



MLOps チェックリストを使用した ML プロジェクトの評価

AWS 規範ガイドンス



AWS 規範ガイド: MLOps チェックリストを使用した ML プロジェクトの評価

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
MLOps チェックリストコンポーネント	2
1. データ中心の管理	2
2. 実験	4
3. オブザーバビリティとモデル管理	6
4. 堅牢なパイプラインとプロモーション	8
5. 継続的な統合	11
6. 継続的なモニタリング	13
7. 継続的デプロイ	17
8. 継続的なトレーニング	18
9. ガバナンス	19
使用例	21
リソース	22
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 チェックリストを使用した ML プロジェクトの評価

チャールズ・フレンドル、シャラス・ヘルプラハ、スペンサー・ロモ・アマゾン・ウェブ・サービス (AWS)

2023 年 7 月 ([ドキュメント履歴](#))

[MLOps チェックリスト](#)は、機械学習 (ML) プロジェクトの任意のフェーズで利用できる実用的なチェックリストです。チェックリストは、全体的な準備状況の評価し、システムカバレッジを調べ、分散 ML システムにおける新しい機会領域を特定するためのツールです。MLOps は、ML ソリューションを提供するための人材、テクノロジー、プロセスの組み合わせです。Well-Architected MLOps は、企業が ML モデルを効果的かつ一貫して本番環境にデプロイし、ビジネス価値を提供するのに役立ちます。

MLOps チェックリストを使用すると、次のことを行うことができます。

- MLOps システムを評価します。
- 機会のある分野を見つけます。
- 改善すべき分野を見つけます。
- AWS での戦略的ロードマップを評価し、更新します。
- バックログ項目を生成します。

MLOps プロジェクトの開始時は MLOps チェックリストを使用することをお勧めしますが、その一部は任意のフェーズで使用できます。

MLOps チェックリストコンポーネント

[MLOps チェックリスト](#)は 9 つの異なるコンポーネントで構成されています。各コンポーネントは、成熟した MLOps システムの側面を表します。このセクションでは、チェックリストのコンポーネントについて詳しく説明します。特定のコンポーネントは他のコンポーネントに依存するため、このセクションには重複があることに注意してください。

このチェックリストでは、以下の領域について説明します。

- [1. データ中心の管理](#)
- [2. 実験](#)
- [3. オブザーバビリティとモデル管理](#)
- [4. 堅牢なパイプラインとプロモーション](#)
- [5. 継続的な統合](#)
- [6. 継続的なモニタリング](#)
- [7. 継続的デプロイ](#)
- [8. 継続的なトレーニング](#)
- [9. ガバナンス](#)

注：セキュリティはすでに AWS によって十分にカバーされています。セキュリティ関連の AWS 規範ガイダンスの[ガイド](#)と[パターン](#)を確認し、[AWS セキュリティのベストプラクティスを確認することをお勧めします](#)。

1. データ中心の管理

データ管理とは、トレーニング、テスト、推論に使用されるデータが適切に管理、保護、検証されるようにする方法です。大規模にモデルを構築する場合、データは高いモデルパフォーマンスを可能にする主要な商品です。

1.1 データリポジトリ

データリポジトリには、データを追跡し、その送信元を確認する機能が必要です。新しいデータが追加または削除されると、データリポジトリは point-in-time リカバリでそれらの変更を記録します。データリポジトリでは、ラベルデー

タの追跡方法と処理方法、および中間データアーティファクトの追跡方法を考慮する必要があります。

1.2 多様なデータソースの統合

アプリケーションによっては、モデルのトレーニングに多くのソースからのデータが必要になる場合があります。モデルを構築するには、利用可能なデータソースとそれらがどのように結びついているかを ML 実務者に知らせるマニフェストを設計して維持することが重要です。

1.3 データスキーマの検証

モデルデータを供給するには、トレーニングデータが同種であることが重要です。Amazon Simple Storage Service (Amazon S3) やドキュメントデータストアなどのデータレイクソリューションに保存されているデータには、変換やその他の探索的分析が必要になる場合があります。

1.4 データバージョニングとリネージ

本番環境で使用する可能性のあるモデルをトレーニングするときは、結果を再現でき、モデル全体のパフォーマンスをよりよく理解するために、[凸状研究](#)を確実に実行できる必要があります。トレーニングデータの状態を追跡することは、この再現性にとって重要です。[データバージョン管理 \(DVC\)](#) などのツールが役立ちます。

