Planifier pour réussir MLOps

AWS Conseils prescriptifs

AWS Conseils prescriptifs: Planifier pour réussir MLOps

Table of Contents

Planifier pour réussir MLOps

Bruno Klein, Amazon Web Services (AWS)

Décembre 2021 (historique du document)

Le déploiement de solutions d'apprentissage automatique (ML) en production présente de nombreux défis qui ne se posent pas dans les projets de développement de logiciels standard. Les solutions d'apprentissage automatique sont plus complexes et plus difficiles à mettre en œuvre dès le départ. Ils existent également dans des environnements généralement instables, où la distribution des données varie considérablement au fil du temps pour diverses raisons attendues et inattendues.

Ces problèmes sont encore aggravés par le fait que de nombreux praticiens du ML ne sont pas issus du génie logiciel. Ils ne connaissent donc peut-être pas les meilleures pratiques de ce secteur, telles que l'écriture de code testable, la modularisation des composants et l'utilisation efficace du contrôle de version. Ces défis créent une dette technique, et les solutions deviennent de plus en plus complexes et difficiles à maintenir au fil du temps, ce qui se traduit par un effet cumulatif pour les équipes de ML.

Ce guide énumère les meilleures pratiques en matière d'opérations de machine learning (MLOps) qui aident à atténuer ces difficultés dans le cadre des projets et des charges de travail de machine learning.

Comme il MLOps s'agit d'une préoccupation transversale, ces problèmes affectent non seulement les processus de déploiement et de surveillance, mais également l'ensemble du cycle de vie du modèle. Dans ce guide, les MLOps meilleures pratiques sont organisées en quatre grands domaines :

- Données
- Entrainement
- Déploiement
- Surveillance

Résultats commerciaux ciblés

Le déploiement de modèles de machine learning en production est une tâche qui nécessite des efforts continus et une équipe dédiée pour maintenir ces ressources tout au long de leur durée de vie (parfois même des années). Les modèles de machine learning peuvent apporter une valeur

considérable aux données commerciales, mais leur coût est élevé. Pour minimiser les coûts, les entreprises doivent suivre les bonnes pratiques en matière de développement de logiciels et de science des données. Ils doivent être conscients des nuances des systèmes de machine learning, telles que la dérive des données, qui fait que les modèles fonctionnent de manière inattendue au bout d'un certain temps. En étant conscientes de ces préoccupations, les entreprises peuvent atteindre leurs objectifs commerciaux en toute sécurité et avec agilité à court et à long terme.

Il existe plusieurs types de modèles de machine learning, et les secteurs qu'ils ciblent présentent différents types de tâches de machine learning et de problèmes commerciaux. Vous devez donc prendre en compte un ensemble de préoccupations différent pour chaque modèle et secteur d'activité. Les pratiques décrites dans ce guide ne sont pas spécifiques à un modèle ou à une entreprise, mais s'appliquent à un large éventail de modèles et de secteurs afin d'améliorer les délais de déploiement, de générer une productivité accrue et de renforcer la gouvernance et la sécurité.

La mise en production de modèles est une tâche multidisciplinaire qui nécessite des scientifiques des données, des ingénieurs en apprentissage automatique, des ingénieurs de données et des ingénieurs logiciels. Lorsque vous constituez votre équipe de ML, nous vous recommandons de cibler ces compétences et ces antécédents.

Données

DevOps est une pratique de génie logiciel qui traite de l'opérationnalisation des logiciels. Les éléments communs DevOps sont le code contrôlé par version, les pipelines d'intégration et de livraison continues (CI/CD), les tests unitaires, ainsi que la création et le déploiement de code reproductible, qui impliquent tous du code. Les modèles ML sont le produit du code et des données. Les données doivent donc répondre aux mêmes normes que le code. MLOps doit répondre à des questions liées aux données, telles que la manière de maintenir la qualité des données, d'identifier les cas extrêmes dans les données, de sécuriser les données et de les rendre plus faciles à gérer.

Rubriques

Étiquetage

Fournir des instructions d'étiquetage claires

Un ensemble de données peut inclure des échantillons ambigus qui se traduisent par un étiquetage incohérent sur l'ensemble de données. Par exemple, considérez la tâche consistant à étiqueter les images contenant un chien. Certains échantillons peuvent ne contenir qu'un aperçu de l'animal. Doivent-ils être marqués d'une étiquette positive ou négative ? Ce type de problème peut être résolu en fournissant des instructions claires et objectives aux étiqueteurs.

Utiliser le vote à la majorité

Réfléchissez maintenant à la question de l'étiquetage d'un speech-to-text ensemble de données contenant du son bruyant avec des mots phonétiquement similaires ou identiques à d'autres, tels que know and go, shoe and two, cry and high, ou right and write. Dans ce cas, les étiqueteurs peuvent étiqueter ces échantillons de manière incohérente.

Pour maintenir un degré élevé d'exactitude dans l'étiquetage, une approche courante consiste à utiliser le vote à la majorité, dans lequel le même échantillon de données est donné à plusieurs travailleurs et leurs résultats sont agrégés. Cette méthode et ses variantes les plus sophistiquées

sont décrites dans le billet de blog Utilisez la sagesse des foules avec Amazon SageMaker AI Ground Truth pour annoter les données avec plus de précision sur le blog AWS Machine Learning.

Fractionnements et fuites de données

Une fuite de données se produit lorsque votre modèle obtient des données pendant l'inférence, c'est-à-dire au moment où il est en production et reçoit des demandes de prédiction, auxquelles il ne devrait pas avoir accès, telles que des échantillons de données utilisés pour la formation ou des informations qui ne seront pas disponibles lorsque le modèle sera déployé en production.

Si votre modèle est testé par inadvertance sur la base de données d'entraînement, une fuite de données peut entraîner un surajustement. Le surajustement signifie que votre modèle ne se généralise pas correctement aux données invisibles. Cette section fournit les meilleures pratiques pour éviter les fuites de données et le surajustement.

Divisez vos données en au moins trois ensembles

Une source courante de fuite de données est la division (division) inappropriée de vos données pendant l'entraînement. Par exemple, le data scientist peut avoir, sciemment ou non, entraîné le modèle sur les données utilisées pour les tests. Dans de telles situations, vous pouvez observer des indicateurs de réussite très élevés dus à un surajustement. Pour résoudre ce problème, vous devez diviser les données en au moins trois ensembles : `training`, `validation`, et `testing`.

En divisant vos données de cette manière, vous pouvez utiliser l'`validation`ensemble pour choisir et ajuster les paramètres que vous utilisez pour contrôler le processus d'apprentissage (hyperparamètres). Lorsque vous avez obtenu le résultat souhaité ou atteint un plateau d'amélioration, effectuez une évaluation sur le `testing` plateau. Les mesures de performance de l'`testing`ensemble doivent être similaires à celles des autres ensembles. Cela indique qu'il n'y a aucun décalage de distribution entre les ensembles et que votre modèle devrait bien se généraliser en production.

Utiliser un algorithme de division stratifié

Lorsque vous divisez vos données en petits ensembles de `testing` données `training` `validation`, ou lorsque vous travaillez avec des données très déséquilibrées, veillez à utiliser un algorithme de division stratifiée. La stratification garantit que chaque division contient approximativement le même nombre ou la même distribution de classes pour chaque division. La bibliothèque ML scikit-learn implémente déjà la stratification, tout comme Apache Spark.

En ce qui concerne la taille de l'échantillon, assurez-vous que les ensembles de validation et de test contiennent suffisamment de données pour l'évaluation, afin de pouvoir tirer des conclusions statistiquement significatives. Par exemple, une taille de division courante pour des ensembles de données relativement petits (moins d'un million d'échantillons) est de 70 %, 15 % et 15 %, pour `training`validation, et`testing`. Pour les très grands ensembles de données (plus d'un million d'échantillons), vous pouvez utiliser 90 %, 5 % et 5 % pour optimiser les données d'apprentissage disponibles.

Dans certains cas d'utilisation, il est utile de diviser les données en ensembles supplémentaires, car les données de production peuvent avoir subi des changements de distribution radicaux et soudains au cours de la période au cours de laquelle elles ont été collectées. Par exemple, considérez un processus de collecte de données pour créer un modèle de prévision de la demande pour les articles d'épicerie. Si l'équipe de science des données collectait les `training` données en 2019 et les `testing` données entre janvier 2020 et mars 2020, un modèle obtiendrait probablement de bons résultats sur le `testing` plateau. Cependant, lorsque le modèle serait déployé en production, les habitudes de consommation de certains articles auraient déjà changé de manière significative en raison de la pandémie de COVID-19, et le modèle produirait de mauvais résultats. Dans ce scénario, il serait judicieux d'ajouter un autre ensemble (par exemple,`recent_testing`) comme garantie supplémentaire pour l'approbation du modèle. Cet ajout pourrait vous empêcher d'approuver un modèle pour la production dont les performances seraient instantanément médiocres en raison d'une incompatibilité de distribution.

Dans certains cas, vous souhaiterez peut-être créer des `testing` ensembles `validation` ou des ensembles supplémentaires qui incluent des types d'échantillons spécifiques, tels que des données associées à des populations minoritaires. Il est important de bien comprendre ces échantillons de données, mais ils risquent de ne pas être bien représentés dans l'ensemble de données global. Ces sous-ensembles de données sont appelés tranches.

Prenons le cas d'un modèle de machine learning pour l'analyse du crédit qui a été formé sur les données d'un pays entier, et qui a été équilibré pour tenir compte de manière égale de l'ensemble du domaine de la variable cible. En outre, considérez que ce modèle peut comporter une `City` fonctionnalité. Si la banque qui utilise ce modèle étend ses activités dans une ville spécifique, elle pourrait être intéressée par les performances du modèle dans cette région. Ainsi, un pipeline d'approbation doit non seulement évaluer la qualité du modèle sur la base des données de test pour l'ensemble du pays, mais également évaluer les données de test pour une tranche de ville donnée.

Lorsque les data scientists travaillent sur un nouveau modèle, ils peuvent facilement évaluer les capacités du modèle et prendre en compte les cas extrêmes en intégrant des tranches sous-représentées lors de la phase de validation du modèle.

Tenez compte des échantillons dupliqués lorsque vous effectuez des divisions aléatoires

Une autre source de fuite, moins courante, se trouve dans les ensembles de données susceptibles de contenir trop d'échantillons dupliqués. Dans ce cas, même si vous divisez les données en sous-ensembles, différents sous-ensembles peuvent avoir des échantillons en commun. Selon le nombre de doublons, le surajustement peut être confondu avec une généralisation.

Tenez compte des fonctionnalités qui pourraient ne pas être disponibles lors de la réception d'inférences en production

Les fuites de données se produisent également lorsque les modèles sont entraînés avec des fonctionnalités qui ne sont pas disponibles en production, au moment où les inférences sont invoquées. Les modèles étant souvent construits sur la base de données historiques, ces données peuvent être enrichies de colonnes ou de valeurs supplémentaires qui n'étaient pas présentes à un moment donné. Prenons le cas d'un modèle d'approbation de crédit doté d'une fonction permettant de suivre le nombre de prêts qu'un client a accordés à la banque au cours des six derniers mois. Il existe un risque de fuite de données si ce modèle est déployé et utilisé pour l'approbation de crédit d'un nouveau client qui n'a pas d'historique de six mois avec la banque.

Amazon SageMaker AI Feature Store permet de résoudre ce problème. Vous pouvez tester vos modèles avec plus de précision à l'aide de requêtes de voyage dans le temps, que vous pouvez utiliser pour visualiser des données à des moments précis.

Boutique de fonctionnalités

L'utilisation d'SageMaker AI Feature Store augmente la productivité des équipes, car elle dissocie les limites des composants (par exemple, le stockage par rapport à l'utilisation). Il permet également la réutilisation des fonctionnalités au sein des différentes équipes de science des données de votre organisation.

Utilisez les requêtes relatives aux voyages dans le temps

Les fonctionnalités de voyage dans le temps de Feature Store aident à reproduire les modèles et à renforcer les pratiques de gouvernance. Cela peut être utile lorsqu'une organisation souhaite évaluer le lignage des données, de la même manière que les outils de contrôle de version tels que Git évaluent le code. Les requêtes relatives aux voyages dans le temps aident également les entreprises à fournir des données précises pour les contrôles de conformité. Pour plus d'informations, consultez Comprendre les principales fonctionnalités d'Amazon SageMaker AI Feature Store sur le blog AWS Machine Learning.

Utilisation des rôles IAM

Feature Store permet également d'améliorer la sécurité sans affecter la productivité et l'innovation des équipes. Vous pouvez utiliser des rôles Gestion des identités et des accès AWS (IAM) pour accorder ou restreindre un accès granulaire à des fonctionnalités spécifiques pour des utilisateurs ou des groupes spécifiques.

Par exemple, la politique suivante restreint l'accès à une fonctionnalité sensible du Feature Store.

```
{
    "Version": "2012-10-17",
    "Statement": [
        {
            "Sid": "VisualEditor0",
            "Effect": "Deny",
            "Action": "*",
            "Resource": "arn:aws:s3:::amzn-s3-demo-bucket--usw2-az1--x-s3/12345678910/
sagemaker/us-east-2/offline-store/doctor-appointments"
        }
    ]
}
```

Pour plus d'informations sur la sécurité et le chiffrement des données à l'aide de Feature Store, consultez la section Sécurité et contrôle d'accès dans la documentation sur l' SageMaker IA.

Utiliser les tests unitaires

Lorsque les data scientists créent des modèles basés sur certaines données, ils émettent souvent des hypothèses quant à la distribution des données ou effectuent une analyse approfondie pour bien comprendre les propriétés des données. Lorsque ces modèles sont déployés, ils finissent par devenir

obsolètes. Lorsque l'ensemble de données devient obsolète, les data scientists, les ingénieurs du machine learning et (dans certains cas) les systèmes automatisés réentraînent le modèle avec de nouvelles données extraites d'un magasin en ligne ou hors ligne.

Cependant, la distribution de ces nouvelles données a peut-être changé, ce qui pourrait affecter les performances de l'algorithme actuel. Une méthode automatisée pour détecter ces types de problèmes consiste à emprunter le concept des tests unitaires au génie logiciel. Les éléments courants à tester incluent le pourcentage de valeurs manquantes, la cardinalité des variables catégorielles et la question de savoir si les colonnes à valeurs réelles respectent une distribution attendue en utilisant un cadre tel que les statistiques de test d'hypothèse (test t). Vous souhaiterez peut-être également valider le schéma de données pour vous assurer qu'il n'a pas changé et qu'il ne générera pas silencieusement des entités d'entrée non valides.

Les tests unitaires nécessitent de comprendre les données et leur domaine afin de pouvoir planifier les assertions exactes à effectuer dans le cadre du projet ML. Pour plus d'informations, consultez la section Tester la qualité des données à grande échelle PyDeequ sur le blog AWS Big Data.

Entraînement

MLOps s'intéresse à l'opérationnalisation du cycle de vie du machine learning. Elle doit donc faciliter le travail des data scientists et des ingénieurs de données pour créer des modèles pragmatiques qui répondent aux besoins commerciaux et fonctionnent bien sur le long terme, sans encourir de dettes techniques.

Suivez les meilleures pratiques décrites dans cette section pour relever les défis liés à la formation des modèles.

Rubriques

Création d'un modèle de référence

Lorsque les praticiens rencontrent un problème commercial avec une solution de machine learning, leur première envie est généralement d'utiliser l' state-of-the-artalgorithme. Cette pratique est risquée, car il est probable que l' state-of-the-artalgorithme n'ait pas été testé dans le temps. De plus, l' state-of-the-artalgorithme est souvent plus complexe et mal compris, de sorte qu'il peut n'apporter que des améliorations marginales par rapport à des modèles alternatifs plus simples. Une meilleure pratique consiste à créer un modèle de référence qui soit relativement rapide à valider et à déployer, et qui puisse gagner la confiance des parties prenantes du projet.

