

EDUCACIÓN PROFESIONAL

# Fundamentos Machine & Deep Learning Diplomado Big Data y Analítica de Datos 2022-2023

Profesor:

Rodrigo Sandoval U.







## 11. Estrategia de Aplicación de IA en la Organización





## Desarrollo Estrategia de lA Organizacional

Considerando que ya se asumen las ventajas y se ve la potencia de incorporar modelos de lA en la organización, el desafío está en definir una estrategia.

Esta estrategia de 5 pasos aplica tanto para el desarrollo propio de modelos de IA, como la incorporación de servicios de terceros (ej: ChatGPT API) en procesos organizacionales.



Referencia: Christopher Young, Harvard Business Review





## Integración de modelos en la operación organizacional

El desarrollo de modelos no culmina con lograr un modelo que demuestra buen rendimiento. Para que su aporte al negoció se manifieste y perdure en el tiempo se requiere de un proceso definido, visible y confiable de mantención operativa, que facilite la generación de valor de negocio constante.

Este proceso tiene varios focos:

## Gestión y gobernabilidad de los datos

 Mantener un flujo y calidad de datos, así como la trazabilidad de su origen y buen resguardo.

## Monitoreo del desempeño del modelo

 Mantener una entrega de valor de negocio confiable en base a resultados adecuados del modelo.

#### Eficiencia de costos

 Desarrollo iterativoincremental de modelos, maximizando la automatización sobre un proceso controlado.





## Se necesita un proyecto ML/DL cuando ...

Se requiere responder ¿qué clase de ...? o ¿cuál es la predicción de ...?

Se necesita responder ¿cuáles son los grupos que distinguen ...?

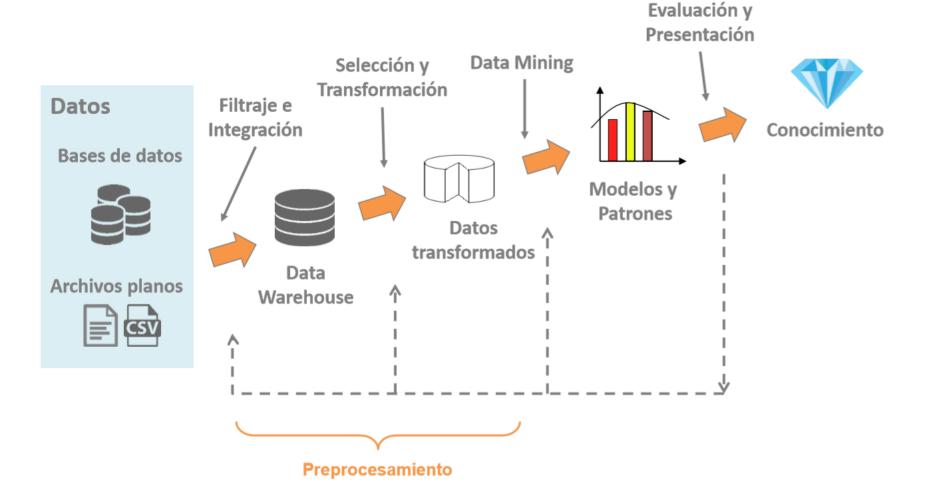
Se necesita interpretar texto en lenguaje natural (texto/audio) o imágenes (fotos/videos)

Y existe la posibilidad de contar con datos adecuados.





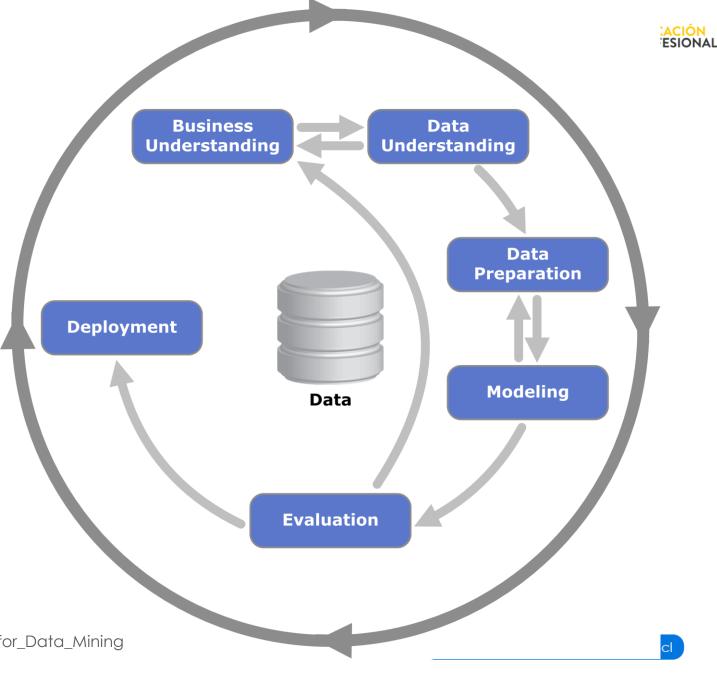
## KDD – Knowledge Discovery in Databases