1.5 ラベル付けワークフロー

プロジェクトの開始時にラベル付きデータが利用できない場合、ラベル付きデータの作成は多くの場合、必要なステップです。Amazon SageMaker Ground Truth などのツールでは、入力データを適切に構造化する必要があり、定義されたテスト済みのラベル付けジョブが必要です。内部または外部のラベラーのワークフローを使用する必要があります。その後、冗長ラベル付けまたは機械学習アプローチを使用してデータを検証し、トレーニングデータセットの外れ値またはエラーを特定する必要があります。

1.6 オンラインおよびオフラインの機能ストレージ

ML システムには[特徴量ストア](#)または特徴量と関連するメタデータの一元化されたストアがあり、特徴量やモデル入力を再利用できます。オンラインストアまたはオフラインストアを作成できます。低レイテンシーのリアルタイム推論のユースケースには、オンラインストアを使用します。トレーニングとバッチ推論にはオフラインストアを使用します。

2. 実験

実験では、実験のログ記録、追跡、メトリクスについて説明します。これは、プラットフォーム、ソース管理、開発環境全体での実験メタデータ統合につながります。実験には、デバッグを通じてモデルのパフォーマンスと精度を最適化できることも含まれます。

2.1 統合開発環境

統合開発環境 (IDE) はクラウドと直接統合されています。IDE はとやり取りし、より大きなシステムにコマンドを送信できます。理想的には、以下をサポートします。

- ローカル開発
- バージョン管理の統合

- デバッグが実施され、生成されたすべてのログとアーティファクトがバージョン管理に送られる

2.2 コードバージョン管理

再現性と再利用性を確保するために、すべてのコードは適切なバージョン管理でソースリポジトリにコミットされます。これには、インフラストラクチャコード、アプリケーションコード、モデルコード、さらにはノートブック (使用を選択した場合) も含まれます。

2.3 追跡

ML プロジェクトには、機械学習実験を追跡および分析できるツールが必要です。このツールは、機械学習実験の実行中にすべてのメトリクス、パラメータ、アーティファクトを記録し、すべてのメタデータを一元的な場所に記録する必要があります。中央の場所には、実行するすべての実験を分析、視覚化、監査する機能があります。

2.4 クロスプラットフォーム統合

実験とそのすべてのメタデータの履歴結果は、システムの他の部分でアクセスできます。例えば、所定のオーケストレーションパイプラインは、モニタリングツールと同様に、このデータにアクセスできます。

2.5 デバッグ: 精度とシステムパフォーマンス

次の実行を調べるための包括的なモデルデバッグフレームワークが用意されています。

- ボトルネックを見つける
- 異常に関するアラート
- リソース使用率を最大化する
- 実験の分析を支援する

トレーニングが集中的である場合は、スループットを最大化する能力が重要であり、コスト最適化に必要なツールとなります。

3. オブザーバビリティとモデル管理

チェックリストのオブザーバビリティとモデル管理セクションには、ML システム全体のモデルバージョン管理とリネージ追跡が含まれます。モデルバージョンニングは、モデルに適用されたすべての変更を追跡および制御し、必要に応じて以前のバージョンを復元できるようにします。系統追跡は、モデルのインフローとアウトフローに関するビューを提供します。系統追跡のもう 1 つの主な利点は point-in-time リカバリ (PITR) です。

3.1 バージョニングされたモデルレジストリ

一般に、モデルレジストリは、モデルコンポーネントのバージョン管理と系統追跡をサポートしています。適切なレジストリは、以下を含むメタデータをバージョニングされたモデルに関連付けることができます。

- 使用されるデータ
- モデルに関する情報
- 評価メトリクスの結果
- 関連付けられたモデルコード

3.2 バイアス、公平性、説明可能性

ML システムには、少なくともモデルの予測を他の当事者に説明できるプロセスが必要です。ユーザーは、各機能によるバイアスの結果をチェックできる必要があります。理想的には、データを ML モデルに入力する前にデータバイアスを測定し、モデルカードと監査のためにこれらのメトリクスを記録します。