Lorsque vous créez une base de référence, nous vous recommandons d'évaluer ses performances métriques dans la mesure du possible. Comparez les performances du modèle de référence à celles d'autres systèmes automatisés ou manuels pour garantir son succès et vous assurer que la mise en œuvre du modèle ou le projet peut être réalisé à moyen et long terme.

Le modèle de référence doit être ensuite validé auprès des ingénieurs du ML afin de confirmer qu'il peut répondre aux exigences non fonctionnelles établies pour le projet, telles que le temps d'inférence, la fréquence à laquelle les données devraient changer de distribution, si le modèle

peut être facilement réentraîné dans ces cas et la manière dont il sera déployé, ce qui aura une incidence sur le coût de la solution. Obtenez des points de vue multidisciplinaires sur ces questions afin d'augmenter vos chances de développer un modèle efficace et durable.

Les data scientists peuvent être enclins à ajouter autant de fonctionnalités que possible à un modèle de référence. Bien que cela augmente la capacité d'un modèle à prévoir le résultat souhaité, certaines de ces fonctionnalités peuvent ne générer que des améliorations progressives des métriques. De nombreuses fonctionnalités, en particulier celles qui sont fortement corrélées, peuvent être redondantes. L'ajout d'un trop grand nombre de fonctionnalités augmente les coûts, car cela nécessite davantage de ressources de calcul et de réglages. Un trop grand nombre de fonctionnalités affecte également les day-to-day opérations du modèle, car la dérive des données devient plus probable ou se produit plus rapidement.

Imaginons un modèle dans lequel deux entités en entrée sont fortement corrélées, mais une seule entité possède une causalité. Par exemple, un modèle qui prédit le défaut de paiement d'un prêt peut comporter des éléments d'entrée tels que l'âge du client et le revenu, qui peuvent être fortement corrélés, mais seul le revenu doit être utilisé pour accorder ou refuser un prêt. Un modèle qui a été entraîné sur ces deux caractéristiques peut s'appuyer sur la caractéristique qui n'a pas de causalité, telle que l'âge, pour générer le résultat de la prédiction. Si, après sa mise en production, le modèle reçoit des demandes d'inférence pour des clients plus âgés ou moins âgés que l'âge moyen inclus dans le kit de formation, il risque de commencer à mal fonctionner.

En outre, chaque fonctionnalité individuelle peut potentiellement subir un changement de distribution pendant la production et provoquer un comportement inattendu du modèle. Pour ces raisons, plus un modèle possède de caractéristiques, plus il est fragile en termes de dérive et d'obsolescence.

Les data scientists doivent utiliser des mesures de corrélation et des valeurs de Shapley pour déterminer quelles caractéristiques ajoutent suffisamment de valeur à la prédiction et doivent être conservées. Le fait de disposer de modèles aussi complexes augmente le risque d'une boucle de rétroaction, dans laquelle le modèle modifie l'environnement pour lequel il a été modélisé. Un exemple est un système de recommandation dans lequel le comportement des consommateurs peut changer en raison des recommandations d'un modèle. Les boucles de rétroaction qui agissent sur tous les modèles sont moins courantes. Imaginons, par exemple, un système de recommandation qui recommande des films, et un autre qui recommande des livres. Si les deux modèles ciblent le même groupe de consommateurs, ils se répercuteront mutuellement.

Pour chaque modèle que vous développez, déterminez les facteurs susceptibles de contribuer à cette dynamique, afin de savoir quels indicateurs surveiller en production.

Utilisez une approche centrée sur les données et une analyse des erreurs

Si vous utilisez un modèle simple, votre équipe ML peut se concentrer sur l'amélioration des données elles-mêmes et adopter une approche centrée sur les données plutôt que sur une approche centrée sur le modèle. Si votre projet utilise des données non structurées, telles que des images, du texte, du son et d'autres formats qui peuvent être évalués par des humains (par rapport aux données structurées, qui peuvent être plus difficiles à mapper efficacement à une étiquette), une bonne pratique pour améliorer les performances du modèle consiste à effectuer une analyse des erreurs.

L'analyse des erreurs consiste à évaluer un modèle sur un ensemble de validation et à vérifier les erreurs les plus courantes. Cela permet d'identifier des groupes potentiels d'échantillons de données similaires que le modèle pourrait avoir du mal à comprendre. Pour effectuer une analyse des erreurs, vous pouvez répertorier les inférences comportant des erreurs de prédiction plus élevées ou classer les erreurs dans lesquelles un échantillon d'une classe a été prédit comme provenant d'une autre classe, par exemple.

Architectez votre modèle pour une itération rapide

Lorsque les data scientists suivent les meilleures pratiques, ils peuvent expérimenter un nouvel algorithme ou combiner différentes fonctionnalités facilement et rapidement lors de la validation du concept ou même de la formation continue. Cette expérimentation contribue au succès de la production. Une bonne pratique consiste à s'appuyer sur le modèle de référence, à utiliser des algorithmes légèrement plus complexes et à ajouter de nouvelles fonctionnalités de manière itérative tout en surveillant les performances sur l'ensemble de formation et de validation afin de comparer le comportement réel au comportement attendu. Ce cadre de formation peut fournir un équilibre optimal en termes de puissance de prédiction et aider à maintenir les modèles aussi simples que possible tout en réduisant l'empreinte de la dette technique.

Pour accélérer l'itération, les data scientists doivent échanger différentes implémentations de modèles afin de déterminer le meilleur modèle à utiliser pour des données spécifiques. Si vous avez une grande équipe, des délais courts et d'autres aspects logistiques liés à la gestion de projet, l'itération rapide peut être difficile sans une méthode en place.

En génie logiciel, le principe de substitution de Liskov est un mécanisme permettant d'architecturer les interactions entre les composants logiciels. Ce principe stipule que vous devez être en mesure de remplacer une implémentation d'une interface par une autre sans interrompre l'application cliente ou

l'implémentation. Lorsque vous écrivez du code d'apprentissage pour votre système ML, vous pouvez utiliser ce principe pour établir des limites et encapsuler le code, afin de pouvoir remplacer facilement l'algorithme et essayer de nouveaux algorithmes plus efficacement.

Par exemple, dans le code suivant, vous pouvez ajouter de nouvelles expériences en ajoutant simplement une nouvelle implémentation de classe.

```
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)
```

Suivez vos expériences de machine learning

Lorsque vous travaillez sur un grand nombre d'expériences, il est important de déterminer si les améliorations que vous observez sont le résultat de changements mis en œuvre ou du hasard. Vous pouvez utiliser Amazon SageMaker AI Experiments pour créer facilement des expériences et leur associer des métadonnées à des fins de suivi, de comparaison et d'évaluation.

La réduction du caractère aléatoire du processus de création du modèle est utile pour le débogage, le dépannage et l'amélioration de la gouvernance, car vous pouvez prédire l'inférence du modèle de sortie avec plus de certitude, avec le même code et les mêmes données.

Il est souvent impossible de rendre un code d'entraînement totalement reproductible, en raison de l'initialisation par pondération aléatoire, de la synchronicité des calculs parallèles, de la complexité interne du GPU et de facteurs non déterministes similaires. Cependant, le fait de définir correctement des valeurs de départ aléatoires, afin de s'assurer que chaque entraînement commence au même point et se comporte de la même manière, améliore considérablement la prévisibilité des résultats.

Résoudre les problèmes liés aux tâches de formation

Dans certains cas, il peut être difficile pour les data scientists d'adapter même un modèle de référence très simple. Dans ce cas, ils peuvent décider qu'ils ont besoin d'un algorithme mieux adapté aux fonctions complexes. Un bon test consiste à utiliser la base de référence d'une très petite partie de l'ensemble de données (par exemple, environ 10 échantillons) pour s'assurer que l'algorithme suradapte cet échantillon. Cela permet d'éliminer les problèmes de données ou de code.

Amazon SageMaker AI Debugger est un autre outil utile pour le débogage de scénarios complexes. Il permet de détecter les problèmes liés à l'exactitude algorithmique et à l'infrastructure, tels que l'utilisation optimale du calcul.

Déploiement

En génie logiciel, la mise en production du code nécessite une diligence raisonnable, car le code peut se comporter de manière inattendue, le comportement imprévu des utilisateurs peut endommager le logiciel et des cas extrêmes inattendus peuvent être détectés. Les ingénieurs logiciels et les DevOps ingénieurs ont généralement recours à des tests unitaires et à des stratégies de restauration pour atténuer ces risques. Avec le ML, la mise en production de modèles nécessite encore plus de planification, car l'environnement réel est susceptible de dériver et, à de nombreuses reprises, les modèles sont validés sur des indicateurs qui sont des proxys des indicateurs commerciaux réels qu'ils essaient d'améliorer.

Suivez les meilleures pratiques décrites dans cette section pour relever ces défis.

Rubriques

Automatisez le cycle de déploiement

Le processus de formation et de déploiement doit être entièrement automatisé afin d'éviter les erreurs humaines et de garantir que les vérifications de build sont effectuées de manière cohérente. Les utilisateurs ne doivent pas disposer d'autorisations d'accès en écriture à l'environnement de production.

Amazon SageMaker AI Pipelines et AWS CodePipelinehelp create CI/CD pipelines for ML projects. One of the advantages of using a CI/CD pipeline résident dans le fait que tout le code utilisé pour ingérer des données, entraîner un modèle et effectuer une surveillance peut être contrôlé en version à l'aide d'un outil tel que Git. Il faut parfois réentraîner un modèle en utilisant le même algorithme et les mêmes hyperparamètres, mais avec des données différentes. La seule façon de vérifier que vous utilisez la bonne version de l'algorithme est d'utiliser le contrôle de source et les balises. Vous pouvez utiliser les modèles de projet par défaut fournis par l' SageMaker IA comme point de départ pour votre MLOps pratique.

Lorsque vous créez des pipelines CI/CD pour déployer votre modèle, veillez à étiqueter vos artefacts de construction avec un identifiant de build, une version de code ou un commit, et une version de données. Cette pratique vous aide à résoudre les éventuels problèmes de déploiement. Le marquage

est également parfois nécessaire pour les modèles qui font des prédictions dans des domaines hautement réglementés. La capacité de revenir en arrière et d'identifier les données, le code, la compilation, les vérifications et les approbations exacts associés à un modèle de machine learning peut contribuer à améliorer la gouvernance de manière significative.

Une partie du travail du pipeline CI/CD consiste à effectuer des tests sur ce qu'il construit. Bien que les tests unitaires de données soient censés avoir lieu avant que les données ne soient ingérées par un feature store, le pipeline est toujours chargé d'effectuer des tests sur l'entrée et la sortie d'un modèle donné et de vérifier les indicateurs clés. Un exemple d'une telle vérification consiste à valider un nouveau modèle sur un ensemble de validation fixe et à confirmer que ses performances sont similaires à celles du modèle précédent en utilisant un seuil établi. Si les performances sont nettement inférieures aux prévisions, la construction doit échouer et le modèle ne doit pas être mis en production.

L'utilisation intensive des pipelines CI/CD prend également en charge les pull requests, qui aident à prévenir les erreurs humaines. Lorsque vous utilisez des pull requests, chaque modification de code doit être revue et approuvée par au moins un autre membre de l'équipe avant de pouvoir être mise en production. Les pull requests sont également utiles pour identifier le code qui ne respecte pas les règles commerciales et pour diffuser les connaissances au sein de l'équipe.

Choisissez une stratégie de déploiement

MLOps les stratégies de déploiement incluent blue/green, canary, shadow, and A/B les tests.

Bleu/vert

Blue/green deployments are very common in software development. In this mode, two systems are kept running during development: blue is the old environment (in this case, the model that is being replaced) and green is the newly released model that is going to production. Changes can easily be rolled back with minimum downtime, because the old system is kept alive. For more in-depth information about blue/greendéploiements dans le contexte de SageMaker, consultez le billet de blog Déploiement et surveillance en toute sécurité des points de terminaison Amazon SageMaker AI avec AWS CodePipeline et AWS CodeDeploy sur le blog AWS Machine Learning.

Canary

Les déploiements Canary sont similaires aux blue/green deployments in that both keep two models running together. However, in canary deployments, the new model is rolled out to users incrementally, until all traffic eventually shifts over to the new model. As in blue/green déploiements.

Les risques sont atténués car le nouveau modèle (potentiellement défectueux) est étroitement surveillé lors du déploiement initial et peut être annulé en cas de problème. Dans SageMaker AI, vous pouvez définir la distribution initiale du trafic à l'aide de l'InitialVariantWeightAPI.

Shadow

Vous pouvez utiliser des déploiements fictifs pour mettre un modèle en production en toute sécurité. Dans ce mode, le nouveau modèle fonctionne parallèlement à un ancien modèle ou processus métier et effectue des inférences sans influencer les décisions. Ce mode peut être utile comme contrôle final ou comme test de fidélité supérieur avant de promouvoir le modèle en production.

Le mode Shadow est utile lorsque vous n'avez pas besoin des commentaires d'inférence de l'utilisateur. Vous pouvez évaluer la qualité des prévisions en effectuant une analyse des erreurs et en comparant le nouveau modèle avec l'ancien modèle, et vous pouvez surveiller la distribution des sorties pour vérifier qu'elle est conforme aux attentes. Pour découvrir comment effectuer un déploiement parallèle avec l' SageMaker IA, consultez le billet de blog Deploy shadow ML models in Amazon SageMaker AI sur le blog AWS Machine Learning.

Test A/B

Lorsque les professionnels du ML développent des modèles dans leurs environnements, les indicateurs qu'ils optimisent sont souvent des indicateurs indicatifs des indicateurs commerciaux qui comptent vraiment. Il est donc difficile de savoir avec certitude si un nouveau modèle améliorera réellement les résultats commerciaux, tels que le chiffre d'affaires et le taux de clics, et réduira le nombre de plaintes des utilisateurs.

Prenons le cas d'un site Web de commerce électronique dont l'objectif commercial est de vendre autant de produits que possible. L'équipe d'évaluation sait que les ventes et la satisfaction des clients sont directement liées à des avis informatifs et précis. Un membre de l'équipe peut proposer un nouvel algorithme de classement des avis afin d'améliorer les ventes. En utilisant les tests A/B, ils pourraient déployer les anciens et les nouveaux algorithmes auprès de groupes d'utilisateurs différents mais similaires, et surveiller les résultats pour voir si les utilisateurs ayant reçu des prédictions du nouveau modèle sont plus susceptibles de faire des achats.

Les tests A/B permettent également d'évaluer l'impact commercial de l'obsolescence et de la dérive des modèles. Les équipes peuvent mettre de nouveaux modèles en production avec une certaine récurrence, effectuer des tests A/B avec chaque modèle et créer un tableau d'âge par rapport aux performances. Cela aiderait l'équipe à comprendre la volatilité de la dérive des données dans leurs données de production.

Pour plus d'informations sur la manière d'effectuer des tests A/B avec l' SageMaker IA, consultez le billet de blog A/B Testing ML models in production using Amazon SageMaker AI sur le blog AWS Machine Learning.

Tenez compte de vos exigences en matière d'inférence

Avec SageMaker l'IA, vous pouvez choisir l'infrastructure sous-jacente pour déployer votre modèle de différentes manières. Ces fonctionnalités d'invocation par inférence prennent en charge différents cas d'utilisation et profils de coûts. Vos options incluent l'inférence en temps réel, l'inférence asynchrone et la transformation par lots, comme indiqué dans les sections suivantes.

