UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA
INGENIERIA DE SISTEMAS

TITULO:

Comparative Datawarehouse vs Datalake

CURSO:

Inteligencia de Negocios

DOCENTE:

Ing. Patrick Cuadros Quiroga

Integrantes:

Maldonado Cancapi, Carlos Alejandro (2018000660)
Huillca Aroni, Alfredo (2018060903)
Anahua Huayhua, Jenny Karen (2018062150)
Coloma Colquehuanca, Kiara (2018062218)

Tacna - Perú
2022

MLOps

July 4, 2022

1. Resumen

Machine Learning Model Operationalization Management (MLOps) constituye una metodología de trabajo orientada al desarrollo de modelos de predicción basados en algoritmos de Machine Learning. Esta metodología está conformada por un conjunto exhaustivo de principios, recomendaciones, directrices y buenas prácticas enfocadas en el abordaje metodológico del desarrollo de modelos de Machine Learning desde su experimentación inicial hasta su puesta en producción. Para alcanzar este objetivo, esta metodología propone una división del desarrollo de estos proyectos en 4 fases consecutivas. Estas fases comprenden las tareas de desarrollo de modelos, preparación de los modelos para el despliegue en producción, el despliegue en producción y la monitorización de los modelos desplegados.

2. Abstract

Machine Learning Model Operationalization Management (MLOps) constitutes a work methodology oriented to the development of prediction models based on Machine Learning algorithms. This methodology is made up of a set comprehensive list of principles, recommendations, guidelines and good practices focused in the methodological approach to development of Machine Learning models from your initial experimentation until its commissioning production. To reach this goal, This methodology proposes a division of the development of these projects in 4 phases consecutive. These phases include model development tasks, preparation of the models for deployment in production, production deployment and monitoring of the deployed models.

3. Introduccion

En la actualidad, las técnicas y herramientas de Machine Learning (conocido como Aprendizaje Automático en español) están siendo adoptadas en la práctica totalidad de industrias y disciplinas; sin embargo, más de la mitad de los análisis estadísticos y modelos de Machine Learning creados por las organizaciones nunca llegan a desplegarse en producción. La puesta en producción de los modelos de predicción experimentales desarrollados por investigadores o científicos de datos constituye un desafío técnico en el que están involucrados diversos campos y disciplinas de las ciencias de la computación. Un desafío que, frecuentemente, no se aborda con éxito. Actualmente existen avanzadas y potentes herramientas de Machine Learning que permiten la construcción de sistemas complejos con gran rapidez. Sin embargo, estos desarrollos acelerados de modelos de Machine Learning suelen acarrear una gran deuda técnica (Sculley et al., 2014) que las organizaciones tendrán que asumir a la hora de implementar estos modelos como sistemas preparados para dar servicio a gran escala de forma fiable y automatizada. A raíz de la necesidad de solventar estas dificultades han surgido, durante los últimos años, diversas disciplinas y metodologías enfocadas en la disminución de la deuda técnica y la estandarización del ciclo de vida del desarrollo de proyectos basados en Machine Learning. Estos principios se engloban en el denominado Machine Learning Model Operationalization Management (MLOps), un concepto de muy reciente aparición que está rápidamente empezando a constituir un componente crítico en el desarrollo y despliegue exitoso de los modelos de Machine Learning (Visengeriyeva et al.,

s.f.).

4. Desarrollo

4.1. MLOps

4.1.1 Concepto

MLOps es una extension de la metodologia DevOps que busca incluir activos de aprendizaje automatico y ciencia de datos como ciudadanos de primera clase dentro de la ecologia DevOps. Dentro de MLOps existen tres niveles de implementacion de Machine Learnign

- Data: datos,fase, ingestion, curado, etc.
- Model: testing, evaluacion de los modelos, empaquetado y como se van a desplegar
- Code: el codigo, donde se ejecuta todo el modelo en sí.