3.3 系統追跡: データ入力と出力

追跡は、システムに出入りするデータのフローに従うために設定されています (例えば、データレイクからトレーニングパイプラインへの実行)。この追跡は、すべてのシステムプロセスを再作成できるレコードとして機能し、分析のための監査証跡を提供します。

3.4 系統追跡: 環境情報

この追跡では、すべてのモデルコードのコンテナイメージやコンテナの関連する依存関係な

ど、ランタイム環境の設定に関する情報がキャプチャされます。

3.5 系統追跡: モデル

この追跡は、モデルに関する情報をキャプチャします。これには、モデルのアルゴリズムに関する情報から、モデルに入るパラメータやハイパーパラメータまで、すべてが含まれます。

3.6 デプロイとモニタリングとの統合

システムは、PITR のモニタリングおよびデプロイサブシステムと直接リンクする必要があります。モニタリングの場合、モデルのパフォーマンスをトレーニング実行と照らし合わせてテストし、モデル品質の低下を検出することを意味します。デプロイでは、PITR と、必要に応じて以前のモデルバージョンにロールバックする機能をサポートしています。

3.7 パイプラインパラメータの設定

技術的には、パイプラインパラメータの設定は系統追跡と実験追跡の両方に分類されます。これは、パイプライン設定をバージョンングし、モデルに直接関連付ける必要があるためです。パイプラインパラメータ設定は、すべてのシステムオーケストレーション設定を追跡してバージョン管理することが必須であるため、このセクションに一覧表示されます。

3.8 問題は追跡可能で、デバッグ可能で、再現可能です。

エンジニアは、システム内のすべての問題を、多大な労力をかけずに追跡、デバッグ、再現できます。これは、十分なレベルのオブザーバビリティが設定されていることを意味します。このチェックは、主にオブザーバビリティとモデル管理セクションの他の項目を満たすことから算出されます。

3.9 パフォーマンスの視覚化

システムは、ログをキャプチャして時系列データベースタイプ形式で収集し、ダッシュボードに直接取り込むことができます。ダッシュボードには、モデルメトリクスとコンピュータメトリクスの両方を包括的に表示でき、ドリルダウンとクエリを実行できます。

4. 堅牢なパイプラインとプロモーション

Pipelines には、ハイパーパラメータ調整、AutoML、および処理ルーチンの多くのオプションが用意されています。パイプラインはエンドツーエンドでログに記録されます。堅牢なパイプラインは、複数のインスタンスとフレームワークでトレーニングを並行して実行し、必要に応じて負荷サイズをスケーリングできます。堅牢なパイプラインにより、モデルを本番環境に昇格させ、リアルタイム、ストリーミング、バッチでデプロイできます。これらのデプロイでは、シングルモデルまたはマルチモデル推論をサポートできます。

4.1 大規模で分散型のトレーニング

成熟した ML システムは、大規模なコンピューティング最適化インスタンスでトレーニングを並行して実行する機能をサポートします。このツールには、これらのリソースが完全に使用され、トレーニングがコンピューティングクラスター全体で均等にスケーリングされるようにするためのツールが用意されています。

4.2 複数のフレームワークのサポート

開発者は、PyTorch や Flax などのさまざまなプラットフォームフレームワークを移植して、トレーニングジョブや推論ジョブを実行できます。同様に、さまざまな言語とバージョンがサポートされ、使用できます。別のフレームワークに切り替えても、システムは破損しません。

4.3 ハイパーパラメータの調整

ハイパーパラメータ調整ステップは、トレーニングパイプラインの一部です。デプロイされたモデルでは、ハイパーパラメータが調整されます。ハイパーパラメータを調整するには、複数のオプションを使用できます。精度を向上させ

るには、少なくとも 1 つの調整オプションにベイズ推論またはアプローチが必要です。

4.4 AutoML オプション

手動による実験と比較を減らすために、成熟した ML システムは AutoML の実行をサポートしています。AutoML は、最適な機能パイプライン、ハイパーパラメータ、モデルを自動的に選択します。AutoML は、実用的に使用する機能ですが、パナセアではないことに注意してください。