Inférence en temps réel

L'inférence en temps réel est idéale pour les charges de travail d'inférence nécessitant une interaction en temps réel et une faible latence. Vous pouvez déployer votre modèle sur des services d'hébergement d' SageMaker IA et obtenir un point de terminaison pouvant être utilisé à des fins d'inférence. Ces points de terminaison sont entièrement gérés, prennent en charge le dimensionnement automatique (voir Dimensionnement automatique des modèles Amazon SageMaker AI) et peuvent être déployés dans plusieurs zones de disponibilité.

Si vous avez un modèle d'apprentissage profond créé avec Apache MXNet PyTorch, or TensorFlow, vous pouvez également utiliser Amazon SageMaker AI Elastic Inference (EI). Avec EI, vous pouvez associer une fraction GPUs à n'importe quelle instance d' SageMaker IA pour accélérer l'inférence. Vous pouvez sélectionner l'instance cliente pour exécuter votre application et associer un accélérateur EI afin d'utiliser la quantité d'accélération GPU adaptée à vos besoins d'inférence.

Une autre option consiste à utiliser des points de terminaison multimodèles, qui constituent une solution évolutive et rentable pour déployer un grand nombre de modèles. Ces points de terminaison utilisent un conteneur de service partagé qui est activé pour héberger plusieurs modèles. Les terminaux multimodèles réduisent les coûts d'hébergement en améliorant l'utilisation des terminaux par rapport à l'utilisation de terminaux à modèle unique. Ils réduisent également les frais de déploiement, car l' SageMaker IA gère le chargement des modèles en mémoire et leur dimensionnement en fonction des modèles de trafic.

Pour connaître les meilleures pratiques supplémentaires relatives au déploiement de modèles de machine learning dans l' SageMaker IA, consultez la section Meilleures pratiques de déploiement dans la documentation sur l' SageMaker IA.

Inférence asynchrone

Amazon SageMaker AI Asynchronous Inference est une fonctionnalité de l' SageMaker IA qui met en file d'attente les demandes entrantes et les traite de manière asynchrone. Cette option est idéale pour les demandes comportant une charge utile importante allant jusqu'à 1 Go, des délais de traitement longs et des exigences de latence en temps quasi réel. L'inférence asynchrone vous permet de réduire les coûts en réduisant automatiquement le nombre d'instances à zéro lorsqu'aucune demande n'est à traiter. Vous ne payez donc que lorsque votre terminal traite des demandes.

Transformation par lots

Utilisez la transformation par lots lorsque vous souhaitez effectuer les opérations suivantes :

- Utilisez le prétraitement pour supprimer de votre ensemble de données le bruit ou le biais qui interfère avec l'entraînement ou l'inférence de votre ensemble de données.
- Obtenez des inférences à partir d'ensembles de données volumineux.
- Exécutez l'inférence lorsque vous n'avez pas besoin d'un point de terminaison persistant.
- Associez les enregistrements d'entrée aux inférences pour faciliter l'interprétation des résultats.

Surveillance

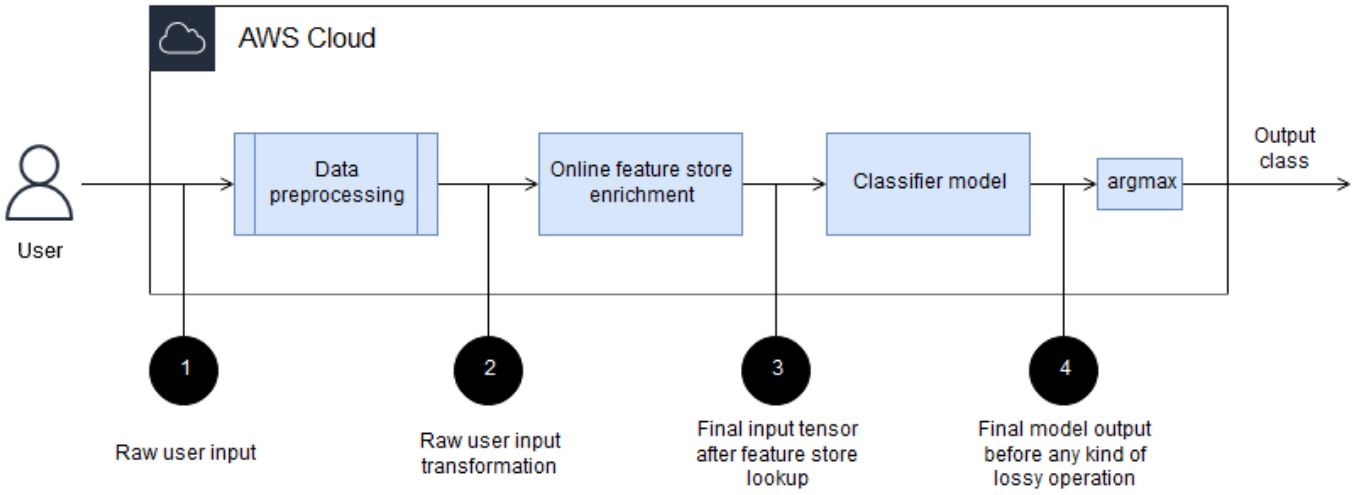
Lorsque les modèles sont déjà en production et qu'ils apportent une valeur commerciale, effectuez des contrôles continus pour identifier les cas où les modèles doivent être reformés ou prendre des mesures.

Votre équipe de surveillance doit agir de manière proactive, et non réactive, afin de mieux comprendre le comportement des données dans l'environnement et d'identifier la fréquence, le taux et le caractère brutal des dérives de données. L'équipe doit identifier les nouveaux cas extrêmes dans les données qui pourraient être sous-représentés dans l'ensemble d'apprentissage, le jeu de validation et les autres tranches de cas extrêmes. Ils doivent stocker les indicateurs de qualité de service (QoS), utiliser des alarmes pour agir immédiatement en cas de problème et définir une stratégie pour ingérer et modifier les ensembles de données actuels. Ces pratiques commencent par enregistrer les demandes et les réponses relatives au modèle, afin de fournir une référence pour le dépannage ou des informations supplémentaires.

Idéalement, les transformations de données devraient être enregistrées à quelques étapes clés du traitement :

- Avant tout type de prétraitement
- Après tout type d'enrichissement du feature store
- Après toutes les étapes principales d'un modèle
- Avant tout type de fonction avec perte sur la sortie du modèle, telle que `argmax`

Le schéma suivant illustre ces étapes.



Vous pouvez utiliser SageMaker AI Model Monitor pour capturer automatiquement les données d'entrée et de sortie et les stocker dans Amazon Simple Storage Service (Amazon S3). Vous pouvez implémenter d'autres types de journalisation intermédiaire en ajoutant des journaux dans un conteneur de service personnalisé.

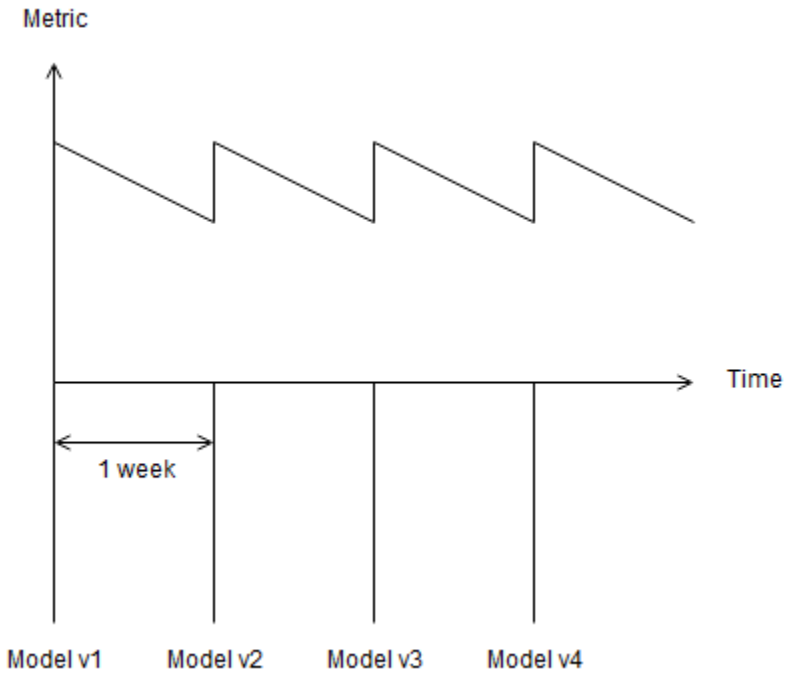
Après avoir enregistré les données des modèles, vous pouvez surveiller la dérive de distribution. Dans certains cas, vous pouvez obtenir une vérité fondamentale (des données correctement étiquetées) peu de temps après l'inférence. Un exemple courant de cela est un modèle qui prédit les publicités les plus pertinentes à afficher pour un utilisateur. Dès que l'utilisateur a quitté la page, vous pouvez déterminer s'il a cliqué sur l'annonce. Si l'utilisateur a cliqué sur l'annonce, vous pouvez enregistrer ces informations. Dans cet exemple simple, vous pouvez facilement quantifier le succès de votre modèle à l'aide d'une métrique, telle que la précision ou la F1, qui peut être mesurée à la fois lors de l'entraînement et lors du déploiement. Pour plus d'informations sur les scénarios dans lesquels vous avez étiqueté des données, consultez la section Surveiller la qualité des modèles dans la documentation de l' SageMaker IA. Cependant, ces scénarios simples sont peu fréquents, car les modèles sont souvent conçus pour optimiser des mesures mathématiquement pratiques qui ne sont que des indicateurs approximatifs des résultats commerciaux réels. Dans de tels cas, la meilleure pratique consiste à surveiller les résultats commerciaux lorsqu'un modèle est déployé en production.

Prenons le cas d'un modèle de classement des avis. Si le résultat commercial défini du modèle ML est d'afficher les avis les plus pertinents et les plus utiles en haut de la page Web, vous pouvez mesurer le succès du modèle en ajoutant un bouton tel que « Cela vous a-t-il été utile ? » pour chaque évaluation. La mesure du taux de clics sur ce bouton peut être une mesure des résultats commerciaux qui vous aide à mesurer les performances de votre modèle en production.

Pour surveiller la dérive des étiquettes d'entrée ou de sortie dans SageMaker AI, vous pouvez utiliser les fonctionnalités de qualité des données d' SageMaker AI Model Monitor, qui surveillent à la fois les entrées et les sorties. Vous pouvez également implémenter votre propre logique pour SageMaker AI Model Monitor en créant un conteneur personnalisé.

Il est essentiel de surveiller les données qu'un modèle reçoit à la fois pendant le développement et pendant l'exécution. Les ingénieurs doivent surveiller les données non seulement pour détecter les modifications de schéma, mais également pour détecter les incohérences de distribution. La détection des modifications de schéma est plus facile et peut être mise en œuvre par un ensemble de règles, mais les incohérences entre les distributions sont souvent plus délicates, notamment parce qu'il vous faut définir un seuil pour quantifier le moment où vous devez déclencher une alarme. Dans les cas où la distribution surveillée est connue, le moyen le plus simple est souvent de surveiller les paramètres de la distribution. Dans le cas d'une distribution normale, il s'agirait de la moyenne et de l'écart type. D'autres indicateurs clés, tels que le pourcentage de valeurs manquantes, les valeurs maximales et les valeurs minimales, sont également utiles.

Vous pouvez également créer des tâches de surveillance continue qui échantillonnent les données d'entraînement et les données d'inférence et comparent leurs distributions. Vous pouvez créer ces tâches à la fois pour l'entrée et la sortie du modèle, et tracer les données en fonction du temps pour visualiser toute dérive soudaine ou progressive. Cela est illustré dans le tableau suivant.



Pour mieux comprendre le profil de dérive des données, par exemple la fréquence à laquelle la distribution des données change de manière significative, à quel rythme ou si soudainement, nous vous recommandons de déployer en permanence de nouvelles versions de modèles et de surveiller leurs performances. Par exemple, si votre équipe déploie un nouveau modèle chaque semaine et constate que les performances du modèle s'améliorent de manière significative à chaque fois, elle peut déterminer qu'elle doit livrer de nouveaux modèles en moins d'une semaine au minimum.

Prochaines étapes et ressources

Ce guide explique quelques points à prendre en compte lors de la planification du cycle de vie des modèles d'apprentissage automatique que vous souhaitez mettre en production. Il aborde les défis et les meilleures pratiques dans quatre domaines (données, formation, déploiement et surveillance) et inclut des ressources pertinentes supplémentaires.

AWS fournit le Well-Architected Framework, qui aide les architectes du cloud à créer des infrastructures sécurisées, performantes, résilientes et efficaces pour une variété d'applications, de charges de travail et de domaines technologiques. Pour en savoir plus, consultez le Machine Learning Lens proposé par AWS Well-Architected.

Ressources

Documentation Amazon SageMaker AI

- Boutique de fonctionnalités Amazon SageMaker AI
- Sécurité et contrôle d'accès du Feature Store
- Valeurs de Shapley
- SageMaker Débogueur Amazon AI
- Pipelines d' SageMaker intelligence artificielle Amazon
- Modèles de projet par défaut d'Amazon SageMaker AI
- SageMaker Inférence en temps réel basée sur l'IA
- Faites évoluer automatiquement les modèles Amazon SageMaker AI
- Inférence asynchrone Amazon SageMaker AI
- SageMaker Moniteur de modèles AI

AWS outils de développement

- AWS CodePipeline

AWS articles de blog

- Comprendre les principales fonctionnalités d'Amazon SageMaker AI Feature Store

- Tester la qualité des données à grande échelle avec PyDeequ
- Expériences Amazon SageMaker AI
- Déploiement et surveillance sécurisés des SageMaker points de terminaison Amazon avec et CodePipeline AWS CodeDeploy
- Déployez des modèles de shadow ML dans Amazon SageMaker AI
- Test A/B de modèles ML en production à l'aide d'Amazon AI SageMaker

Historique du document

Le tableau suivant décrit les modifications importantes apportées à ce guide. Pour être averti des mises à jour à venir, abonnez-vous à un fil RSS.

Modification	Description	Date
Publication initiale	—	20 décembre 2021

AWS Glossaire des directives prescriptives

Les termes suivants sont couramment utilisés dans les stratégies, les guides et les modèles fournis par les directives AWS prescriptives. Pour suggérer des entrées, veuillez utiliser le lien Faire un commentaire à la fin du glossaire.

Nombres

7 R

Sept politiques de migration courantes pour transférer des applications vers le cloud. Ces politiques s'appuient sur les 5 R identifiés par Gartner en 2011 et sont les suivantes :

- Refactorisation/réarchitecture : transférez une application et modifiez son architecture en tirant pleinement parti des fonctionnalités natives cloud pour améliorer l'agilité, les performances et la capacité de mise à l'échelle. Cela implique généralement le transfert du système d'exploitation et de la base de données. Exemple : migrez votre base de données Oracle sur site vers l'édition compatible avec Amazon Aurora PostgreSQL.
- Replateformer (déplacer et remodeler) : transférez une application vers le cloud et introduisez un certain niveau d'optimisation pour tirer parti des fonctionnalités du cloud. Exemple : migrez votre base de données Oracle sur site vers Amazon Relational Database Service (Amazon RDS) pour Oracle dans le. AWS Cloud
- Racheter (rachat) : optez pour un autre produit, généralement en passant d'une licence traditionnelle à un modèle SaaS. Exemple : migrez votre système de gestion de la relation client (CRM) vers Salesforce.com.
- Réhéberger (lift and shift) : transférez une application vers le cloud sans apporter de modifications pour tirer parti des fonctionnalités du cloud. Exemple : migrez votre base de données Oracle sur site vers Oracle sur une instance EC2 dans le. AWS Cloud
- Relocaliser (lift and shift au niveau de l'hyperviseur) : transférez l'infrastructure vers le cloud sans acheter de nouveau matériel, réécrire des applications ou modifier vos opérations existantes. Vous migrez des serveurs d'une plateforme sur site vers un service cloud pour la même plateforme. Exemple : migrer une Microsoft Hyper-V application vers AWS.
- Retenir : conservez les applications dans votre environnement source. Il peut s'agir d'applications nécessitant une refactorisation majeure, que vous souhaitez retarder, et d'applications existantes que vous souhaitez retenir, car rien ne justifie leur migration sur le plan commercial.