El nombre de MLOps y su definición están basados ampliamente en el concepto de DevOps (Atlassian, s.f.), una disciplina muy extendida y generalizada que tiene como objetivo la estandarización del proceso de desarrollo de software y su integración, actualización y despliegue. Aunque similares en objeto, DevOps no puede ser directamente aplicado a los proyectos de Machine Learning. Este impedimento tiene su origen en la naturaleza dinámica y mutable de los datos, que cambian junto al fenómeno del mundo físico que se desea modelar. Existe, por tanto, la necesidad de adaptar continuamente los modelos desarrollados para reflejar estos cambios en los datos disponibles. DevOps aborda el desarrollo de proyectos con un código que permanece estático una vez desplegado y, por tanto, no abarca el desarrollo de proyectos que, además de código, también están basados en datos. MLOps surge para suplir estas carencias.

4.1.2 CICLO DE VIDA

MLOps establece una metodología aplicada a los proyectos de Machine Learning abordando íntegramente sus fases de desarrollo:

- El desarrollo y entrenamiento de modelos.
- La preparación del modelo para su puesta en producción.
- La puesta en producción del modelo.
- La monitorización y reentrenamiento de modelos.

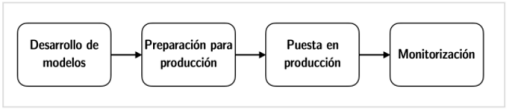


Figura 1.1: Esquema del ciclo de vida MLOps

4.1.3 ¿Por qué empezar a aplicar MLOps?

En la actualidad, nos encontramos en un mundo orientado a datos, que esta vinculado a la cantidad exponencialmente creciente de los mismos, recogidos digitalmente. Además, nos encontramos con la ascendente importancia de la inteligencia Artificial y la Ciencia de Datos, que se deriva de esta tremenda cantidad de informacion generada.

Dependiendo de todos ellos, se pueden explotar de formas distintas, distinguiendo en capacidades(percepcion, cognitivo y aprendizaje) y casos de uso (vision, audio, voz y lenguaje natural).

¿Que debo tener en cuenta para usar MLOps?

- Calidad de los datos: tener en cuenta de donde vienen, calidad, si son fiables, etc.
- Degradacion de los modelos: al cabo del tiempo van perdiendo calidad.
- Localidad: en el momento de la preparacion se estan entrenando los modelos con unos datos especificos basados en una geografía.

4.2. Principios MLOps

Automatización El nivel de automatizacion d elas canalizaciones de datos, modelo de ML y código determina la madurez del proceso de ML. Con una mayor madurez, tambien aumenta la velocidad para el entrenamiento de nuevos modelos. El objetivo de un equipo de MLOps es automatizar la implementacion de

modelos de ML en el sistema de software central o como componente de servicio.

Para adoptar MLOps, vemos tres niveles de automatizacion:

- Proceso manual.
- Automatizacion de canalizaciones de aprendizaje automático.
- Automatizacion de canalizacion de CI/CD.

4.3. Continua X

MLOps es una cultura de ingeniería de ML que incluye las siguientes prácticas:

- La integracion continua (CI) amplia el codigo y los componentes de prueba y validacion al agregar datos y modelos de prueba y validación.
- La entrega continua (CD) se refiere a la entrega de una canalización de capacitacion de ML que implementa automaticamente otro servicio de predicción del modelo de ML.
- La capacitacion continua (CT) es exclusiva de la propiedad de los sistemas ML, que vuelve a entrenar automaticamente los modelos ML para volver a implementarlos.
- El monitoreo Continuo (CM) se ocupa de monitorear los datos de de produccion y las metricas de rendimiento del modelo, que estan vinculadas a las metricas comerciales.

4.4. Versionado

El objetivo del control de versiones es tratar los scripts de entrenamiento de ML, los modelos de ML y los conjuntos de datos para el entrenamiento de modelos como cuidadanos de primera clase en los procesados de DevOps mediante el seguimiento de los modelos de ML y los conjuntos de datos con sistemas de control de versiones.

4.5. Pruebas

La tuberia de desarrollo completa incluye tres componentes esenciales, tuberia de datos, tuberia de modelo de ML y tuberia de aplicacion. De acuerdo con esta separacion, distinguimos tres alcances para las pruebas en los sitemas ML: pruebas de caracteristicas y datos, pruebas para el desarrollo de modelos y pruebas para la infraestructura ML.

