Autoencoders para reforzar modelos de prevención de fraude

Autor:
Ariel Salassa

Director:
M. Sc. Lcdo. Franco Arito (Mercado Libre)

Esta planificación fue realizada en el curso de Gestión de proyectos entre el 24 de junio de 2021 y el 19 de agosto de 2021.

Índice

Registros de cambios

Revisión	Detalles de los cambios realizados	Fecha
0.0	Creación del documento	24/06/2021
1.0	Se completa hasta la sección 5 inclusive	07/07/2021
1.1	Correcciones de la versión 1.0	08/07/2021
2.0	Se completa hasta la sección 9 inclusive	14/07/2021
2.1	Correcciones de la versión 1.0	22/07/2021
3.0	Se completa hasta la sección 12 inclusive	29/07/2021

Acta de constitución del proyecto

Buenos Aires, 24 de junio de 2021

Por medio de la presente se acuerda con el Ing. Ariel Salassa que su Trabajo Final de la Carrera de Especialización en Inteligencia Artificial se titulará "Autoencoders para reforzar modelos de prevención de fraude" y consistirá esencialmente en un sistema que aporte información complementaria para el entrenamiento de futuros modelos de prevención de fraude de pagos electrónicos. El Trabajo Final tendrá un presupuesto preliminar estimado de 600 hs de trabajo y recursos económicos brindados por la empresa Mercado Libre, con fecha de inicio 24 de junio de 2021 y fecha de presentación pública 15 de junio de 2022.

Se adjunta a esta acta la planificación inicial.

Ariel Lutenberg
Director posgrado FIUBA

M. Sc. Lcdo. Franco Arito
Mercado Libre

M. Sc. Lcdo. Franco Arito
Director del Trabajo Final

1. Descripción técnica-conceptual del proyecto a realizar

Mercado Pago es la plataforma fintech dentro del ecosistema de Mercado Libre (Meli). En esta plataforma, que tiene millones de usuarios activos, se ofrecen distintas soluciones tecnológicas que hace posible pagar y cobrar en forma online. Algunos ejemplos de dichas soluciones son: abono de servicios, recargas de teléfono o pases de transporte, pagos y cobros con códigos QR, envíos de dinero, entre otros.

Dada la gran cantidad de usuarios y transacciones, y la variedad de estas, ha sido necesario desarrollar modelos de machine learning que sean capaces de detectar transacciones fraudulentas que perjudican reputacional y económicamente a la empresa, como se puede visualizar en la Figura 1.

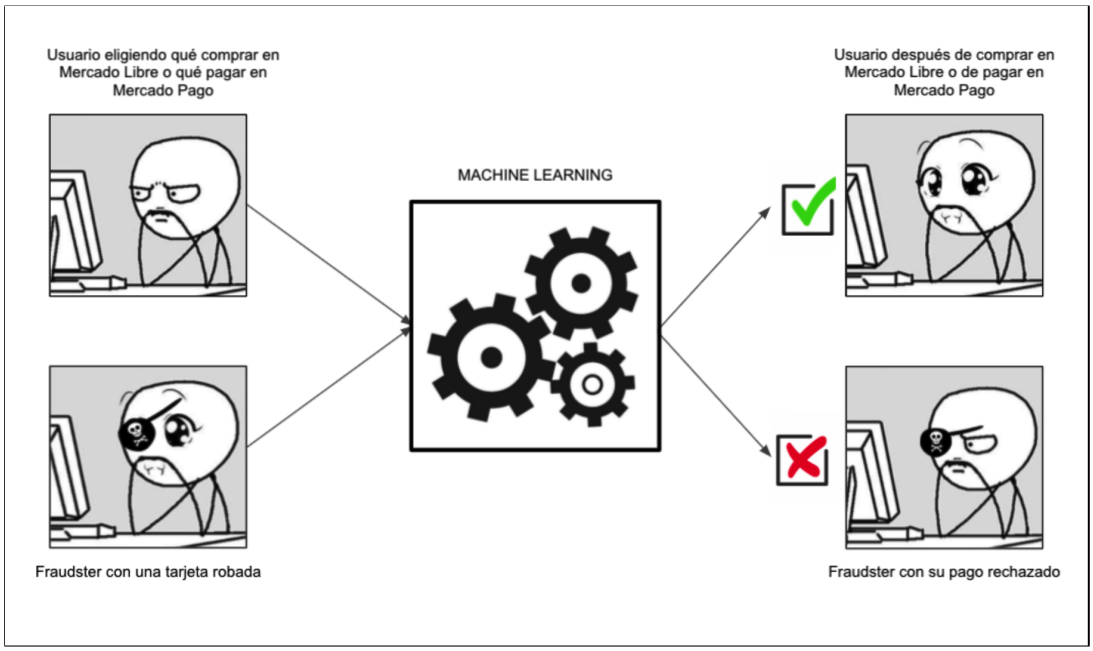


Figura 1. Esquema del comportamiento esperado de los usuarios dentro de las plataformas de Meli.