- Retirer : mettez hors service ou supprimez les applications dont vous n'avez plus besoin dans votre environnement source.

A

ABAC

Voir contrôle d'accès basé sur les attributs.

services abstraits

Consultez la section Services gérés.

ACIDE

Voir atomicité, consistance, isolation, durabilité.

migration active-active

Méthode de migration de base de données dans laquelle la synchronisation des bases de données source et cible est maintenue (à l'aide d'un outil de réplication bidirectionnelle ou d'opérations d'écriture double), tandis que les deux bases de données gèrent les transactions provenant de la connexion d'applications pendant la migration. Cette méthode prend en charge la migration par petits lots contrôlés au lieu d'exiger un basculement ponctuel. Elle est plus flexible mais demande plus de travail qu'une migration active-passive.

migration active-passive

Méthode de migration de base de données dans laquelle les bases de données source et cible sont synchronisées, mais seule la base de données source gère les transactions liées à la connexion des applications pendant que les données sont répliquées vers la base de données cible. La base de données cible n'accepte aucune transaction pendant la migration.

fonction d'agrégation

Fonction SQL qui agit sur un groupe de lignes et calcule une valeur de retour unique pour le groupe. Des exemples de fonctions d'agrégation incluent `SUM` et`MAX`.

AI

Voir intelligence artificielle.

AIOps

Voir les opérations d'intelligence artificielle.

anonymisation

Processus de suppression définitive d'informations personnelles dans un ensemble de données. L'anonymisation peut contribuer à protéger la vie privée. Les données anonymisées ne sont plus considérées comme des données personnelles.

anti-motif

Solution fréquemment utilisée pour un problème récurrent lorsque la solution est contre-productive, inefficace ou moins efficace qu'une alternative.

contrôle des applications

Une approche de sécurité qui permet d'utiliser uniquement des applications approuvées afin de protéger un système contre les logiciels malveillants.

portefeuille d'applications

Ensemble d'informations détaillées sur chaque application utilisée par une organisation, y compris le coût de génération et de maintenance de l'application, ainsi que sa valeur métier. Ces informations sont essentielles pour le processus de découverte et d'analyse du portefeuille et permettent d'identifier et de prioriser les applications à migrer, à moderniser et à optimiser.

intelligence artificielle (IA)

Domaine de l'informatique consacré à l'utilisation des technologies de calcul pour exécuter des fonctions cognitives généralement associées aux humains, telles que l'apprentissage, la résolution de problèmes et la reconnaissance de modèles. Pour plus d'informations, veuillez consulter Qu'est-ce que l'intelligence artificielle ?

opérations d'intelligence artificielle (AIOps)

Processus consistant à utiliser des techniques de machine learning pour résoudre les problèmes opérationnels, réduire les incidents opérationnels et les interventions humaines, mais aussi améliorer la qualité du service. Pour plus d'informations sur son AIOps utilisation dans la stratégie de AWS migration, consultez le guide d'intégration des opérations.

chiffrement asymétrique

Algorithme de chiffrement qui utilise une paire de clés, une clé publique pour le chiffrement et une clé privée pour le déchiffrement. Vous pouvez partager la clé publique, car elle n'est pas utilisée pour le déchiffrement, mais l'accès à la clé privée doit être très restreint.

atomicité, cohérence, isolement, durabilité (ACID)

Ensemble de propriétés logicielles garantissant la validité des données et la fiabilité opérationnelle d'une base de données, même en cas d'erreur, de panne de courant ou d'autres problèmes.

contrôle d'accès par attributs (ABAC)

Pratique qui consiste à créer des autorisations détaillées en fonction des attributs de l'utilisateur, tels que le service, le poste et le nom de l'équipe. Pour plus d'informations, consultez ABAC pour AWS dans la documentation Gestion des identités et des accès AWS (IAM).

source de données faisant autorité

Emplacement où vous stockez la version principale des données, considérée comme la source d'information la plus fiable. Vous pouvez copier les données de la source de données officielle vers d'autres emplacements à des fins de traitement ou de modification des données, par exemple en les anonymisant, en les expurgant ou en les pseudonymisant.

Zone de disponibilité

Un emplacement distinct au sein d'un Région AWS réseau isolé des défaillances dans d'autres zones de disponibilité et fournissant une connectivité réseau peu coûteuse et à faible latence aux autres zones de disponibilité de la même région.

AWS Cadre d'adoption du cloud (AWS CAF)

Un cadre de directives et de meilleures pratiques visant AWS à aider les entreprises à élaborer un plan efficace pour réussir leur migration vers le cloud. AWS La CAF organise ses conseils en six domaines prioritaires appelés perspectives : les affaires, les personnes, la gouvernance, les plateformes, la sécurité et les opérations. Les perspectives d'entreprise, de personnes et de gouvernance mettent l'accent sur les compétences et les processus métier, tandis que les perspectives relatives à la plateforme, à la sécurité et aux opérations se concentrent sur les compétences et les processus techniques. Par exemple, la perspective liée aux personnes cible les parties prenantes qui s'occupent des ressources humaines (RH), des fonctions de dotation en personnel et de la gestion des personnes. Dans cette perspective, la AWS CAF fournit des conseils pour le développement du personnel, la formation et les communications afin de préparer l'organisation à une adoption réussie du cloud. Pour plus d'informations, veuillez consulter le site Web AWS CAF et le livre blanc AWS CAF.

AWS Cadre de qualification de la charge de travail (AWS WQF)

Outil qui évalue les charges de travail liées à la migration des bases de données, recommande des stratégies de migration et fournit des estimations de travail. AWS Le WQF est inclus avec

AWS Schema Conversion Tool (AWS SCT). Il analyse les schémas de base de données et les objets de code, le code d'application, les dépendances et les caractéristiques de performance, et fournit des rapports d'évaluation.

B

mauvais bot

Un bot destiné à perturber ou à nuire à des individus ou à des organisations.

BCP

Consultez la section Planification de la continuité des activités.

graphique de comportement

Vue unifiée et interactive des comportements des ressources et des interactions au fil du temps. Vous pouvez utiliser un graphique de comportement avec Amazon Detective pour examiner les tentatives de connexion infructueuses, les appels d'API suspects et les actions similaires. Pour plus d'informations, veuillez consulter Data in a behavior graph dans la documentation Detective.

système de poids fort

Système qui stocke d'abord l'octet le plus significatif. Voir aussi endianité.

classification binaire

Processus qui prédit un résultat binaire (l'une des deux classes possibles). Par exemple, votre modèle de machine learning peut avoir besoin de prévoir des problèmes tels que « Cet e-mail est-il du spam ou non ? » ou « Ce produit est-il un livre ou une voiture ? ».

filtre de Bloom

Structure de données probabiliste et efficace en termes de mémoire qui est utilisée pour tester si un élément fait partie d'un ensemble.

déploiement bleu/vert

Stratégie de déploiement dans laquelle vous créez deux environnements distincts mais identiques. Vous exécutez la version actuelle de l'application dans un environnement (bleu) et la nouvelle version de l'application dans l'autre environnement (vert). Cette stratégie vous permet de revenir rapidement en arrière avec un impact minimal.

bot

Application logicielle qui exécute des tâches automatisées sur Internet et simule l'activité ou l'interaction humaine. Certains robots sont utiles ou bénéfiques, comme les robots d'exploration Web qui indexent des informations sur Internet. D'autres robots, appelés « bots malveillants », sont destinés à perturber ou à nuire à des individus ou à des organisations.

botnet

Réseaux de robots infectés par des logiciels malveillants et contrôlés par une seule entité, connue sous le nom d'herder ou d'opérateur de bots. Les botnets sont le mécanisme le plus connu pour faire évoluer les bots et leur impact.

branche

Zone contenue d'un référentiel de code. La première branche créée dans un référentiel est la branche principale. Vous pouvez créer une branche à partir d'une branche existante, puis développer des fonctionnalités ou corriger des bogues dans la nouvelle branche. Une branche que vous créez pour générer une fonctionnalité est communément appelée branche de fonctionnalités. Lorsque la fonctionnalité est prête à être publiée, vous fusionnez à nouveau la branche de fonctionnalités dans la branche principale. Pour plus d'informations, consultez À propos des branches (GitHub documentation).

accès par brise-vitre

Dans des circonstances exceptionnelles et par le biais d'un processus approuvé, c'est un moyen rapide pour un utilisateur d'accéder à un accès auquel Compte AWS il n'est généralement pas autorisé. Pour plus d'informations, consultez l'indicateur Implementation break-glass procedures dans le guide Well-Architected AWS .

stratégie existante (brownfield)

L'infrastructure existante de votre environnement. Lorsque vous adoptez une stratégie existante pour une architecture système, vous concevez l'architecture en fonction des contraintes des systèmes et de l'infrastructure actuels. Si vous étendez l'infrastructure existante, vous pouvez combiner des politiques brownfield (existantes) et greenfield (inédites).

cache de tampon

Zone de mémoire dans laquelle sont stockées les données les plus fréquemment consultées.

capacité métier

Ce que fait une entreprise pour générer de la valeur (par exemple, les ventes, le service client ou le marketing). Les architectures de microservices et les décisions de développement

peuvent être dictées par les capacités métier. Pour plus d'informations, veuillez consulter la section Organisation en fonction des capacités métier du livre blanc Exécution de microservices conteneurisés sur AWS.

planification de la continuité des activités (BCP)

Plan qui tient compte de l'impact potentiel d'un événement perturbateur, tel qu'une migration à grande échelle, sur les opérations, et qui permet à une entreprise de reprendre ses activités rapidement.

C

CAF

Voir le cadre d'adoption du AWS cloud.

déploiement de Canary

Diffusion lente et progressive d'une version pour les utilisateurs finaux. Lorsque vous êtes sûr, vous déployez la nouvelle version et remplacez la version actuelle dans son intégralité.

CCo E

Voir le Centre d'excellence du cloud.

CDC

Voir capture des données de modification.

capture des données de modification (CDC)

Processus de suivi des modifications apportées à une source de données, telle qu'une table de base de données, et d'enregistrement des métadonnées relatives à ces modifications. Vous pouvez utiliser la CDC à diverses fins, telles que l'audit ou la réplication des modifications dans un système cible afin de maintenir la synchronisation.

ingénierie du chaos

Introduire intentionnellement des défaillances ou des événements perturbateurs pour tester la résilience d'un système. Vous pouvez utiliser AWS Fault Injection Service (AWS FIS) pour effectuer des expériences qui stressent vos AWS charges de travail et évaluer leur réponse.

CI/CD

Découvrez l'intégration continue et la livraison continue.

classification

Processus de catégorisation qui permet de générer des prédictions. Les modèles de ML pour les problèmes de classification prédisent une valeur discrète. Les valeurs discrètes se distinguent toujours les unes des autres. Par exemple, un modèle peut avoir besoin d'évaluer la présence ou non d'une voiture sur une image.

chiffrement côté client

Chiffrement des données localement, avant que la cible ne les Service AWS reçoive.

Centre d'excellence du cloud (CCoE)

Une équipe multidisciplinaire qui dirige les efforts d'adoption du cloud au sein d'une organisation, notamment en développant les bonnes pratiques en matière de cloud, en mobilisant des ressources, en établissant des délais de migration et en guidant l'organisation dans le cadre de transformations à grande échelle. Pour plus d'informations, consultez les CCoarticles électroniques du blog sur la stratégie AWS Cloud d'entreprise.

cloud computing

Technologie cloud généralement utilisée pour le stockage de données à distance et la gestion des appareils IoT. Le cloud computing est généralement associé à la technologie informatique de pointe.

modèle d'exploitation du cloud

Dans une organisation informatique, modèle d'exploitation utilisé pour créer, faire évoluer et optimiser un ou plusieurs environnements cloud. Pour plus d'informations, consultez la section Création de votre modèle d'exploitation cloud.

étapes d'adoption du cloud

Les quatre phases que les entreprises traversent généralement lorsqu'elles migrent vers AWS Cloud :

- Projet : exécution de quelques projets liés au cloud à des fins de preuve de concept et d'apprentissage
- Base : réaliser des investissements fondamentaux pour accélérer votre adoption du cloud (par exemple, créer une zone de landing zone, définir un CCo E, établir un modèle opérationnel)
- Migration : migration d'applications individuelles
- Réinvention : optimisation des produits et services et innovation dans le cloud

Ces étapes ont été définies par Stephen Orban dans le billet de blog The Journey Toward Cloud-First & the Stages of Adoption publié sur le blog AWS Cloud Enterprise Strategy. Pour plus d'informations sur leur lien avec la stratégie de AWS migration, consultez le guide de préparation à la migration.

CMDB

Consultez la base de données de gestion des configurations.

référentiel de code

Emplacement où le code source et d'autres ressources, comme la documentation, les exemples et les scripts, sont stockés et mis à jour par le biais de processus de contrôle de version. Les référentiels cloud courants incluent GitHub ouBitbucket Cloud. Chaque version du code est appelée branche. Dans une structure de microservice, chaque référentiel est consacré à une seule fonctionnalité. Un seul pipeline CI/CD peut utiliser plusieurs référentiels.

cache passif

Cache tampon vide, mal rempli ou contenant des données obsolètes ou non pertinentes. Cela affecte les performances, car l'instance de base de données doit lire à partir de la mémoire principale ou du disque, ce qui est plus lent que la lecture à partir du cache tampon.

données gelées

Données rarement consultées et généralement historiques. Lorsque vous interrogez ce type de données, les requêtes lentes sont généralement acceptables. Le transfert de ces données vers des niveaux ou classes de stockage moins performants et moins coûteux peut réduire les coûts.

vision par ordinateur (CV)

Domaine de l'IA qui utilise l'apprentissage automatique pour analyser et extraire des informations à partir de formats visuels tels que des images numériques et des vidéos. Par exemple, Amazon SageMaker AI fournit des algorithmes de traitement d'image pour les CV.

dérive de configuration

Pour une charge de travail, une modification de configuration par rapport à l'état attendu. Cela peut entraîner une non-conformité de la charge de travail, et cela est généralement progressif et involontaire.

base de données de gestion des configurations (CMDB)

Référentiel qui stocke et gère les informations relatives à une base de données et à son environnement informatique, y compris les composants matériels et logiciels ainsi que leurs

configurations. Vous utilisez généralement les données d'une CMDB lors de la phase de découverte et d'analyse du portefeuille de la migration.

pack de conformité

Ensemble de AWS Config règles et d'actions correctives que vous pouvez assembler pour personnaliser vos contrôles de conformité et de sécurité. Vous pouvez déployer un pack de conformité en tant qu'entité unique dans une région Compte AWS et, ou au sein d'une organisation, à l'aide d'un modèle YAML. Pour plus d'informations, consultez la section Packs de conformité dans la AWS Config documentation.

intégration continue et livraison continue (CI/CD)

Processus d'automatisation des étapes de source, de construction, de test, de préparation et de production du processus de publication du logiciel. CI/CD est communément décrit comme un pipeline. CI/CD peut vous aider à automatiser les processus, à améliorer la productivité, à améliorer la qualité du code et à accélérer les livraisons. Pour plus d'informations, veuillez consulter Avantages de la livraison continue. CD peut également signifier déploiement continu. Pour plus d'informations, veuillez consulter Livraison continue et déploiement continu.