## CRISP-DM: Procesos con Data Mining

Modelo de estándar abierto







#### Enfoque R:Solver para valor de negocio



Los puntos clave son (1) determinar la pregunta, (2) recolectar y preparar datos, (3) elegir y refinar un modelo que responda la pregunta. Siempre considerar que la situación de negocio y el modelo que la resuelve van evolucionando en el tiempo.

www.educacionprofesional.ing.uc.cl

Profesor: RodrigoSandoval.net





## Dedicación de Tiempo y Esfuerzo "normal"



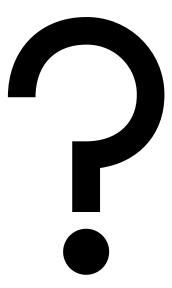
Poder armar modelos confiables depende en parte importante de contar con los datos adecuados: disponibles, confiables, limpios, manipulables, variados, balanceados, etc.





# Pregunta(s) fundamental(es)

¿Cuánto tiempo tomará? ¿Cuánto va a costar?







## Incerteza inherente en proyectos ML

En la práctica, es casi imposible responder la clásica pregunta de "¿cuánto tiempo necesitas para tener un modelo confiable y de buen desempeño?"

Normalmente, esto depende de:

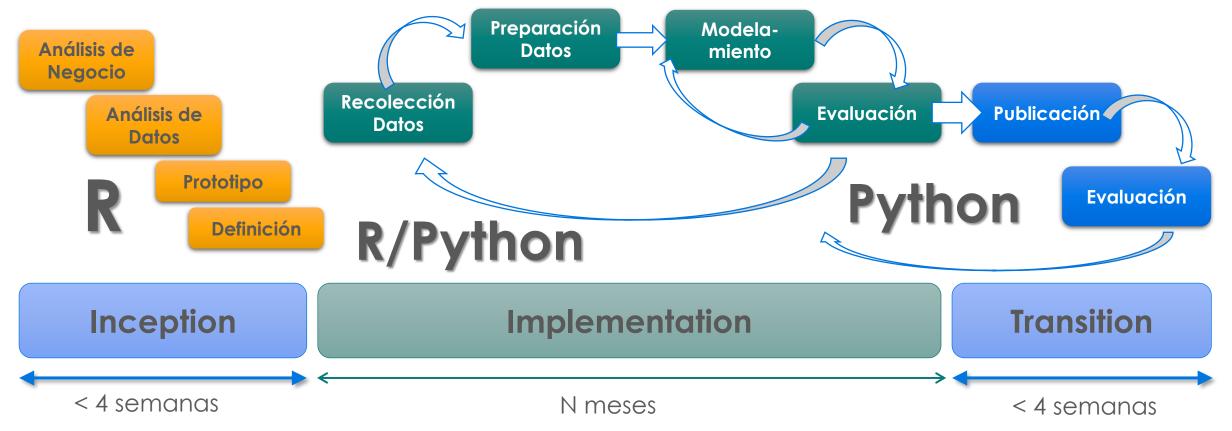
¿Hay datos? ¿Son accesibles y recopilables? ¿Es confiable su calidad? ¿Se pueden mejorar?

¿Qué tan complejo (poco o mucho esfuerzo de) es el entrenamiento y evaluación de modelos?



## Disciplined Agile aplicada a proyectos Machine Learning Propuesta de R. Sandoval / R:Solver





#### ¿Cuánto tiempo total proyecto?

Mínimo 2 meses (depende de esfuerzo de recolección de datos y preparación)

#### ¿Cuánto esfuerzo (costo) en el proyecto?

Considerar ~4 meses y un equipo de 1 a 4 Data Scientists.

