブ計画、および移行メタデータの収集を担当します。ポートフォリオワークストリームは、これらの設備を移行ワークストリームで実現し、サーバーとアプリケーションを移行します。

WORM

「Write Once」、「Read Many」を参照してください。

WQF

AWS 「ワークロード認定フレームワーク」を参照してください。

Write Once, Read Many (WORM)

データを 1 回書き込み、データの削除や変更を防ぐストレージモデル。承認されたユーザーは、必要な回数だけデータを読み取ることができますが、変更することはできません。このデータストレージインフラストラクチャはイミュータブルと見なされます。

Z

ゼロデイエクスプロイト

ゼロデイ脆弱性を利用する攻撃、通常はマルウェア。

ゼロデイ脆弱性

実稼働システムにおける未解決の欠陥または脆弱性。脅威アクターは、このような脆弱性を利用してシステムを攻撃する可能性があります。開発者は、よく攻撃の結果で脆弱性に気付きます。

ゼロショットプロンプト

LLM にタスクを実行する手順を提供しますが、タスクのガイドに役立つ例 (ショット) はありません。LLM は、事前トレーニング済みの知識を使用してタスクを処理する必要があります。ゼロショットプロンプトの有効性は、タスクの複雑さとプロンプトの品質によって異なります。「数ショットプロンプト」も参照してください。

ゾンビアプリケーション

平均 CPU およびメモリ使用率が 5% 未満のアプリケーション。移行プロジェクトでは、これらのアプリケーションを廃止するのが一般的です。

翻訳は機械翻訳により提供されています。提供された翻訳内容と英語版の間で齟齬、不一致または矛盾がある場合、英語版が優先します。