CV

Voir vision par ordinateur.

D

données au repos

Données stationnaires dans votre réseau, telles que les données stockées.

classification des données

Processus permettant d'identifier et de catégoriser les données de votre réseau en fonction de leur sévérité et de leur sensibilité. Il s'agit d'un élément essentiel de toute stratégie de gestion des risques de cybersécurité, car il vous aide à déterminer les contrôles de protection et de conservation appropriés pour les données. La classification des données est une composante du pilier de sécurité du AWS Well-Architected Framework. Pour plus d'informations, veuillez consulter Classification des données.

dérive des données

Une variation significative entre les données de production et les données utilisées pour entraîner un modèle ML, ou une modification significative des données d'entrée au fil du temps. La dérive

des données peut réduire la qualité, la précision et l'équité globales des prédictions des modèles ML.

données en transit

Données qui circulent activement sur votre réseau, par exemple entre les ressources du réseau.

maillage de données

Un cadre architectural qui fournit une propriété des données distribuée et décentralisée avec une gestion et une gouvernance centralisées.

minimisation des données

Le principe de collecte et de traitement des seules données strictement nécessaires. La pratique de la minimisation des données AWS Cloud peut réduire les risques liés à la confidentialité, les coûts et l'empreinte carbone de vos analyses.

périmètre de données

Ensemble de garde-fous préventifs dans votre AWS environnement qui permettent de garantir que seules les identités fiables accèdent aux ressources fiables des réseaux attendus. Pour plus d'informations, voir Création d'un périmètre de données sur AWS.

prétraitement des données

Pour transformer les données brutes en un format facile à analyser par votre modèle de ML. Le prétraitement des données peut impliquer la suppression de certaines colonnes ou lignes et le traitement des valeurs manquantes, incohérentes ou en double.

provenance des données

Le processus de suivi de l'origine et de l'historique des données tout au long de leur cycle de vie, par exemple la manière dont les données ont été générées, transmises et stockées.

sujet des données

Personne dont les données sont collectées et traitées.

entrepôt des données

Un système de gestion des données qui prend en charge les informations commerciales, telles que les analyses. Les entrepôts de données contiennent généralement de grandes quantités de données historiques et sont généralement utilisés pour les requêtes et les analyses.

langage de définition de base de données (DDL)

Instructions ou commandes permettant de créer ou de modifier la structure des tables et des objets dans une base de données.

langage de manipulation de base de données (DML)

Instructions ou commandes permettant de modifier (insérer, mettre à jour et supprimer) des informations dans une base de données.

DDL

Voir langage de définition de base de données.

ensemble profond

Sert à combiner plusieurs modèles de deep learning à des fins de prédiction. Vous pouvez utiliser des ensembles profonds pour obtenir une prévision plus précise ou pour estimer l'incertitude des prédictions.

deep learning

Un sous-champ de ML qui utilise plusieurs couches de réseaux neuronaux artificiels pour identifier le mappage entre les données d'entrée et les variables cibles d'intérêt.

defense-in-depth

Approche de la sécurité de l'information dans laquelle une série de mécanismes et de contrôles de sécurité sont judicieusement répartis sur l'ensemble d'un réseau informatique afin de protéger la confidentialité, l'intégrité et la disponibilité du réseau et des données qu'il contient. Lorsque vous adoptez cette stratégie AWS, vous ajoutez plusieurs contrôles à différentes couches de la AWS Organizations structure afin de sécuriser les ressources. Par exemple, une defense-in-depth approche peut combiner l'authentification multifactorielle, la segmentation du réseau et le chiffrement.

administrateur délégué

Dans AWS Organizations, un service compatible peut enregistrer un compte AWS membre pour administrer les comptes de l'organisation et gérer les autorisations pour ce service. Ce compte est appelé administrateur délégué pour ce service. Pour plus d'informations et une liste des services compatibles, veuillez consulter la rubrique Services qui fonctionnent avec AWS Organizations dans la documentation AWS Organizations .

déploiement

Processus de mise à disposition d'une application, de nouvelles fonctionnalités ou de corrections de code dans l'environnement cible. Le déploiement implique la mise en œuvre de modifications dans une base de code, puis la génération et l'exécution de cette base de code dans les environnements de l'application.

environnement de développement

Voir environnement.

contrôle de détection

Contrôle de sécurité conçu pour détecter, journaliser et alerter après la survenue d'un événement. Ces contrôles constituent une deuxième ligne de défense et vous alertent en cas d'événements de sécurité qui ont contourné les contrôles préventifs en place. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Contrôles de détection dans Implementing security controls on AWS.

cartographie de la chaîne de valeur du développement (DVSM)

Processus utilisé pour identifier et hiérarchiser les contraintes qui nuisent à la rapidité et à la qualité du cycle de vie du développement logiciel. DVSM étend le processus de cartographie de la chaîne de valeur initialement conçu pour les pratiques de production allégée. Il met l'accent sur les étapes et les équipes nécessaires pour créer et transférer de la valeur tout au long du processus de développement logiciel.

jumeau numérique

Représentation virtuelle d'un système réel, tel qu'un bâtiment, une usine, un équipement industriel ou une ligne de production. Les jumeaux numériques prennent en charge la maintenance prédictive, la surveillance à distance et l'optimisation de la production.

tableau des dimensions

Dans un schéma en étoile, table plus petite contenant les attributs de données relatifs aux données quantitatives d'une table de faits. Les attributs des tables de dimensions sont généralement des champs de texte ou des nombres discrets qui se comportent comme du texte. Ces attributs sont couramment utilisés pour la contrainte des requêtes, le filtrage et l'étiquetage des ensembles de résultats.

catastrophe

Un événement qui empêche une charge de travail ou un système d'atteindre ses objectifs commerciaux sur son site de déploiement principal. Ces événements peuvent être des

catastrophes naturelles, des défaillances techniques ou le résultat d'actions humaines, telles qu'une mauvaise configuration involontaire ou une attaque de logiciel malveillant.

reprise après sinistre (DR)

La stratégie et le processus que vous utilisez pour minimiser les temps d'arrêt et les pertes de données causés par un sinistre. Pour plus d'informations, consultez Disaster Recovery of Workloads on AWS : Recovery in the Cloud in the AWS Well-Architected Framework.

DML

Voir langage de manipulation de base de données.

conception axée sur le domaine

Approche visant à développer un système logiciel complexe en connectant ses composants à des domaines évolutifs, ou objectifs métier essentiels, que sert chaque composant. Ce concept a été introduit par Eric Evans dans son ouvrage Domain-Driven Design: Tackling Complexity in the Heart of Software (Boston : Addison-Wesley Professional, 2003). Pour plus d'informations sur l'utilisation du design piloté par domaine avec le modèle de figuier étrangleur, veuillez consulter Modernizing legacy Microsoft ASP.NET (ASMX) web services incrementally by using containers and Amazon API Gateway.

DR

Voir reprise après sinistre.

détection de dérive

Suivi des écarts par rapport à une configuration de référence. Par exemple, vous pouvez l'utiliser AWS CloudFormation pour détecter la dérive des ressources du système ou AWS Control Tower pour détecter les modifications de votre zone d'atterrissage susceptibles d'affecter le respect des exigences de gouvernance.

DVSM

Voir la cartographie de la chaîne de valeur du développement.

E

EDA

Voir analyse exploratoire des données.

EDI

Voir échange de données informatisé.

informatique de périphérie

Technologie qui augmente la puissance de calcul des appareils intelligents en périphérie d'un réseau IoT. Comparé au cloud computing, l'informatique de pointe peut réduire la latence des communications et améliorer le temps de réponse.

échange de données informatisé (EDI)

L'échange automatique de documents commerciaux entre les organisations. Pour plus d'informations, voir Qu'est-ce que l'échange de données informatisé ?

chiffrement

Processus informatique qui transforme des données en texte clair, lisibles par l'homme, en texte chiffré.

clé de chiffrement

Chaîne cryptographique de bits aléatoires générée par un algorithme cryptographique. La longueur des clés peut varier, et chaque clé est conçue pour être imprévisible et unique.

endianisme

Ordre selon lequel les octets sont stockés dans la mémoire de l'ordinateur. Les systèmes de poids fort stockent d'abord l'octet le plus significatif. Les systèmes de poids faible stockent d'abord l'octet le moins significatif.

point de terminaison

Voir point de terminaison de service.

service de point de terminaison

Service que vous pouvez héberger sur un cloud privé virtuel (VPC) pour le partager avec d'autres utilisateurs. Vous pouvez créer un service de point de terminaison avec AWS PrivateLink et accorder des autorisations à d'autres Comptes AWS ou à Gestion des identités et des accès AWS (IAM) principaux. Ces comptes ou principaux peuvent se connecter à votre service de point de terminaison de manière privée en créant des points de terminaison d'un VPC d'interface. Pour plus d'informations, veuillez consulter Création d'un service de point de terminaison dans la documentation Amazon Virtual Private Cloud (Amazon VPC).

planification des ressources d'entreprise (ERP)

Système qui automatise et gère les principaux processus métier (tels que la comptabilité, le MES et la gestion de projet) pour une entreprise.

chiffrement d'enveloppe

Processus de chiffrement d'une clé de chiffrement à l'aide d'une autre clé de chiffrement. Pour plus d'informations, consultez la section Chiffrement des enveloppes dans la documentation AWS Key Management Service (AWS KMS).

environment

Instance d'une application en cours d'exécution. Les types d'environnement les plus courants dans le cloud computing sont les suivants :

- Environnement de développement : instance d'une application en cours d'exécution à laquelle seule l'équipe principale chargée de la maintenance de l'application peut accéder. Les environnements de développement sont utilisés pour tester les modifications avant de les promouvoir dans les environnements supérieurs. Ce type d'environnement est parfois appelé environnement de test.
- Environnements inférieurs : tous les environnements de développement d'une application, tels que ceux utilisés pour les générations et les tests initiaux.
- Environnement de production : instance d'une application en cours d'exécution à laquelle les utilisateurs finaux peuvent accéder. Dans un CI/CD pipeline, l'environnement de production est le dernier environnement de déploiement.
- Environnements supérieurs : tous les environnements accessibles aux utilisateurs autres que l'équipe de développement principale. Ils peuvent inclure un environnement de production, des environnements de préproduction et des environnements pour les tests d'acceptation par les utilisateurs.

épopée

Dans les méthodologies agiles, catégories fonctionnelles qui aident à organiser et à prioriser votre travail. Les épopées fournissent une description détaillée des exigences et des tâches d'implémentation. Par exemple, les points forts de la AWS CAF en matière de sécurité incluent la gestion des identités et des accès, les contrôles de détection, la sécurité des infrastructures, la protection des données et la réponse aux incidents. Pour plus d'informations sur les épopées dans la stratégie de migration AWS , veuillez consulter le guide d'implémentation du programme.

ERP

Voir Planification des ressources d'entreprise.

analyse exploratoire des données (EDA)

Processus d'analyse d'un jeu de données pour comprendre ses principales caractéristiques. Vous collectez ou agrégez des données, puis vous effectuez des enquêtes initiales pour trouver des modèles, détecter des anomalies et vérifier les hypothèses. L'EDA est réalisée en calculant des statistiques récapitulatives et en créant des visualisations de données.

F

tableau des faits

La table centrale dans un schéma en étoile. Il stocke des données quantitatives sur les opérations commerciales. Généralement, une table de faits contient deux types de colonnes : celles qui contiennent des mesures et celles qui contiennent une clé étrangère pour une table de dimensions.

échouer rapidement

Une philosophie qui utilise des tests fréquents et progressifs pour réduire le cycle de vie du développement. C'est un élément essentiel d'une approche agile.

limite d'isolation des défauts

Dans le AWS Cloud, une limite telle qu'une zone de disponibilité Région AWS, un plan de contrôle ou un plan de données qui limite l'effet d'une panne et contribue à améliorer la résilience des charges de travail. Pour plus d'informations, consultez la section Limites d'isolation des AWS pannes.

branche de fonctionnalités

Voir succursale.

fonctionnalités

Les données d'entrée que vous utilisez pour faire une prédiction. Par exemple, dans un contexte de fabrication, les fonctionnalités peuvent être des images capturées périodiquement à partir de la ligne de fabrication.

importance des fonctionnalités

Le niveau d'importance d'une fonctionnalité pour les prédictions d'un modèle. Il s'exprime généralement sous la forme d'un score numérique qui peut être calculé à l'aide de différentes techniques, telles que la méthode Shapley Additive Explanations (SHAP) et les gradients intégrés. Pour plus d'informations, voir Interprétabilité du modèle d'apprentissage automatique avec AWS.

transformation de fonctionnalité

Optimiser les données pour le processus de ML, notamment en enrichissant les données avec des sources supplémentaires, en mettant à l'échelle les valeurs ou en extrayant plusieurs ensembles d'informations à partir d'un seul champ de données. Cela permet au modèle de ML de tirer parti des données. Par exemple, si vous décomposez la date « 2021-05-27 00:15:37 » en « 2021 », « mai », « jeudi » et « 15 », vous pouvez aider l'algorithme d'apprentissage à apprendre des modèles nuancés associés à différents composants de données.

invitation en quelques coups

Fournir à un LLM un petit nombre d'exemples illustrant la tâche et le résultat souhaité avant de lui demander d'effectuer une tâche similaire. Cette technique est une application de l'apprentissage contextuel, dans le cadre de laquelle les modèles apprennent à partir d'exemples (prises de vue) intégrés dans des instructions. Les instructions en quelques étapes peuvent être efficaces pour les tâches qui nécessitent un formatage, un raisonnement ou des connaissances de domaine spécifiques. Voir également l'invite Zero-Shot.

FGAC

Découvrez le contrôle d'accès détaillé.

contrôle d'accès détaillé (FGAC)

Utilisation de plusieurs conditions pour autoriser ou refuser une demande d'accès.

migration instantanée (flash-cut)

Méthode de migration de base de données qui utilise la réplication continue des données par le biais de la capture des données de modification afin de migrer les données dans les plus brefs délais, au lieu d'utiliser une approche progressive. L'objectif est de réduire au maximum les temps d'arrêt.

FM

Voir le modèle de fondation.

modèle de fondation (FM)

Un vaste réseau neuronal d'apprentissage profond qui s'est entraîné sur d'énormes ensembles de données généralisées et non étiquetées. FMs sont capables d'effectuer une grande variété de tâches générales, telles que comprendre le langage, générer du texte et des images et converser en langage naturel. Pour plus d'informations, voir Que sont les modèles de base ?

G

IA générative

Sous-ensemble de modèles d'IA qui ont été entraînés sur de grandes quantités de données et qui peuvent utiliser une simple invite textuelle pour créer de nouveaux contenus et artefacts, tels que des images, des vidéos, du texte et du son. Pour plus d'informations, consultez Qu'est-ce que l'IA générative.

blocage géographique

Voir les restrictions géographiques.

restrictions géographiques (blocage géographique)

Sur Amazon CloudFront, option permettant d'empêcher les utilisateurs de certains pays d'accéder aux distributions de contenu. Vous pouvez utiliser une liste d'autorisation ou une liste de blocage pour spécifier les pays approuvés et interdits. Pour plus d'informations, consultez la section Restreindre la distribution géographique de votre contenu dans la CloudFront documentation.