Sumar costos de entrenamiento *cloud* para contextos de datos noestructurados (texto, imágenes), si no, podría lograrse con computadores de trabajo. Costos *cloud* pueden ser entre US100 y US\$2000 por mes.

www.educacionprofesional.ing.uc.cl

Profesor: RodrigoSandoval.net



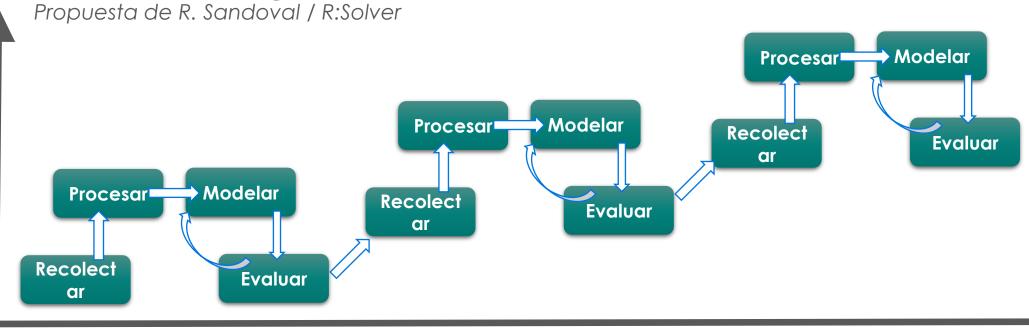
Desempeño Modelo

Valor de Negocio



Tiempo

#### Disciplined Agile aplicada a proyectos Machine Learning



#### **Implementation**

#### ¿Cuánto tiempo?

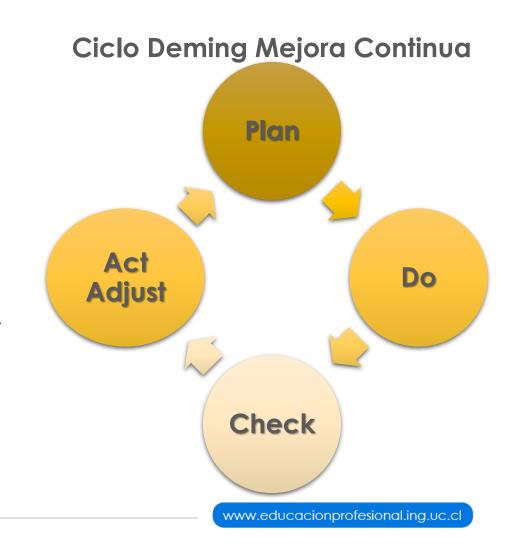
Si se designa tiempo (presupuesto) de N meses, entonces se itera y mejora hasta que se acaba el tiempo, entregando cada pocas semanas una nueva versión de mejor desempeño incrementalmente.





## Las Ventajas de un esquema Ágil

- Utilizando enfoque ágil, se producen versiones visibles, de desempeño cuantificable, que entregan claridad de puntos de desafío, complejidad y capacidad de ser usable en "producción".
- Se puede establecer un proyecto "Etapa 1" cuyo objetivo es producir una primera versión que tenga el mejor desempeño posible.
- Evaluar si es necesario continuar con "Etapa 2", pero siempre teniendo una versión usable de la Etapa 1.

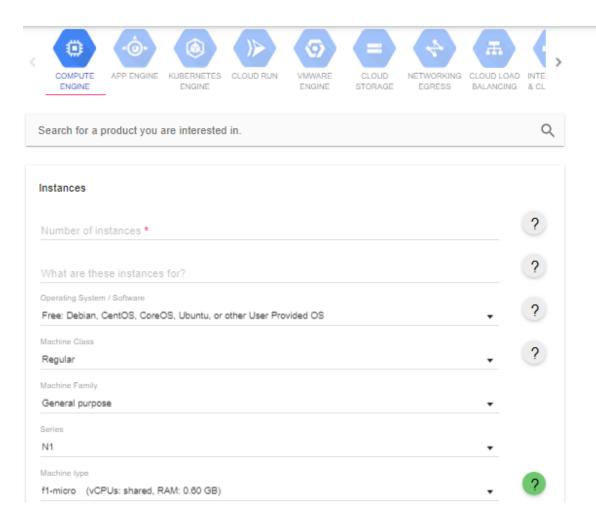


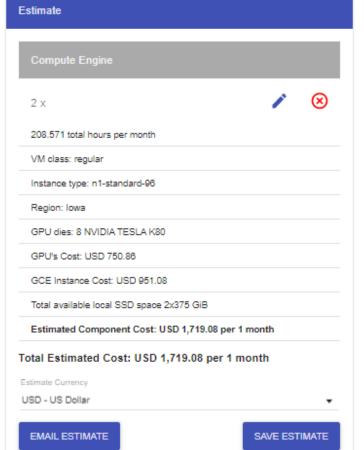


## **Stos infraestructura Cloud**



Se requiere cuando hay contextos de datos no-estructurados y de gran volumen (~ Big Data)