4.5 推論のサポート: リアルタイム

これは一般的に、Model as a Service (MaaS) と呼ばれます。このシステムは、REST API オペレーションによるリアルタイム推論をサポートし、オンデマンドで推論リクエストを行います。モデルが水平方向と垂直方向の両方でスケーリングできる MaaS インフラストラクチャをスタンドアロン API または他のアプリケーションに関連付けられたエンドポイントとして出荷できます。または、サーバーレステクノロジーを使用してデプロイすることもできます。

4.6 推論のサポート: ストリーミング

モデルは、Amazon Kinesis や Amazon Managed Streaming for Apache Kafka などのリアルタイム推論形式に昇格できます。これにより、推論はモデル上でストリーミング形式で実行されます。ガードレール、オブザーバビリティ、モニタリングはリアルタイムの推論に不可欠であるため、チェックリストの少なくとも 90% を完了する必要があります。

4.7 推論のサポート: バッチ

システムは、スケジュールされたジョブまたは開始されたジョブとしてモデルのバッチデプロイをサポートします。システムは、抽出、変換、ロード (ETL) プロセスの一部として、または単独でモデルを実行できます。バッチジョブは、各ステップの状態を記録し、有向非巡回グラフなどの順序付けられたパターンで実行されます。または、ジョブはモデル推論のサーバーとして機能するデータベースに書き込むことができます。

4.8 前処理ルーチンと後処理ルーチン

必要に応じて、データはモデル取り込みプロセスまたはバッチジョブの一部として特徴化されます。複数のモデルまたは複数のステップが実行中の場合、後処理ルーチンがデータの特徴量を処理します。

4.9 階層モデルまたは同時モデルを呼び出す機能

ML システムは、多数のモデルをまとめてデプロイすることも、順番に実行することもできます。前者は、リソースのフリート全体で単一のモデルエンドポイントでホストすることを意味します。後者は、複数のモデルを順番に連鎖的に実行する必要があることを意味します。システムは、これらのタイプの複雑さの両方を回復力を持って処理できます。

4.10 水平スケーリング戦略と垂直スケーリング戦略

パイプラインには、トレーニングと推論の両方のスケーリング戦略をサポートできる必要があります。ML システムは、レイテンシーまたはスループットが増大すると、そのサイズを増やし、複数のマシンにトラフィックを分散できます。このタイプの動作のポリシーが設定され、最適なリソース割り当てが考慮されます。

4.11 End-to-endのログ記録

開発チームは、ログ記録がシステム内の入力、出力、中間ステップをキャプチャできるように、すべてのパイプラインコード内にログ記録を設定する必要があります。ログ記録では、パイプラインでの実行のトレースとエラーのデバッグをサポートする必要があります。

5. 継続的な統合

ML システムはテストを実行して、システムがエンドツーエンドで動作することを確認し、潜在的な障害点をチェックします。テストはコミット時に自動的に実行され、長いテストは固定スケジュールで実行されます。テストでは、ユニットレベルやシステムレベルなど、従来のソフトウェアエンジニアリング領域をチェックします。さらに、テストでは、データ、機能、モデルをチェックして ML の詳細をキャプチャします。

5.1 ローカルコードチェック

コードを一元化されたコードリポジトリにコミットする前に、デベロッパーは基本的なユニットテストや静的分析などのチェックをローカルで実行します。コミットする前にこれらのチェックを実行すると、全体的なコード品質が向上し、バージョン管理に入る前に問題が検出されます。

5.2 静的コード分析

中央コードリポジトリには、コミット時にすばやく実行される静的コード分析ツールがあります。このツールでは、コードのスタイルとフォーマットを改善する必要があります。また、ソースコードとインフラストラクチャコード内の一般的なセキュリティの脆弱性、一般的なバグ、およびコード内のその他の弱点もチェックする必要があります。

5.3 データ品質テスト

データ品質テストでは、少なくとも、データが固定スキーマに違反していないことを確認する必要があります。より包括的なアプローチは、取り込み時にデータ統計を計算し、データに制

約を設定し、それらに対してテストを実行することです。

データ品質テストは、個別に設定することも、パイプラインの一部として設定することもできます。統計と制約はモニタリングに再利用されます。

5.4 機能テスト

完全なパイプラインの一部として、特徴量の重要度が生成されます。機能テストでは、機能の重要性やモデルの特徴量値の帰属方法は変わらないと断定されます。特徴量テストは、モデルの入力で違反をアラートおよび追跡できるため、モニタリングにフィードできます。