Flux de travail Gitflow

Approche dans laquelle les environnements inférieurs et supérieurs utilisent différentes branches dans un référentiel de code source. Le flux de travail Gitflow est considéré comme existant, et le flux de travail basé sur les troncs est l'approche moderne préférée.

image dorée

Un instantané d'un système ou d'un logiciel utilisé comme modèle pour déployer de nouvelles instances de ce système ou logiciel. Par exemple, dans le secteur de la fabrication, une image dorée peut être utilisée pour fournir des logiciels sur plusieurs appareils et contribue à améliorer la vitesse, l'évolutivité et la productivité des opérations de fabrication des appareils.

stratégie inédite

L'absence d'infrastructures existantes dans un nouvel environnement. Lorsque vous adoptez une stratégie inédite pour une architecture système, vous pouvez sélectionner toutes les nouvelles technologies sans restriction de compatibilité avec l'infrastructure existante, également appelée brownfield. Si vous étendez l'infrastructure existante, vous pouvez combiner des politiques brownfield (existantes) et greenfield (inédites).

barrière de protection

Règle de haut niveau qui permet de régir les ressources, les politiques et la conformité au sein des unités organisationnelles (OUs). Les barrières de protection préventives appliquent des politiques pour garantir l'alignement sur les normes de conformité. Elles sont mises en œuvre à l'aide de politiques de contrôle des services et de limites des autorisations IAM. Les barrières de protection de détection détectent les violations des politiques et les problèmes de conformité, et génèrent des alertes pour y remédier. Ils sont implémentés à l'aide d'Amazon AWS Config AWS Security Hub CSPM GuardDuty AWS Trusted Advisor, d'Amazon Inspector et de AWS Lambda contrôles personnalisés.

H

HA

Découvrez la haute disponibilité.

migration de base de données hétérogène

Migration de votre base de données source vers une base de données cible qui utilise un moteur de base de données différent (par exemple, Oracle vers Amazon Aurora). La migration hétérogène fait généralement partie d'un effort de réarchitecture, et la conversion du schéma peut s'avérer une tâche complexe. AWS propose AWS SCT qui facilite les conversions de schémas.

haute disponibilité (HA)

Capacité d'une charge de travail à fonctionner en continu, sans intervention, en cas de difficultés ou de catastrophes. Les systèmes HA sont conçus pour basculer automatiquement, fournir constamment des performances de haute qualité et gérer différentes charges et défaillances avec un impact minimal sur les performances.

modernisation des historiens

Approche utilisée pour moderniser et mettre à niveau les systèmes de technologie opérationnelle (OT) afin de mieux répondre aux besoins de l'industrie manufacturière. Un historien est un type de base de données utilisé pour collecter et stocker des données provenant de diverses sources dans une usine.

données de rétention

Partie de données historiques étiquetées qui n'est pas divulguée dans un ensemble de données utilisé pour entraîner un modèle d'apprentissage automatique. Vous pouvez utiliser les données de blocage pour évaluer les performances du modèle en comparant les prévisions du modèle aux données de blocage.

migration de base de données homogène

Migration de votre base de données source vers une base de données cible qui partage le même moteur de base de données (par exemple, Microsoft SQL Server vers Amazon RDS for SQL Server). La migration homogène s'inscrit généralement dans le cadre d'un effort de réhébergement ou de replateforme. Vous pouvez utiliser les utilitaires de base de données natifs pour migrer le schéma.

données chaudes

Données fréquemment consultées, telles que les données en temps réel ou les données translationnelles récentes. Ces données nécessitent généralement un niveau ou une classe de stockage à hautes performances pour fournir des réponses rapides aux requêtes.

correctif

Solution d'urgence à un problème critique dans un environnement de production. En raison de son urgence, un correctif est généralement créé en dehors du flux de travail de DevOps publication habituel.

période de soins intensifs

Immédiatement après le basculement, période pendant laquelle une équipe de migration gère et surveille les applications migrées dans le cloud afin de résoudre les problèmes éventuels. En règle générale, cette période dure de 1 à 4 jours. À la fin de la période de soins intensifs, l'équipe de migration transfère généralement la responsabilité des applications à l'équipe des opérations cloud.

I

IaC

Considérez l'infrastructure comme un code.

politique basée sur l’identité

Politique attachée à un ou plusieurs principaux IAM qui définit leurs autorisations au sein de l' AWS Cloud environnement.

application inactive

Application dont l'utilisation moyenne du processeur et de la mémoire se situe entre 5 et 20 % sur une période de 90 jours. Dans un projet de migration, il est courant de retirer ces applications ou de les retenir sur site.

IIo T

Voir Internet industriel des objets.

infrastructure immuable

Modèle qui déploie une nouvelle infrastructure pour les charges de travail de production au lieu de mettre à jour, d'appliquer des correctifs ou de modifier l'infrastructure existante. Les infrastructures immuables sont intrinsèquement plus cohérentes, fiables et prévisibles que les infrastructures mutables. Pour plus d'informations, consultez les meilleures pratiques de déploiement à l'aide d'une infrastructure immuable dans le AWS Well-Architected Framework.

VPC entrant (d'entrée)

Dans une architecture AWS multi-comptes, un VPC qui accepte, inspecte et achemine les connexions réseau depuis l'extérieur d'une application. L'architecture AWS de référence de sécurité recommande de configurer votre compte réseau avec les fonctions entrantes, sortantes et d'inspection VPCs afin de protéger l'interface bidirectionnelle entre votre application et l'Internet en général.

migration incrémentielle

Stratégie de basculement dans le cadre de laquelle vous migrez votre application par petites parties au lieu d'effectuer un basculement complet unique. Par exemple, il se peut que vous ne transfériez que quelques microservices ou utilisateurs vers le nouveau système dans un premier temps. Après avoir vérifié que tout fonctionne correctement, vous pouvez transférer

progressivement des microservices ou des utilisateurs supplémentaires jusqu'à ce que vous puissiez mettre hors service votre système hérité. Cette stratégie réduit les risques associés aux migrations de grande ampleur.

Industry 4.0

Un terme introduit par Klaus Schwab en 2016 pour désigner la modernisation des processus de fabrication grâce aux avancées en matière de connectivité, de données en temps réel, d'automatisation, d'analyse et d'IA/ML.

infrastructure

Ensemble des ressources et des actifs contenus dans l'environnement d'une application.

infrastructure en tant que code (IaC)

Processus de mise en service et de gestion de l'infrastructure d'une application via un ensemble de fichiers de configuration. IaC est conçue pour vous aider à centraliser la gestion de l'infrastructure, à normaliser les ressources et à mettre à l'échelle rapidement afin que les nouveaux environnements soient reproductibles, fiables et cohérents.

Internet industriel des objets (IIoT)

L'utilisation de capteurs et d'appareils connectés à Internet dans les secteurs industriels tels que la fabrication, l'énergie, l'automobile, les soins de santé, les sciences de la vie et l'agriculture. Pour plus d'informations, voir Élaboration d'une stratégie de transformation numérique de l'Internet des objets (IIoT) industriel.

VPC d'inspection

Dans une architecture AWS multi-comptes, un VPC centralisé qui gère les inspections du trafic réseau VPCs entre (identique ou Régions AWS différent), Internet et les réseaux locaux. L'architecture AWS de référence de sécurité recommande de configurer votre compte réseau avec les fonctions entrantes, sortantes et d'inspection VPCs afin de protéger l'interface bidirectionnelle entre votre application et l'Internet en général.

Internet des objets (IoT)

Réseau d'objets physiques connectés dotés de capteurs ou de processeurs intégrés qui communiquent avec d'autres appareils et systèmes via Internet ou via un réseau de communication local. Pour plus d'informations, veuillez consulter la section Qu'est-ce que l'IoT ?.

interprétabilité

Caractéristique d'un modèle de machine learning qui décrit dans quelle mesure un être humain peut comprendre comment les prédictions du modèle dépendent de ses entrées. Pour plus d'informations, voir Interprétabilité du modèle d'apprentissage automatique avec AWS.

IoT

Voir Internet des objets.

Bibliothèque d'informations informatiques (ITIL)

Ensemble de bonnes pratiques pour proposer des services informatiques et les aligner sur les exigences métier. L'ITIL constitue la base de l'ITSM.

gestion des services informatiques (ITSM)

Activités associées à la conception, à la mise en œuvre, à la gestion et à la prise en charge de services informatiques d'une organisation. Pour plus d'informations sur l'intégration des opérations cloud aux outils ITSM, veuillez consulter le guide d'intégration des opérations.

ITIL

Consultez la bibliothèque d'informations informatiques.

ITSM

Voir Gestion des services informatiques.

L

contrôle d'accès basé sur des étiquettes (LBAC)

Une implémentation du contrôle d'accès obligatoire (MAC) dans laquelle une valeur d'étiquette de sécurité est explicitement attribuée aux utilisateurs et aux données elles-mêmes. L'intersection entre l'étiquette de sécurité utilisateur et l'étiquette de sécurité des données détermine les lignes et les colonnes visibles par l'utilisateur.

zone de destination

Une zone d'atterrissage est un AWS environnement multi-comptes bien conçu, évolutif et sécurisé. Il s'agit d'un point de départ à partir duquel vos entreprises peuvent rapidement lancer et déployer des charges de travail et des applications en toute confiance dans leur environnement de sécurité et d'infrastructure. Pour plus d'informations sur les zones de destination, veuillez consulter Setting up a secure and scalable multi-account AWS environment.

grand modèle de langage (LLM)

Un modèle d'intelligence artificielle basé sur le deep learning qui est préentraîné sur une grande quantité de données. Un LLM peut effectuer plusieurs tâches, telles que répondre à des questions, résumer des documents, traduire du texte dans d'autres langues et compléter des phrases. Pour plus d'informations, voir Que sont LLMs.

migration de grande envergure

Migration de 300 serveurs ou plus.

LBAC

Voir contrôle d'accès basé sur des étiquettes.

principe de moindre privilège

Bonne pratique de sécurité qui consiste à accorder les autorisations minimales nécessaires à l'exécution d'une tâche. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Accorder les autorisations de moindre privilège dans la documentation IAM.

lift and shift

Voir 7 Rs.

système de poids faible

Système qui stocke d'abord l'octet le moins significatif. Voir aussi endianité.

LLM

Voir le grand modèle de langage.

environnements inférieurs

Voir environnement.

M

machine learning (ML)

Type d'intelligence artificielle qui utilise des algorithmes et des techniques pour la reconnaissance et l'apprentissage de modèles. Le ML analyse et apprend à partir de données enregistrées, telles que les données de l'Internet des objets (IoT), pour générer un modèle statistique basé sur des modèles. Pour plus d'informations, veuillez consulter Machine Learning.

branche principale

Voir succursale.

malware

Logiciel conçu pour compromettre la sécurité ou la confidentialité de l'ordinateur. Les logiciels malveillants peuvent perturber les systèmes informatiques, divulguer des informations sensibles ou obtenir un accès non autorisé. Parmi les malwares, on peut citer les virus, les vers, les rançongiciels, les chevaux de Troie, les logiciels espions et les enregistreurs de frappe.

services gérés

Services AWS pour lequel AWS fonctionnent la couche d'infrastructure, le système d'exploitation et les plateformes, et vous accédez aux points de terminaison pour stocker et récupérer des données. Amazon Simple Storage Service (Amazon S3) et Amazon DynamoDB sont des exemples de services gérés. Ils sont également connus sous le nom de services abstraits.

système d'exécution de la fabrication (MES)

Un système logiciel pour le suivi, la surveillance, la documentation et le contrôle des processus de production qui convertissent les matières premières en produits finis dans l'atelier.

MAP

Voir Migration Acceleration Program.

mécanisme

Processus complet au cours duquel vous créez un outil, favorisez son adoption, puis inspectez les résultats afin de procéder aux ajustements nécessaires. Un mécanisme est un cycle qui se renforce et s'améliore lorsqu'il fonctionne. Pour plus d'informations, voir Création de mécanismes dans le cadre AWS Well-Architected.

compte membre

Tous, à l' Comptes AWS exception du compte de gestion, qui font partie d'une organisation dans AWS Organizations. Un compte ne peut être membre que d'une seule organisation à la fois.

MAILLES

Voir le système d'exécution de la fabrication.

Transport télémétrique en file d'attente de messages (MQTT)

Protocole de communication léger machine-to-machine (M2M), basé sur le modèle de publication/d'abonnement, pour les appareils IoT aux ressources limitées.

microservice

Un petit service indépendant qui communique via un réseau bien défini APIs et qui est généralement détenu par de petites équipes autonomes. Par exemple, un système d'assurance peut inclure des microservices qui mappent à des capacités métier, telles que les ventes ou le marketing, ou à des sous-domaines, tels que les achats, les réclamations ou l'analytique. Les avantages des microservices incluent l'agilité, la flexibilité de la mise à l'échelle, la facilité de déploiement, la réutilisation du code et la résilience. Pour plus d'informations, consultez la section Intégration de microservices à l'aide de services AWS sans serveur.

architecture de microservices

Approche de création d'une application avec des composants indépendants qui exécutent chaque processus d'application en tant que microservice. Ces microservices communiquent via une interface bien définie en utilisant Lightweight. APIs Chaque microservice de cette architecture peut être mis à jour, déployé et mis à l'échelle pour répondre à la demande de fonctions spécifiques d'une application. Pour plus d'informations, consultez la section Implémentation de microservices sur AWS.

Programme d'accélération des migrations (MAP)

Un AWS programme qui fournit un support de conseil, des formations et des services pour aider les entreprises à établir une base opérationnelle solide pour passer au cloud, et pour aider à compenser le coût initial des migrations. MAP inclut une méthodologie de migration pour exécuter les migrations héritées de manière méthodique, ainsi qu'un ensemble d'outils pour automatiser et accélérer les scénarios de migration courants.

migration à grande échelle

Processus consistant à transférer la majeure partie du portefeuille d'applications vers le cloud par vagues, un plus grand nombre d'applications étant déplacées plus rapidement à chaque vague. Cette phase utilise les bonnes pratiques et les enseignements tirés des phases précédentes pour implémenter une usine de migration d'équipes, d'outils et de processus en vue de rationaliser la migration des charges de travail grâce à l'automatisation et à la livraison agile. Il s'agit de la troisième phase de la stratégie de migration AWS.

usine de migration

Équipes interfonctionnelles qui rationalisent la migration des charges de travail grâce à des approches automatisées et agiles. Les équipes de Migration Factory comprennent généralement des responsables des opérations, des analystes commerciaux et des propriétaires, des ingénieurs de migration, des développeurs et DevOps des professionnels travaillant dans le cadre de sprints.

Entre 20 et 50 % du portefeuille d'applications d'entreprise est constitué de modèles répétés qui peuvent être optimisés par une approche d'usine. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique discussion of migration factories et le guide Cloud Migration Factory dans cet ensemble de contenus.

métadonnées de migration

Informations relatives à l'application et au serveur nécessaires pour finaliser la migration. Chaque modèle de migration nécessite un ensemble de métadonnées de migration différent. Les exemples de métadonnées de migration incluent le sous-réseau cible, le groupe de sécurité et le AWS compte.

modèle de migration

Tâche de migration reproductible qui détaille la stratégie de migration, la destination de la migration et l'application ou le service de migration utilisé. Exemple : réorganisez la migration vers Amazon EC2 AWS avec le service de migration d'applications.

Évaluation du portefeuille de migration (MPA)

Outil en ligne qui fournit des informations pour valider l'analyse de rentabilisation en faveur de la migration vers le. AWS Cloud La MPA propose une évaluation détaillée du portefeuille (dimensionnement approprié des serveurs, tarification, comparaison du coût total de possession, analyse des coûts de migration), ainsi que la planification de la migration (analyse et collecte des données d'applications, regroupement des applications, priorisation des migrations et planification des vagues). L'outil MPA (connexion requise) est disponible gratuitement pour tous les AWS consultants et consultants APN Partner.