El entrenamiento de modelos de machine learning para este tipo de aplicaciones conlleva una dificultad adicional: los datos de entrenamiento están fuertemente desbalanceados, es decir, la cantidad de pagos no fraudulentos es mucho mayor que la cantidad de pagos fraudulentos.

Para hacerle frente a este problema, lo que se propone hacer es entrenar un autoencoder, cuya arquitectura esquemática se muestra en la Figura 2, sólo con pagos fraudulentos. De esta manera será posible enriquecer los registros de pagos que en el pasado fueron rechazados por ser riesgosos para poder tomarlos en cuenta en futuros entrenamientos.

Por otro lado, el autoencoder presenta en su capa central o capa latente una representación reducida y codificada de la entrada. Es de esperarse que a partir de ella puedan visualizarse patrones de fraudes conocidos y, eventualmente, sacar conclusiones o indicios de patrones de fraudes sin conocer. El potencial de dicha representación puede verse en la Figura 3.

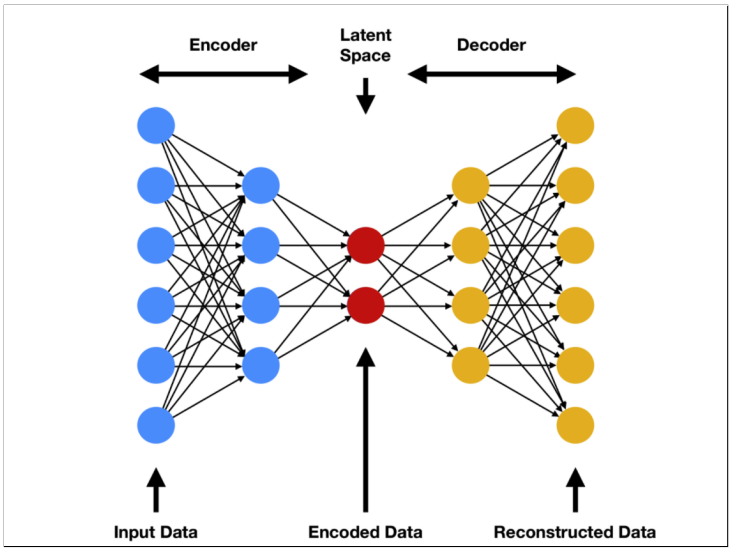
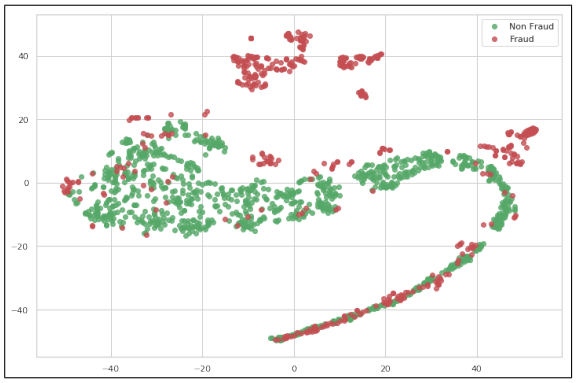
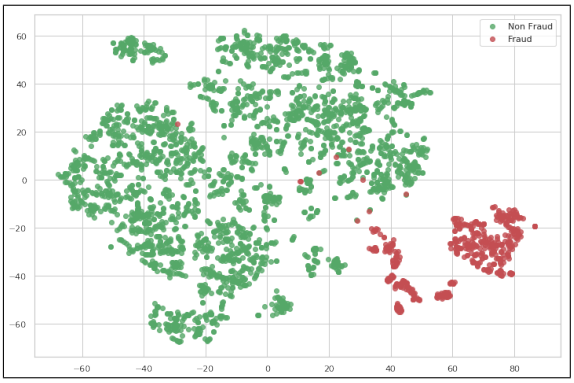


Figura 2. Arquitectura representativa de un autoencoder.



(a) Descomposición de datos de entrada.



(b) Descomposición de datos latentes.

Figura 3. Imagen ilustrativa del artículo *'Semi Supervised Classification using AutoEnconders'* de Kaggle usando el método de descomposición T-SNE (*t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding*) aplicado a los datos.

En la Figura 4 se observa un diagrama de bloques que ilustra cómo sería el funcionamiento del sistema en producción. En primer lugar, un usuario realizaría un pago en línea. Inmediatamente, el pago entra al sistema y se obtiene una representación vectorizada del mismo con los atributos de interés. Esta codificación del pago pasa por la red neuronal del motor de fraude y se obtiene una probabilidad de que el pago sea fraudulento (predicción). En función de la probabilidad de fraude y otros factores se decide si el pago se rechaza o se aprueba y se guardan todos los valores en una base de datos. En caso de que el pago sea rechazado, el mismo se envía al autoencoder de Fraude. Del autoencoder se obtendrá una puntuación de fraude asociada al pago rechazado que también se guardará en la base de datos.