5.5 ユニットテスト

モデル、アプリケーション、インフラストラクチャなどのすべてのコードのユニットテストは、コミット前とコミット時に実行されます。各ユニットテストでは、重要なコードをチェックして、期待どおりに機能することを確認します。ML コードの場合、アルゴリズムの正確性についてテストを実行できます。

5.6 統合テスト

統合テストでは、パイプラインの関連インフラストラクチャの立ち上げを含め、パイプラインが正常にエンドツーエンドで実行されることを確認します。このテストでは、システムが期待どおりに動作し、ログ記録されていることを検証します。デプロイが分離されている場合は、デプロイが機能していることを確認するために、これについてもend-to-endのテストが必要です。

5.7 煙テスト

システムには、各機能のミニリグレーションとラピッドリグレーションで実行される煙テストがあります。スモークテストは継続的な統合の一部であり、クラウド機能を模倣するためにコンテナ化された環境で実行できます。

5.8 負荷テスト

オンデマンド負荷テストを実施している。ロードテストでは、ML システムの高負荷と低負荷時の動作をキャプチャすることに加えて、システム全体のスループットまたはレイテンシーに関する統計情報を提供します。負荷テストによって収集されたデータは、リソースサイズとスケーリングポリシーに関する情報を提供します。

5.9 モデル機能テスト

モデルの出力と入力、自動機能テストによって実行されます。機能内の動作をチェックするために、モデルの出力と入力の両方が、基本的な例を使用して実際のデータまたはフェイクデータでテストされます。

5.10 極端なケースのモデル推論テスト

最小機能テストの一環として、モデルテストでは、モデルを昇格させる前に特定の入力を考慮して極端な動作をチェックする必要があります。これにより、予期しない動作を防ぐために追加のガードレールが配置されます。

6. 継続的なモニタリング

継続的なモニタリングでは、自動化されたプロセスがパフォーマンスの問題とモデルの問題を監視および検出します。その後、所有者は潜在的な問題や脅威をリアルタイムで特定して、迅速に対処できます。

継続的なモニタリングは、データ品質、分散シフト、モデル概念シフト、モデル品質の低下など、モデルに起こり得る問題を明らかにします。継続的なモニタリングには、飽和、レイテンシー、トラフィック、エラーなどの従来のシステムメジャーの包括的なログ記録も含まれます。実用的な通知とアラート戦略は、問題が発生したときに所有者に通知するように設定されています。

6.1 モデルモニタリング: データ品質検出

ルールベースのモニタリングは、受信データがモデルトレーニングデータから逸脱したときを知るために用意されています。このタイプのモニタリングは、トレーニングデータからスキー

マを作成し、そのスキーマに基づいて制約を設定し、違反が発生したときに例外を実行します。

6.2 モデルモニタリング: 分散シフト

モニタリングは、受信データディストリビューションを確認し、モデルトレーニングデータディストリビューションから逸脱していないことを確認するように設定されます。例えば、受信データは、推論データを移動[ウィンドウとして](#)にサンプリングされます。次に、ジョブを実行して、サンプリングされたディストリビューションとトレーニングディストリビューションをテストし、それらが同じかどうかを確認します。

6.3 モデルモニタリング: モデル概念ドリフト

概念ドリフトチェックでは、モデルの入力とターゲット変数の関係が、トレーニングデータから変更されないままになるよう探します。追加のチェックでは、相対的な特徴とその重要性が変更されないことを確認します。

6.4 モデルモニタリング: モデル評価チェック

これは、モデルの品質が低下しているかどうかを評価するモニタリングチェックです。モデル評価チェックでは、トレーニング時間のベースライン評価メトリクスと受信結果を比較し、新しいデータでモデルの精度レベルが低下したかどうかを評価します。精度メトリクスを計算するため、このチェックでは、推論後に新しいデータのグラウンドトゥールースが利用可能である必要があります。

6.5 システムキャプチャ: 入カスキーマ

ML システムは、トレーニング、テスト、検証データのスキーマをキャプチャします。スキーマは、入力に関する情報を提供するだけでなく、その歪みと完全性に関する統計も提供します。スキーマは、本番環境での即時テストとデータ品質モニタリングチェックに使用されます。