Évaluation de la préparation à la migration (MRA)

Processus qui consiste à obtenir des informations sur l'état de préparation d'une organisation au cloud, à identifier les forces et les faiblesses et à élaborer un plan d'action pour combler les lacunes identifiées, à l'aide du AWS CAF. Pour plus d'informations, veuillez consulter le guide de préparation à la migration. La MRA est la première phase de la stratégie de migration AWS.

stratégie de migration

L'approche utilisée pour migrer une charge de travail vers le AWS Cloud. Pour plus d'informations, reportez-vous aux 7 R de ce glossaire et à Mobiliser votre organisation pour accélérer les migrations à grande échelle.

ML

Voir apprentissage automatique.

modernisation

Transformation d'une application obsolète (héritée ou monolithique) et de son infrastructure en un système agile, élastique et hautement disponible dans le cloud afin de réduire les coûts, de gagner en efficacité et de tirer parti des innovations. Pour plus d'informations, consultez la section Stratégie de modernisation des applications dans le AWS Cloud.

évaluation de la préparation à la modernisation

Évaluation qui permet de déterminer si les applications d'une organisation sont prêtes à être modernisées, d'identifier les avantages, les risques et les dépendances, et qui détermine dans quelle mesure l'organisation peut prendre en charge l'état futur de ces applications. Le résultat de l'évaluation est un plan de l'architecture cible, une feuille de route détaillant les phases de développement et les étapes du processus de modernisation, ainsi qu'un plan d'action pour combler les lacunes identifiées. Pour plus d'informations, consultez la section Évaluation de l'état de préparation à la modernisation des applications dans le AWS Cloud.

applications monolithiques (monolithes)

Applications qui s'exécutent en tant que service unique avec des processus étroitement couplés. Les applications monolithiques ont plusieurs inconvénients. Si une fonctionnalité de l'application connaît un pic de demande, l'architecture entière doit être mise à l'échelle. L'ajout ou l'amélioration des fonctionnalités d'une application monolithique devient également plus complexe lorsque la base de code s'élargit. Pour résoudre ces problèmes, vous pouvez utiliser une architecture de microservices. Pour plus d'informations, veuillez consulter Decomposing monoliths into microservices.

MPA

Voir Évaluation du portefeuille de migration.

MQTT

Voir Message Queuing Telemetry Transport.

classification multi-classes

Processus qui permet de générer des prédictions pour plusieurs classes (prédiction d'un résultat parmi plus de deux). Par exemple, un modèle de ML peut demander « Ce produit est-il un livre, une voiture ou un téléphone ? » ou « Quelle catégorie de produits intéresse le plus ce client ? ».

infrastructure mutable

Modèle qui met à jour et modifie l'infrastructure existante pour les charges de travail de production. Pour améliorer la cohérence, la fiabilité et la prévisibilité, le AWS Well-Architected Framework recommande l'utilisation d'une infrastructure immuable comme meilleure pratique.

O

OAC

Voir Contrôle d'accès à l'origine.

OAI

Voir l'identité d'accès à l'origine.

OCM

Voir gestion du changement organisationnel.

migration hors ligne

Méthode de migration dans laquelle la charge de travail source est supprimée au cours du processus de migration. Cette méthode implique un temps d'arrêt prolongé et est généralement utilisée pour de petites charges de travail non critiques.

OI

Consultez la section Intégration des opérations.

OLA

Voir l'accord au niveau opérationnel.

migration en ligne

Méthode de migration dans laquelle la charge de travail source est copiée sur le système cible sans être mise hors ligne. Les applications connectées à la charge de travail peuvent continuer à fonctionner pendant la migration. Cette méthode implique un temps d'arrêt nul ou minimal et est généralement utilisée pour les charges de travail de production critiques.

OPC-UA

Voir Open Process Communications - Architecture unifiée.

Communications par processus ouvert - Architecture unifiée (OPC-UA)

Un protocole de communication machine-to-machine (M2M) pour l'automatisation industrielle. L'OPC-UA fournit une norme d'interopérabilité avec des schémas de cryptage, d'authentification et d'autorisation des données.

accord au niveau opérationnel (OLA)

Accord qui précise ce que les groupes informatiques fonctionnels s'engagent à fournir les uns aux autres, afin de prendre en charge un contrat de niveau de service (SLA).

examen de l'état de préparation opérationnelle (ORR)

Une liste de questions et de bonnes pratiques associées qui vous aident à comprendre, à évaluer, à prévenir ou à réduire l'ampleur des incidents et des défaillances possibles. Pour plus d'informations, voir Operational Readiness Reviews (ORR) dans le AWS Well-Architected Framework.

technologie opérationnelle (OT)

Systèmes matériels et logiciels qui fonctionnent avec l'environnement physique pour contrôler les opérations, les équipements et les infrastructures industriels. Dans le secteur manufacturier, l'intégration des systèmes OT et des technologies de l'information (IT) est au cœur des transformations de l'industrie 4.0.

intégration des opérations (OI)

Processus de modernisation des opérations dans le cloud, qui implique la planification de la préparation, l'automatisation et l'intégration. Pour en savoir plus, veuillez consulter le guide d'intégration des opérations.

journal de suivi d'organisation

Un parcours créé par AWS CloudTrail qui enregistre tous les événements pour tous les membres Comptes AWS d'une organisation dans AWS Organizations. Ce journal de suivi est créé dans chaque Compte AWS qui fait partie de l'organisation et suit l'activité de chaque compte. Pour plus d'informations, consultez la section Création d'un suivi pour une organisation dans la CloudTrail documentation.

gestion du changement organisationnel (OCM)

Cadre pour gérer les transformations métier majeures et perturbatrices du point de vue des personnes, de la culture et du leadership. L'OCM aide les organisations à se préparer et à effectuer la transition vers de nouveaux systèmes et de nouvelles politiques en accélérant

l'adoption des changements, en abordant les problèmes de transition et en favorisant des changements culturels et organisationnels. Dans la stratégie de AWS migration, ce cadre est appelé accélération du personnel, en raison de la rapidité du changement requise dans les projets d'adoption du cloud. Pour plus d'informations, veuillez consulter le guide OCM.

contrôle d'accès d'origine (OAC)

Dans CloudFront, une option améliorée pour restreindre l'accès afin de sécuriser votre contenu Amazon Simple Storage Service (Amazon S3). L'OAC prend en charge tous les compartiments S3 dans leur ensemble Régions AWS, le chiffrement côté serveur avec AWS KMS (SSE-KMS) et les requêtes dynamiques PUT adressées au compartiment S3. DELETE

identité d'accès d'origine (OAI)

Dans CloudFront, une option permettant de restreindre l'accès afin de sécuriser votre contenu Amazon S3. Lorsque vous utilisez OAI, il CloudFront crée un principal auprès duquel Amazon S3 peut s'authentifier. Les principaux authentifiés peuvent accéder au contenu d'un compartiment S3 uniquement via une distribution spécifique CloudFront . Voir également OAC, qui fournit un contrôle d'accès plus précis et amélioré.

ORR

Voir l'examen de l'état de préparation opérationnelle.

DE

Voir technologie opérationnelle.

VPC sortant (de sortie)

Dans une architecture AWS multi-comptes, un VPC qui gère les connexions réseau initiées depuis une application. L'architecture AWS de référence de sécurité recommande de configurer votre compte réseau avec les fonctions entrantes, sortantes et d'inspection VPCs afin de protéger l'interface bidirectionnelle entre votre application et l'Internet en général.

P

limite des autorisations

Politique de gestion IAM attachée aux principaux IAM pour définir les autorisations maximales que peut avoir l'utilisateur ou le rôle. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Limites des autorisations dans la documentation IAM.

informations personnelles identifiables (PII)

Informations qui, lorsqu'elles sont consultées directement ou associées à d'autres données connexes, peuvent être utilisées pour déduire raisonnablement l'identité d'une personne. Les exemples d'informations personnelles incluent les noms, les adresses et les informations de contact.

PII

Voir les informations personnelles identifiables.

manuel stratégique

Ensemble d'étapes prédéfinies qui capturent le travail associé aux migrations, comme la fourniture de fonctions d'opérations de base dans le cloud. Un manuel stratégique peut revêtir la forme de scripts, de runbooks automatisés ou d'un résumé des processus ou des étapes nécessaires au fonctionnement de votre environnement modernisé.

PLC

Voir contrôleur logique programmable.

PLM

Consultez la section Gestion du cycle de vie des produits.

policy

Objet capable de définir les autorisations (voir la politique basée sur l'identité), de spécifier les conditions d'accès (voir la politique basée sur les ressources) ou de définir les autorisations maximales pour tous les comptes d'une organisation dans AWS Organizations (voir la politique de contrôle des services).

persistance polyglotte

Choix indépendant de la technologie de stockage de données d'un microservice en fonction des modèles d'accès aux données et d'autres exigences. Si vos microservices utilisent la même technologie de stockage de données, ils peuvent rencontrer des difficultés d'implémentation ou présenter des performances médiocres. Les microservices sont plus faciles à mettre en œuvre, atteignent de meilleures performances, ainsi qu'une meilleure capacité de mise à l'échelle s'ils utilisent l'entrepôt de données le mieux adapté à leurs besoins.

évaluation du portefeuille

Processus de découverte, d'analyse et de priorisation du portefeuille d'applications afin de planifier la migration. Pour plus d'informations, veuillez consulter Evaluating migration readiness.

predicate

Une condition de requête qui renvoie `true` ou`false`, généralement située dans une `WHERE` clause.

prédicat pushdown

Technique d'optimisation des requêtes de base de données qui filtre les données de la requête avant le transfert. Cela réduit la quantité de données qui doivent être extraites et traitées à partir de la base de données relationnelle et améliore les performances des requêtes.

contrôle préventif

Contrôle de sécurité conçu pour empêcher qu'un événement ne se produise. Ces contrôles constituent une première ligne de défense pour empêcher tout accès non autorisé ou toute modification indésirable de votre réseau. Pour plus d'informations, veuillez consulter Preventative controls dans Implementing security controls on AWS.

principal

Entité AWS capable d'effectuer des actions et d'accéder aux ressources. Cette entité est généralement un utilisateur root pour un Compte AWS rôle IAM ou un utilisateur. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Principal dans Termes et concepts relatifs aux rôles, dans la documentation IAM.

confidentialité dès la conception

Une approche d'ingénierie système qui prend en compte la confidentialité tout au long du processus de développement.

zones hébergées privées

Conteneur contenant des informations sur la manière dont vous souhaitez qu'Amazon Route 53 réponde aux requêtes DNS pour un domaine et ses sous-domaines au sein d'un ou de plusieurs VPCs domaines. Pour plus d'informations, veuillez consulter Working with private hosted zones dans la documentation Route 53.

contrôle proactif

Contrôle de sécurité conçu pour empêcher le déploiement de ressources non conformes. Ces contrôles analysent les ressources avant qu'elles ne soient provisionnées. Si la ressource n'est pas conforme au contrôle, elle n'est pas provisionnée. Pour plus d'informations, consultez le guide de référence sur les contrôles dans la AWS Control Tower documentation et consultez la section Contrôles proactifs dans Implémentation des contrôles de sécurité sur AWS.

gestion du cycle de vie des produits (PLM)

Gestion des données et des processus d'un produit tout au long de son cycle de vie, depuis la conception, le développement et le lancement, en passant par la croissance et la maturité, jusqu'au déclin et au retrait.

environnement de production

Voir environnement.

contrôleur logique programmable (PLC)

Dans le secteur manufacturier, un ordinateur hautement fiable et adaptable qui surveille les machines et automatise les processus de fabrication.

chaînage rapide

Utiliser le résultat d'une invite LLM comme entrée pour l'invite suivante afin de générer de meilleures réponses. Cette technique est utilisée pour décomposer une tâche complexe en sous-tâches ou pour affiner ou développer de manière itérative une réponse préliminaire. Cela permet d'améliorer la précision et la pertinence des réponses d'un modèle et permet d'obtenir des résultats plus précis et personnalisés.

pseudonymisation

Processus de remplacement des identifiants personnels dans un ensemble de données par des valeurs fictives. La pseudonymisation peut contribuer à protéger la vie privée. Les données pseudonymisées sont toujours considérées comme des données personnelles.

publish/subscribe (pub/sub)

Modèle qui permet des communications asynchrones entre les microservices afin d'améliorer l'évolutivité et la réactivité. Par exemple, dans un MES basé sur des microservices, un microservice peut publier des messages d'événements sur un canal auquel d'autres microservices peuvent s'abonner. Le système peut ajouter de nouveaux microservices sans modifier le service de publication.

Q

plan de requête

Série d'étapes, telles que des instructions, utilisées pour accéder aux données d'un système de base de données relationnelle SQL.

régression du plan de requêtes

Le cas où un optimiseur de service de base de données choisit un plan moins optimal qu'avant une modification donnée de l'environnement de base de données. Cela peut être dû à des changements en termes de statistiques, de contraintes, de paramètres d'environnement, de liaisons de paramètres de requêtes et de mises à jour du moteur de base de données.

R

Matrice RACI

Voir responsable, responsable, consulté, informé (RACI).

RAG

Voir Retrieval Augmented Generation.

rançongiciel

Logiciel malveillant conçu pour bloquer l'accès à un système informatique ou à des données jusqu'à ce qu'un paiement soit effectué.

Matrice RASCI

Voir responsable, responsable, consulté, informé (RACI).

RCAC

Voir contrôle d'accès aux lignes et aux colonnes.

réplica en lecture

Copie d'une base de données utilisée en lecture seule. Vous pouvez acheminer les requêtes vers le réplica de lecture pour réduire la charge sur votre base de données principale.

réarchitecte

Voir 7 Rs.

objectif de point de récupération (RPO)

Durée maximale acceptable depuis le dernier point de récupération des données. Il détermine ce qui est considéré comme étant une perte de données acceptable entre le dernier point de reprise et l’interruption du service.

objectif de temps de récupération (RTO)

Le délai maximum acceptable entre l'interruption du service et le rétablissement du service.

refactoriser

Voir 7 Rs.

Région

Un ensemble de AWS ressources dans une zone géographique. Chacun Région AWS est isolé et indépendant des autres pour garantir tolérance aux pannes, stabilité et résilience. Pour plus d'informations, voir Spécifier ce que Régions AWS votre compte peut utiliser.

régression

Technique de ML qui prédit une valeur numérique. Par exemple, pour résoudre le problème « Quel sera le prix de vente de cette maison ? », un modèle de ML pourrait utiliser un modèle de régression linéaire pour prédire le prix de vente d'une maison sur la base de faits connus à son sujet (par exemple, la superficie en mètres carrés).

réhéberger

Voir 7 Rs.

version

Dans un processus de déploiement, action visant à promouvoir les modifications apportées à un environnement de production.

déplacer

Voir 7 Rs.

replateforme

Voir 7 Rs.

rachat

Voir 7 Rs.

résilience

La capacité d'une application à résister aux perturbations ou à s'en remettre. La haute disponibilité et la reprise après sinistre sont des considérations courantes lors de la planification de la résilience dans le AWS Cloud. Pour plus d'informations, consultez AWS Cloud Résilience.

politique basée sur les ressources

Politique attachée à une ressource, comme un compartiment Amazon S3, un point de terminaison ou une clé de chiffrement. Ce type de politique précise les principaux auxquels l'accès est autorisé, les actions prises en charge et toutes les autres conditions qui doivent être remplies.

matrice responsable, redevable, consulté et informé (RACI)

Une matrice qui définit les rôles et les responsabilités de toutes les parties impliquées dans les activités de migration et les opérations cloud. Le nom de la matrice est dérivé des types de responsabilité définis dans la matrice : responsable (R), responsable (A), consulté (C) et informé (I). Le type de support (S) est facultatif. Si vous incluez le support, la matrice est appelée matrice RASCI, et si vous l'excluez, elle est appelée matrice RACI.

contrôle réactif

Contrôle de sécurité conçu pour permettre de remédier aux événements indésirables ou aux écarts par rapport à votre référence de sécurité. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Responsive controls dans Implementing security controls on AWS.

retain

Voir 7 Rs.

se retirer

Voir 7 Rs.