Rango: US\$200 a





## ¿Cuánto cuesta?

Costo Adquisición de Datos



B Costo Equipo en el Tiempo



Costo Infraestructura



Costo Proyecto ML

Normalmente el mayor de los ítems de costo es el del equipo, multiplicado en el tiempo. De tal forma, al conocer el costo A, se puede aproximar el presupuesto al costo de cada individuo del equipo (remuneración), multiplicado por la cantidad de meses (costo B), y el costo C que tiende a ser un 5% a 20% del costo B.

Entonces, todo proyecto se formula con un presupuesto a invertir para generar el mejor resultado posible, acotando de tal forma la cantidad de tiempo disponible.



## EY que pasa después de la Transición?

Una vez implementado un modelo de ML/DL resolviendo un problema, se requiere de un proceso sistemático que considere:

La actualización de datos de referencia (entrenamiento y evaluación).

El re-entrenamiento del (o los) modelo(s).

El monitoreo de rendimiento de estas nuevas versiones.

La trazabilidad de los datos.

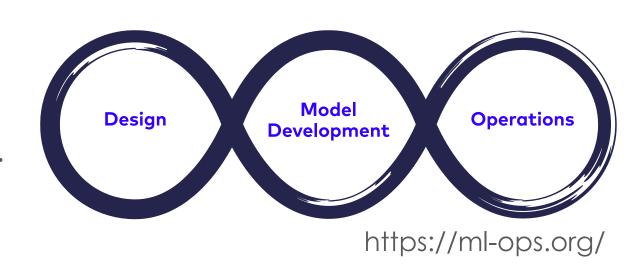
Típicamente esto se puede entregar a un equipo de operaciones, diferente del que implementó el modelo, pero la mejor práctica es automatizar el máximo de las actividades de traspaso y actualización.





## MLOps - Machine Learning Operations

- MLOps es un campo de disciplina técnica, que apunta a la entrega y operación continua.
- Busca unificar el ciclo de liberación de aplicaciones con ML + Software.
- Facilita la automatización del testing y puesta en producción integrada.
- Reduce la deuda técnica entre modelos ML.
- Combina prácticas independientes de lenguajes, plataformas, frameworks e infraestructura.



También guarda relación con DataOps y ModelOps





## MLOps – Pilares Fundamentales

## Evaluación de Riesgos

- El riesgo depende de la operación del modelo.
- Foco en disponibilidad, calidad predicción, exactitud en el tiempo, las habilidades necesarias para su mantención.

### Responsabilidad e Intencionalidad

- •Tener un control central de los esfuerzos con IA, con equipos y datos utilizados.
- Aseguramiento de calidad de los datos, según su origen. "Explicabilidad"

## Escalamiento y Personas

- Versionamiento y trazabilidad de desempeño en el tiempo.
- Equipos multi-disciplinarios: expertos de negocio, Data Scientists, Engineers, etc.





## MLOps – Metas

Despliegue y automatización

Reproductibilidad de modelos y predicciones

Diagnósticos y evaluación

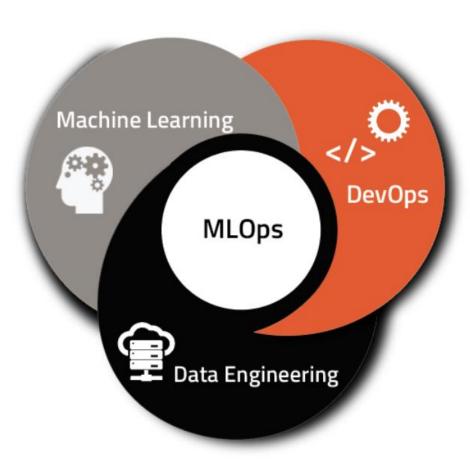
Gobierno y cumplimiento regulatorio

Escalabilidad

Colaboración

Casos de negocio

Monitoreo y gestión



https://datafloq.com/





### Gracias

- rsandova@ing.puc.cl rodrigo@RSolver.com
- @RSandovalSolver
- in /in/RodrigoSandoval www.RodrigoSandoval.net

www.RSolver.com