6.6 システムキャプチャ: 評価結果と統計

ML システムは、検証データとトレーニングデータに関する精度情報を出力します。検証とトレーニングの実行から予測と真のラベルを出力できます。これらは、実稼働モデルのモニタリング制約として使用されます。

6.7 システムキャプチャ: 異常

受信データストリームの異常にフラグを付ける追跡メカニズムが設定されています。受信データで外れ値が発生した場合、または指定された時間枠内にキー機能の分散が変更された場合、システムはこれを異常として認識し、フラグを付けます。

6.8 ログ記録: 飽和とリソース

システム全体のログ記録があります。リソースと飽和度メトリクスは、CPU 使用率、グラフィックスプロセッシングユニット (GPU) 使用率、メモリ使用率、ディスク使用率に焦点を当てる必要があります。これらのメトリクスは時系列形式で使用でき、パーセンタイルで測定できる必要があります。バッチジョブの場合、これによりスループットに関する情報が提供されます。スループットは、システムが各時間で処理できる情報ユニットの数を示します。

6.9 ログ記録: レイテンシー

ネットワーク通信の遅延やリクエストの処理にかかる時間を測定するには、ログ記録が必要です。エンジニアは、推論モデルが予測を処理するのにかかる時間と、モデルのロードにかかる時間を判断する必要があります。

6.10 ログ記録: トラフィック

トラフィックのログ記録設定は、各インスタンスのトラフィック量を測定します。トラフィックは、HTTP リクエストの数と、一定時間内に送受信されたバイトまたはパケットの数によって測定されます。トラフィックのログ記録は、システムに配置されたワークロードの合計に関するインサイトを提供します。

6.11 ログ記録: エラー

エラーのログ記録設定は、失敗したリクエストの数をキャプチャします。失敗のタイプは次のとおりです。

- 明示的 (HTTP 500 エラーなど)
- 暗黙的 (例: 間違ったコンテンツと結合された HTTP 200 成功レスポンス)
- ポリシー (たとえば、1 秒の応答時間をコミットする場合、1 秒を超えるリクエストはエラーです)

プロトコルレスポンスコードがすべての障害状態を表現するには不十分な場合、部分的な障害モードを追跡するためにセカンダリ (内部) プロトコルが必要になる場合があります。

6.12 通知とアラート

通知とアラートはモニタリングから設定されます。通知には、Slack、E メール通知、ページ、ショートメッセージサービス (SMS) メッセージを取得する機能が含まれます。アラートとは、すべての違反の可能性について通知を送信することを意味するものではありません。代わりに、開発チームにとって有益で重要な特定の例外にアラートを設定することを意味します。これにより、アラートの疲労を回避できます。

7. 継続的デプロイ

ML システムを継続的にデプロイするには、ライブモデルとの間でトラフィックを分散できる必要があります。継続的にデプロイされるシステムには、Canary、Shadow、Blue/Green、A/B のいずれかの方法でモデルを本番環境に昇格させることができます。ML システムで、モデルをロールバックする方法が少なくとも 1 つあることを確認します。

7.1 モデルの切り替え

システムは、ステージングと本番稼働でバージョンングされたモデルを切り替えることができます。これにより、トラフィックをすべて一度に、または増分的に新しい本番稼働用バリエーションに振り分けることができます。

7.2 モデル昇格プロセス

モデル昇格のために段階的な検証プロセスが設定されています。このプロセスでは、ステージング環境の検証データに対して実行するなど、本番稼働システムに影響を与えないオフラインテストを使用します。モデル昇格のランブックとメトリクスが設定されます。昇格は、いずれかのロールアウト戦略に従います。

7.3 ロールバック戦略

ロールバック戦略は、エラーが発生したとき、またはモデルが予想される動作から逸脱したときに、ロールバック、フォールバック、またはロールスルーが発生するように存在します。ロールバックでは、モデルは以前のデプロイバージョンに戻ります。フォールバックでは、モデルは強力なヒューリスティックに置き換えられます。ロールスルーは、次のモデルを本番環境に昇格させ、前のモデルをロールスルーします。ランブックは、これらすべての戦略に対応しています。