4.6. Vigilancia

Una vez que se implementó el modelo ML, debe monitorearse para garantizar que el modelo de ML funcione como se esperaba. La siguiente lista de verificacion para las actividades de monitoreo del modelo en produccion se adoptó de "La puntuacion de la prueba de ML: una rúbrica para la preparación de la produccion de ML y la reduccion de la deuda tecnica"

4.7. Reproducibilidad

La Reproducibilidad en un flujo de trabajo de aprendizaje automatico significa que cada fase del procesamiento de datos, el entrenamiento del modelo ML y la implementacion del model ML deben producir resultados identicos con la misma entrada.

4.8. Persona y roles de MLOps

Un requisito clave para cualquier proceso de MLOps es que satisfaga las necesidades de todos los usuarios del proceso. Para fines de diseño, considere estos usuarios como roles individuales. Para este proyectos, el equipo identifico los siguentes roles:

- Cintifico de datos: crea el modelo de Machine Learning y sus algoritmos.
- Ingeniero de datos: Controla el acondicionamiento de datos.
- Ingeniero de software: Controla la integracion del modelo en el paquete de recursos y el flijo de trabajo de CI/CD.
- Operaciones o TI: supervisa las operaciones del sistema.

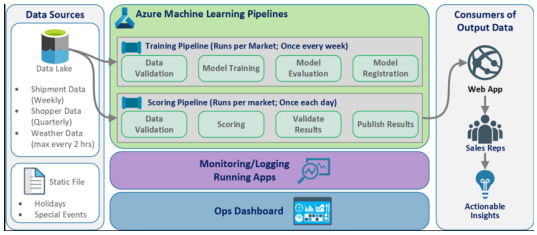
- Partes interesadas de la empres: se preocupan de las predcciones realizadas por el modelo de Machine Learning y de la ayuda que proporcionan a la empresa.
- Usuario final de los datos: Consume la salidad del modelo de forma útil para la toma de decisiones empresariales.

El equipo tenía que abordar tres conclusiones clave de los estudios de roles y funciones:

- Los cientificos e ingenierios de datos discrepan en el enfoque y las aptitudes de su trabajo. Facilitar que le cientifico y el ingeniero de datos trabajen en colaboracion es una consideracion importante que tener en cuenta para el diseño del flujo del proceso de MLOps. Requiere nuevas adquisiciones de aptitudes por parte de todos los miembros del equipo.
- Exsite un necesidad de unificar todos los roles principales sin apartar a nadie.
- Asegurese de entender el modelo conceptual de MLOps.
- Llegue a un acuerdo sobre los miembros del equipo que trabajaran juntos.
- Establezca las instrucciones de trabajo para lograr objetivos comunes.
- Si la parte interesada empresarial y el usuario final de los datos necesitan una manera de interactuar con la salida de datos de los modelos, una interfaz de usuario facil de usar es la solucion estandar.
-

Otros equipos experimentaran problemas similares en otros proyectos de aprendizaje automatico a medida que se escalen verticalemnte para su uso en produccion.

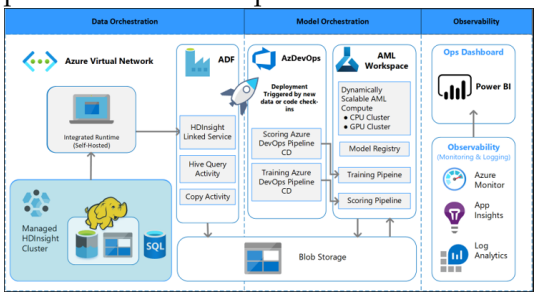
4.9. Arquitectura de la solucion de MLOps



Los datos proceden de numerosos origines en distintos formatos, por lo qu eestan acondicionados para su inserción en distintos formatos, por lo que estan acondicionados para su insercion en el lago de datos. El acondicionados para su insercion en el lago de datos. El acondicionamiento se realiza mediante microservicios que funcionan como Azure Functions. Los clientes personalizan los microservicioes para que se ajesten a los orignes de datos y los transforman a un formato CSV normalizado que las canalizaciones de entrenamiento y puntuacion consumen