Génération augmentée de récupération (RAG)

Technologie d'IA générative dans laquelle un LLM fait référence à une source de données faisant autorité qui se trouve en dehors de ses sources de données de formation avant de générer une réponse. Par exemple, un modèle RAG peut effectuer une recherche sémantique dans la base de connaissances ou dans les données personnalisées d'une organisation. Pour plus d'informations, voir Qu'est-ce que RAG ?

rotation

Processus de mise à jour périodique d'un secret pour empêcher un attaquant d'accéder aux informations d'identification.

contrôle d'accès aux lignes et aux colonnes (RCAC)

Utilisation d'expressions SQL simples et flexibles dotées de règles d'accès définies. Le RCAC comprend des autorisations de ligne et des masques de colonnes.

RPO

Voir l'objectif du point de récupération.

RTO

Voir l'objectif en matière de temps de rétablissement.

runbook

Ensemble de procédures manuelles ou automatisées nécessaires à l'exécution d'une tâche spécifique. Elles visent généralement à rationaliser les opérations ou les procédures répétitives présentant des taux d'erreur élevés.

S

SAML 2.0

Un standard ouvert utilisé par de nombreux fournisseurs d'identité (IdPs). Cette fonctionnalité permet l'authentification unique fédérée (SSO), afin que les utilisateurs puissent se connecter AWS Management Console ou appeler les opérations de l' AWS API sans que vous ayez à créer un utilisateur dans IAM pour tous les membres de votre organisation. Pour plus d'informations sur la fédération SAML 2.0, veuillez consulter À propos de la fédération SAML 2.0 dans la documentation IAM.

SCADA

Voir Contrôle de supervision et acquisition de données.

SCP

Voir la politique de contrôle des services.

secret

Dans AWS Secrets Manager des informations confidentielles ou restreintes, telles qu'un mot de passe ou des informations d'identification utilisateur, que vous stockez sous forme cryptée. Il comprend la valeur secrète et ses métadonnées. La valeur secrète peut être binaire, une chaîne unique ou plusieurs chaînes. Pour plus d'informations, voir Que contient le secret d'un Secrets Manager ? dans la documentation de Secrets Manager.

sécurité dès la conception

Une approche d'ingénierie système qui prend en compte la sécurité tout au long du processus de développement.

contrôle de sécurité

Barrière de protection technique ou administrative qui empêche, détecte ou réduit la capacité d'un assaillant d'exploiter une vulnérabilité de sécurité. Il existe quatre principaux types de contrôles de sécurité : préventifs, détectifs, réactifs et proactifs.

renforcement de la sécurité

Processus qui consiste à réduire la surface d'attaque pour la rendre plus résistante aux attaques. Cela peut inclure des actions telles que la suppression de ressources qui ne sont plus requises, la mise en œuvre des bonnes pratiques de sécurité consistant à accorder le moindre privilège ou la désactivation de fonctionnalités inutiles dans les fichiers de configuration.

système de gestion des informations et des événements de sécurité (SIEM)

Outils et services qui associent les systèmes de gestion des informations de sécurité (SIM) et de gestion des événements de sécurité (SEM). Un système SIEM collecte, surveille et analyse les données provenant de serveurs, de réseaux, d'appareils et d'autres sources afin de détecter les menaces et les failles de sécurité, mais aussi de générer des alertes.

automatisation des réponses de sécurité

Action prédéfinie et programmée conçue pour répondre automatiquement à un événement de sécurité ou y remédier. Ces automatisations servent de contrôles de sécurité détectifs ou réactifs qui vous aident à mettre en œuvre les meilleures pratiques en matière AWS de sécurité. Parmi les actions de réponse automatique, citons la modification d'un groupe de sécurité VPC, l'application de correctifs à une instance Amazon EC2 ou la rotation des informations d'identification.

chiffrement côté serveur

Chiffrement des données à destination, par celui Service AWS qui les reçoit.

Politique de contrôle des services (SCP)

Politique qui fournit un contrôle centralisé des autorisations pour tous les comptes d'une organisation dans AWS Organizations. SCPs définissez des garde-fous ou des limites aux actions qu'un administrateur peut déléguer à des utilisateurs ou à des rôles. Vous pouvez les utiliser SCPs comme listes d'autorisation ou de refus pour spécifier les services ou les actions autorisés ou interdits. Pour plus d'informations, consultez la section Politiques de contrôle des services dans la AWS Organizations documentation.

point de terminaison du service

URL du point d'entrée pour un Service AWS. Pour vous connecter par programmation au service cible, vous pouvez utiliser un point de terminaison. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Service AWS endpoints dans Références générales AWS.

contrat de niveau de service (SLA)

Accord qui précise ce qu'une équipe informatique promet de fournir à ses clients, comme le temps de disponibilité et les performances des services.

indicateur de niveau de service (SLI)

Mesure d'un aspect des performances d'un service, tel que son taux d'erreur, sa disponibilité ou son débit.

objectif de niveau de service (SLO)

Mesure cible qui représente l'état d'un service, tel que mesuré par un indicateur de niveau de service.

modèle de responsabilité partagée

Un modèle décrivant la responsabilité que vous partagez en matière AWS de sécurité et de conformité dans le cloud. AWS est responsable de la sécurité du cloud, alors que vous êtes responsable de la sécurité dans le cloud. Pour de plus amples informations, veuillez consulter Modèle de responsabilité partagée.

SIEM

Consultez les informations de sécurité et le système de gestion des événements.

point de défaillance unique (SPOF)

Défaillance d'un seul composant critique d'une application susceptible de perturber le système.

SLA

Voir le contrat de niveau de service.

SLI

Voir l'indicateur de niveau de service.

SLO

Voir l'objectif de niveau de service.

split-and-seed modèle

Modèle permettant de mettre à l'échelle et d'accélérer les projets de modernisation. Au fur et à mesure que les nouvelles fonctionnalités et les nouvelles versions de produits sont définies, l'équipe principale se divise pour créer des équipes de produit. Cela permet de mettre à l'échelle les capacités et les services de votre organisation, d'améliorer la productivité des développeurs et de favoriser une innovation rapide. Pour plus d'informations, voir Approche progressive de la modernisation des applications dans le. AWS Cloud

SPOF

Voir point de défaillance unique.

schéma en étoile

Structure organisationnelle de base de données qui utilise une grande table de faits pour stocker les données transactionnelles ou mesurées et utilise une ou plusieurs tables dimensionnelles plus petites pour stocker les attributs des données. Cette structure est conçue pour être utilisée dans un entrepôt de données ou à des fins de business intelligence.

modèle de figuier étrangleur

Approche de modernisation des systèmes monolithiques en réécrivant et en remplaçant progressivement les fonctionnalités du système jusqu'à ce que le système hérité puisse être mis hors service. Ce modèle utilise l'analogie d'un figuier de vigne qui se développe dans un arbre existant et qui finit par supplanter son hôte. Le schéma a été présenté par Martin Fowler comme un moyen de gérer les risques lors de la réécriture de systèmes monolithiques. Pour obtenir un exemple d'application de ce modèle, veuillez consulter Modernizing legacy Microsoft ASP.NET (ASMX) web services incrementally by using containers and Amazon API Gateway.

sous-réseau

Plage d'adresses IP dans votre VPC. Un sous-réseau doit se trouver dans une seule zone de disponibilité.

contrôle de supervision et acquisition de données (SCADA)

Dans le secteur manufacturier, un système qui utilise du matériel et des logiciels pour surveiller les actifs physiques et les opérations de production.

chiffrement symétrique

Algorithme de chiffrement qui utilise la même clé pour chiffrer et déchiffrer les données.

tests synthétiques

Tester un système de manière à simuler les interactions des utilisateurs afin de détecter les problèmes potentiels ou de surveiller les performances. Vous pouvez utiliser Amazon CloudWatch Synthetics pour créer ces tests.

invite du système

Technique permettant de fournir un contexte, des instructions ou des directives à un LLM afin d'orienter son comportement. Les instructions du système aident à définir le contexte et à établir des règles pour les interactions avec les utilisateurs.

T

tags

Des paires clé-valeur qui agissent comme des métadonnées pour organiser vos AWS ressources. Les balises peuvent vous aider à gérer, identifier, organiser, rechercher et filtrer des ressources. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Balisage de vos AWS ressources.

variable cible

La valeur que vous essayez de prédire dans le cadre du ML supervisé. Elle est également qualifiée de variable de résultat. Par exemple, dans un environnement de fabrication, la variable cible peut être un défaut du produit.

liste de tâches

Outil utilisé pour suivre les progrès dans un runbook. Liste de tâches qui contient une vue d'ensemble du runbook et une liste des tâches générales à effectuer. Pour chaque tâche générale, elle inclut le temps estimé nécessaire, le propriétaire et l'avancement.

environnement de test

Voir environnement.

entraînement

Pour fournir des données à partir desquelles votre modèle de ML peut apprendre. Les données d'entraînement doivent contenir la bonne réponse. L'algorithme d'apprentissage identifie des modèles dans les données d'entraînement, qui mettent en correspondance les attributs des données d'entrée avec la cible (la réponse que vous souhaitez prédire). Il fournit un modèle de ML

qui capture ces modèles. Vous pouvez alors utiliser le modèle de ML pour obtenir des prédictions sur de nouvelles données pour lesquelles vous ne connaissez pas la cible.

passerelle de transit

Un hub de transit réseau que vous pouvez utiliser pour interconnecter vos réseaux VPCs et ceux sur site. Pour plus d'informations, voir Qu'est-ce qu'une passerelle de transit dans la AWS Transit Gateway documentation.

flux de travail basé sur jonction

Approche selon laquelle les développeurs génèrent et testent des fonctionnalités localement dans une branche de fonctionnalités, puis fusionnent ces modifications dans la branche principale. La branche principale est ensuite intégrée aux environnements de développement, de préproduction et de production, de manière séquentielle.

accès sécurisé

Accorder des autorisations à un service que vous spécifiez pour effectuer des tâches au sein de votre organisation AWS Organizations et dans ses comptes en votre nom. Le service de confiance crée un rôle lié au service dans chaque compte, lorsque ce rôle est nécessaire, pour effectuer des tâches de gestion à votre place. Pour plus d'informations, consultez la section Utilisation AWS Organizations avec d'autres AWS services dans la AWS Organizations documentation.

réglage

Pour modifier certains aspects de votre processus d'entraînement afin d'améliorer la précision du modèle de ML. Par exemple, vous pouvez entraîner le modèle de ML en générant un ensemble d'étiquetage, en ajoutant des étiquettes, puis en répétant ces étapes plusieurs fois avec différents paramètres pour optimiser le modèle.

équipe de deux pizzas

Une petite DevOps équipe que vous pouvez nourrir avec deux pizzas. Une équipe de deux pizzas garantit les meilleures opportunités de collaboration possible dans le développement de logiciels.

U

incertitude

Un concept qui fait référence à des informations imprécises, incomplètes ou inconnues susceptibles de compromettre la fiabilité des modèles de ML prédictifs. Il existe deux types

d'incertitude : l'incertitude épistémique est causée par des données limitées et incomplètes, alors que l'incertitude aléatoire est causée par le bruit et le caractère aléatoire inhérents aux données. Pour plus d'informations, veuillez consulter le guide Quantifying uncertainty in deep learning systems.

tâches indifférenciées

Également connu sous le nom de « levage de charges lourdes », ce travail est nécessaire pour créer et exploiter une application, mais qui n'apporte pas de valeur directe à l'utilisateur final ni d'avantage concurrentiel. Les exemples de tâches indifférenciées incluent l'approvisionnement, la maintenance et la planification des capacités.

environnements supérieurs

Voir environnement.

V

mise à vide

Opération de maintenance de base de données qui implique un nettoyage après des mises à jour incrémentielles afin de récupérer de l'espace de stockage et d'améliorer les performances.

contrôle de version

Processus et outils permettant de suivre les modifications, telles que les modifications apportées au code source dans un référentiel.

Appairage de VPC

Une connexion entre deux VPCs qui vous permet d'acheminer le trafic en utilisant des adresses IP privées. Pour plus d'informations, veuillez consulter la rubrique Qu'est-ce que l'appairage de VPC ? dans la documentation Amazon VPC.

vulnérabilités

Défaut logiciel ou matériel qui compromet la sécurité du système.

W

cache actif

Cache tampon qui contient les données actuelles et pertinentes fréquemment consultées. L'instance de base de données peut lire à partir du cache tampon, ce qui est plus rapide que la lecture à partir de la mémoire principale ou du disque.

données chaudes

Données rarement consultées. Lorsque vous interrogez ce type de données, des requêtes modérément lentes sont généralement acceptables.

fonction de fenêtre

Fonction SQL qui effectue un calcul sur un groupe de lignes liées d'une manière ou d'une autre à l'enregistrement en cours. Les fonctions de fenêtre sont utiles pour traiter des tâches, telles que le calcul d'une moyenne mobile ou l'accès à la valeur des lignes en fonction de la position relative de la ligne en cours.

charge de travail

Ensemble de ressources et de code qui fournit une valeur métier, par exemple une application destinée au client ou un processus de backend.

flux de travail

Groupes fonctionnels d'un projet de migration chargés d'un ensemble de tâches spécifique. Chaque flux de travail est indépendant, mais prend en charge les autres flux de travail du projet. Par exemple, le flux de travail du portefeuille est chargé de prioriser les applications, de planifier les vagues et de collecter les métadonnées de migration. Le flux de travail du portefeuille fournit ces actifs au flux de travail de migration, qui migre ensuite les serveurs et les applications.

VER

Voir écrire une fois, lire plusieurs.

WQF

Voir le cadre AWS de qualification de la charge de travail.

écrire une fois, lire plusieurs (WORM)

Modèle de stockage qui écrit les données une seule fois et empêche leur suppression ou leur modification. Les utilisateurs autorisés peuvent lire les données autant de fois que nécessaire,

mais ils ne peuvent pas les modifier. Cette infrastructure de stockage de données est considérée comme immuable.

Z

exploit Zero-Day

Une attaque, généralement un logiciel malveillant, qui tire parti d'une vulnérabilité de type « jour zéro ».

vulnérabilité « jour zéro »

Une faille ou une vulnérabilité non atténuée dans un système de production. Les acteurs malveillants peuvent utiliser ce type de vulnérabilité pour attaquer le système. Les développeurs prennent souvent conscience de la vulnérabilité à la suite de l'attaque.

invite Zero-Shot

Fournir à un LLM des instructions pour effectuer une tâche, mais aucun exemple (plans) pouvant aider à la guider. Le LLM doit utiliser ses connaissances pré-entraînées pour gérer la tâche. L'efficacité de l'invite zéro dépend de la complexité de la tâche et de la qualité de l'invite. Voir également les instructions en quelques clics.

application zombie

Application dont l'utilisation moyenne du processeur et de la mémoire est inférieure à 5 %. Dans un projet de migration, il est courant de retirer ces applications.

Les traductions sont fournies par des outils de traduction automatique. En cas de conflit entre le contenu d'une traduction et celui de la version originale en anglais, la version anglaise prévaudra.