7.4 Canary デプロイ

システムは Canary を使用してデプロイできます。トラフィックのごく一部は、最初は新しいモデルに送信されます。時間の経過とともに、すべてのトラフィックが新しいモデルに移行し

ます。テストは本番環境で実行されるため、このシフトは注意深くモニタリングされます。

7.5 モデルシャドウデプロイ

システムは、新しいモデルが既存のモデルと一緒に機能するシャドウデプロイを実行できます。どちらのモデルもトラフィックを受信しますが、以前のモデルのみが推論を出力します。評価は、既存のモデルと比較して新しいモデルで実行され、新しいモデルは手動で昇格されます。

7.6 ブルー/グリーンデプロイ

システムは、新しいモデル (ステージング中のグリーン) と以前のモデル (本番稼働中のブルー) でデプロイでき、両方を同時に実行できます。テストが完了すると、トラフィックはブルー環境からグリーン環境に転送されます。この戦略は、同じ環境が立ち上がっているため、ダウンタイムを防止します。

7.7 A/B テスト以上のサポート

システムは、デプロイされた環境でモデルバージョンを使用して、受信トラフィックに対して A/B テストを実行することをサポートしています。これには、テストで獲得した新しいモデルに基づいて自動的に昇格する機能が含まれる場合があります。より高度なセットアップでは、[マルチアームバンディット](#) プロセスが使用されます。

8. 継続的なトレーニング

継続的なトレーニングとは、機械学習モデルが再デプロイされる前に、機械学習モデルを自動的にかつ継続的に再トレーニングしてデータの変更に適応させることを意味します。再構築のトリガーには、データ変更、モデル変更、コード変更などがあります。

8.1 チェック: モデル入力の検証

モデルの入力が特定の標準から逸脱していないことを確認するためのチェックが設定されています。入力検証とは、モデルの昇格中に機能テ

ストを実行することを意味します。また、アサーションや列挙型を使用するなど、入力クエリをすぐに検証することを意味します。

8.2 トリガーの再トレーニング: スケジュールされたジョブ

これは、トレーニング自動化の最も基本的な形式です。モデルの再トレーニングはスケジュールに従って設定されます (毎週など)。このシナリオでは、モデルを昇格させる前に手動で結果を確認し、結果をスポットチェックすることで、自動化は低い可能性があります。

8.3 再トレーニングトリガー: 新しいトレーニングデータ

再トレーニングは、受信データのしきい値によって開始されます。モデルはゼロから再トレーニングすることも、更新を段階的に実行することもできます。所定のデータ量が一定になると、トレーニングジョブが開始されます。

8.4 再トレーニングトリガー: モデルのパフォーマンス低下

この手法では、モニタリングとオプザバビリティを使用してモデルの再トレーニングを実行し、成熟したレベルの自動化が必要です。例えば、精度は特定の範囲よりも低くなります。この範囲は、データの全部または一部でモデルを再トレーニングするためのトリガーとして機能します。

8.5 トリガーの再トレーニング: データ分散シフト

データ分散シフトをモニタリングすることで、基になるデータが変更されたときにモデルを再トレーニングするためのトリガーを設定できます。[概念シフトまたはデータ分散シフト](#)に違反セットがあると、モデルの再トレーニングジョブが開始されます。

9. ガバナンス

ML ガバナンスには、ML モデルのデプロイに役立つ一連のプロセスとフレームワークが含まれます。これには、モデルの説明可能性、監査可能性、追跡可能性、およびエンドツーエンドの ML end-to-end ライフサイクルを成功させるための、より抽象的で不可欠な要件が含まれます。

9.1 データ品質とコンプライアンス

ML システムは、匿名化を含む個人識別情報 (PII) に関する考慮事項を考慮します。データのソース、品質、適切性を理解するための列レベルのリネージュを文書化し、レビューしました。また、異常に関するデータ品質チェックも自動化されています。

9.2 監査とドキュメント

ML システムには、実験の実行や規制コンプライアンスのために選択された理由など、開発中のすべての変更の完全なログがあります。

9.3 再現性とトレーサビリティ

ML システムには、正確で迅速なモデル再インスタンス化のためのフルデータスナップショットが含まれています。または、環境を再作成し、データサンプルを使用して再トレーニングする機能があります。