4.10. Arquitectura del sistema

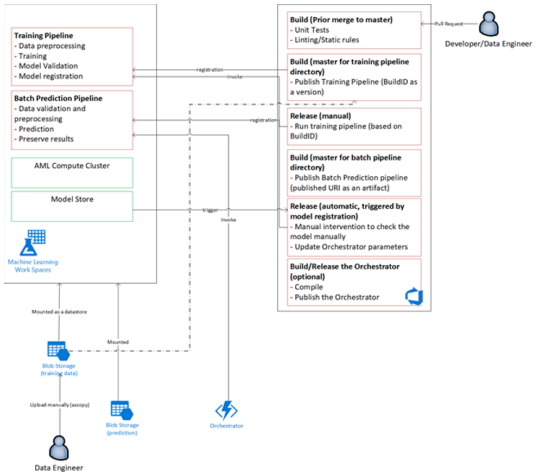
Existen muchas opciones de diseño disponibles para la arquitectura del sistema. En el diagrama siguiente se muestra el resultado final del proceso de toma de decisiones que se describe en Guia para la toma de decisiones de Azure Machine Learning para la seleccion optima de herramientas.



4.11. Arquitectura de procesamiento por lotes

El aquipo concibio el diseño arquitectonico para admitir un esquema de procesamiento

de datos por lotes. Hay alternativas, pero lo que se use debe admitir los procesos de MLOps. El uso completo de los servicios de Azure disponibles era un requisito de diseño. En el siguiente diagrama se muestra la arquitectura.



5. Conclusiones

Los flujos de trabajo de aprendizaje automatico automatizados le permiten reciclar y volver a implementar su modelo. La integracion continua mantiene el proceso ininterrumpida y mejora continuamente el modelo. El control de versiones de codigo y datos le permite recrear sus pruebas y revertir los resultados de produccion a sus cambios originales. A medida que el aprendizaje automatico crece como dominio, suregiran nuevos sistema que facilitaran a su organizacion la configuracion de MLOps.

6. Recomendaciones

Existen varias plataformas MLOps para administrar el ciclo de vida del aprendizaje automatico. Asegurase de tener en cuenta los factores relevantes al seleccionar la plataforma.

References

[1] Ng, A. (n.d.). MLOps: From Model-centric to Data-centric AI. https://www.deeplearning.ai/wp-content/uploads/2021/06/MLOps-From-Model-centric-to-Data-centric-AI.pdf

[2] Mastering MLops with Dataiku. (n.d.). https://itlligenze.com/uploads/5/137039/files/oreilly-ml-ops.pdf

[3] Kirenz, J., Gröger, C., and Lutsch, A. (n.d.). Retrieved July 4, 2022, from https://www.kirenz.com/slides/data-platform-mlops.pdf

[4] Georgios Symeonidis, Evangelos Nerantzis, Apostolos Kazakis, and Papakostas (2022). MLOps Definitions, Tools and Challenges ResearchGate unknown https://www.researchgate.net/publication/357552787MLOpsDef

[5] Emilio Fernández Lastra. (2018, October 10). Data Warehouse y Data Lake. Qué son y para qué sirven. Artyco | the Data Driven Company. https://artyco.com/data-warehouse-data-lake-que-es/

[6] Por, R., Valderrama, P., Tutorizado, S., Llanos, M., y López. (n.d.). MLOPS para el desarrollo y puesta en producción de modelos de machine learning https://riuma.uma.es/xmlui/bitstream/handle/10630/23550/Va

[7] MLOPS (2022). MLOps Principles https://ml-ops.org/content/mlops-principles

[8] MLOps Workload Orchestrator Implementation Guide. (n.d.). Retrieved July 4, 2022, from https://docs.aws.amazon.com/solutions/latest/mlops-workload-orchestrator/mlops-workload-orchestrator.pdf

[9] MLOps: Continuous Delivery for Machine Learning on AWS. (2020). https://d1.awsstatic.com/whitepapers/mlops-continuous-delivery-machine-learning-on-aws.pdf

[10] Kirenz, J., Gröger, C., y Lutsch, A. (n.d.). Retrieved July 4, 2022, from https://www.kirenz.com/slides/data-platform-mlops.pdf