9.4 Human-in-the-loopサインオフ

ML システムには、規制コンプライアンスの手動検証と認可があります。システムには、すべての環境移動 (開発、QA、Prod 前、Prod など) にサインオフが必要です。

9.5 バイアス攻撃と敵対攻撃のテスト

ML システムには、複数のツールと攻撃ベクトルを使用した Red Team の敵対的テスト、および特定の部分母集団に対する自動バイアスチェックがあります。このコンポーネントは、オブザーバビリティとモデル管理セクションに結び付けられます。

MLOps チェックリストの使用例

[MLOps チェックリストを使用する方法は 1 つ](#) ありません。ただし、一般的なパターンは、システムの品質とパフォーマンスが目的のレベルになるまで反復することです。

イテレーションサイクルは次のようになります。

1. 項目ごとにチェックリスト項目を確認します。
2. 既存のチェックリストの結果を確認します。
3. ギャップを特定します。
4. 修復のためにギャップを優先します。
5. 必要な新機能の実装を開発します。
6. 反復サイクルを繰り返します。

リソース

リファレンス

- David Nigenda、Zohar Karnin、Muhammad Bilal Zafar、Raghu Ramesha、Alan Tan、Michele Donini、Krishnaram Kenthapadi。2022 年。Amazon SageMaker Model Monitor: A System for Real-Time Insights into Deployed Machine Learning Models」: [arXiv:2111.13657](https://arxiv.org/abs/2111.13657)。
- Richard Meyes、Melanie Lu、Constantin Waubert de Puiseau、Tobias Meisen。2019 年。「人工知能ニューラルネットワークにおける焼灼研究」: [arXiv: 1901.08644](https://arxiv.org/abs/1901.08644)「」。
- Brian Babcock、Mayur Datar、Rajeev Motwani。「ストリーミングデータを介した移動ウィンドウからのサンプリング」: [プリンストン大学](https://www.princeton.edu/)。
- チップ Huyen。[Machine Learningシステムの設計: 本番環境に対応したアプリケーションの反復プロセス](#)。Sebastopol、カリフォルニア: O'Reilly Media、2022 年。
- Cathy Chen、Niall Murphy、Kranti Parisa、D. Sculley、Todd Underwood。[信頼性の高いMachine Learning: 本番環境で ML に SRE 原則を適用します](#)。Sebastopol、カリフォルニア: O'Reilly Media、2022 年。

その他の参考資料

- [AWS Well-Architected フレームワーク: Machine Learningレンズ](#)
- [カスタム Amazon SageMaker Model Monitor を使用して NLP データドリフトを検出する](#) (ブログ記事)
- [Amazon SageMaker MLOps プロジェクトを使用した機械学習モデルの動的 A/B テスト](#) (ブログ記事)

ツール

- [Amazon SageMaker](#)
- [データバージョン管理 \(DVC\)](#)

コンサルティング

- [AWS プロフェッショナルサービス](#)

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	—	2023 年 7 月 26 日

AWS 規範ガイドの用語集

以下は、AWS 規範ガイドによって提供される戦略、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 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、およびそれらを行き移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」、「整合性」、「分離」、「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)

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は、組織がクラウドに成功するための効率的で効果的な計画を立て AWS るのに役立ちます。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に関する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

個人または組織に損害を与えることを目的とした[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中の 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単一関係者の管理下にあ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なら、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。

ブレイクグラスアクセス

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なります。詳細については、Well-Architected [ガイダンスの「ブレイ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。AWS 移行戦略との関連性については、[「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、設定は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。信頼された ID のみが、期待されるネットワークから信頼された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。

データの事前処理

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。データの事前処理とは、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、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

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で利用できるサービス](#)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ファクトチャリング・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。例えば、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利用できる、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力カテゴリー。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。たとえば、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画像、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 Framework」の「[Deploy using immutable infrastructure](#) best practice」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 内 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、動作時にそれ自体を強化および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 を除くすべて 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ン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

読み取り専用で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「アカウントで利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。

レスポンスコントロール

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、1 つの文字列、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

送信先で、それ AWS のサービスを受け取る によるデータの暗号化。

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ゾーンに存在する必要があります。

監視コントロールとデータ収集 (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が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と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「[Using AWS Organizations with other AWS services](#) 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。