La puntuación de fraude será una medida de la capacidad de reconstrucción del autoencoder y representará qué tan similar a un fraude real es el pago rechazado. Al momento de entrenar nuevos modelos de red o reentrenar modelos existentes, los pagos con alta puntuación podrán ser considerados en el dataset de entrenamiento.

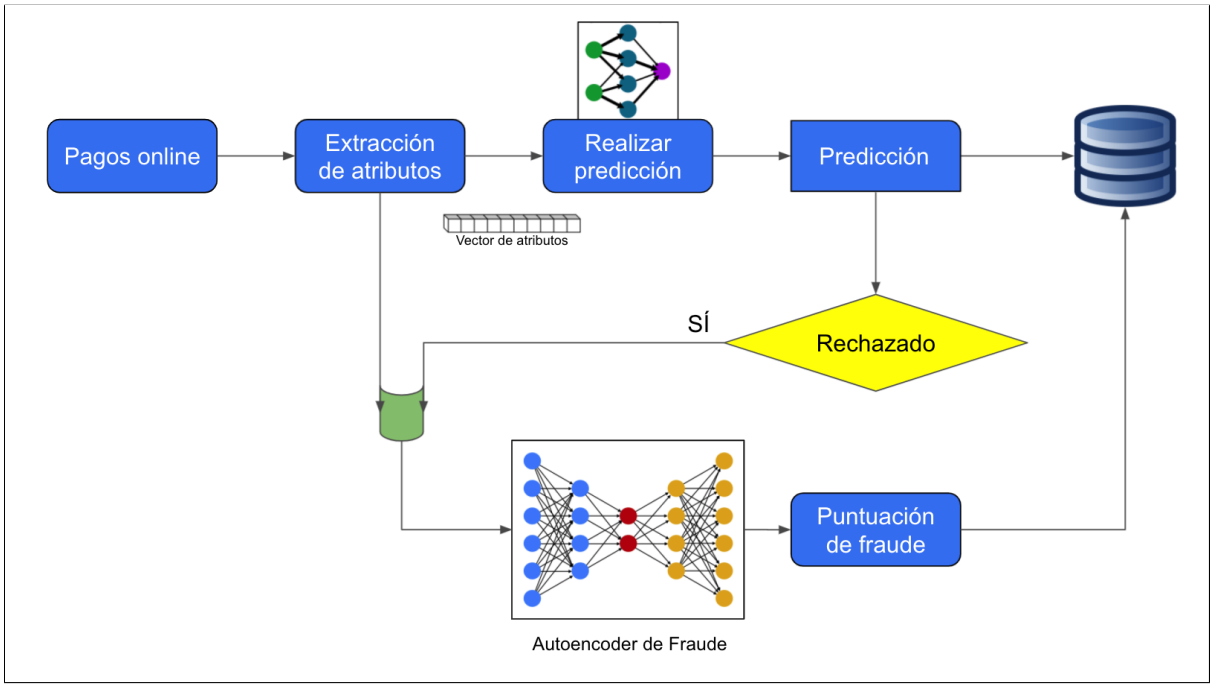


Figura 4. Diagrama de bloques del funcionamiento del sistema.

2. Identificación y análisis de los interesados

Rol	Nombre y Apellido	Organización	Puesto
Responsable	Ariel Salassa	Mercado Libre	ML Engineer Alumno
Colaboradores	Ing. Paz Martin Lcdo. Joaquín Loyola Ing. Enrique Serdio	Mercado Libre	Sr. Data Scientist Sr. Data Engineer Sr. ML Engineer
Orientador	M. Sc. Lcdo. Franco Arito	Mercado Libre	Sr. ML Expert Director Trabajo final
Usuario final	Desarrolladores de Machine Learning	Mercado Libre	Data Scientists ML Engineers

Cuadro 1. Identificación de los interesados

- Responsable: Ariel Salassa, es la persona que desarrollará el proyecto.
- Colaboradores:
  - Paz Martín: es líder y referente técnica del equipo de científicos de datos donde se desempeña el responsable. Validará la gestión del tiempo y será capaz de orientar en el desarrollo si el responsable lo requiriese.
  - Joaquín Loyola: es líder y referente técnico del equipo de ingeniería de datos. Su colaboración pasará por asistir al referente en cuestiones ligadas a los datos de entrenamiento, si fuese necesario.
  - Enrique Serdio: es referente técnico del equipo de ML Ops. Su colaboración se centrará, si fuese necesario, en asistir al responsable en cuestiones ligadas a la infraestructura de los modelos de machine learning en la nube.

- Orientador: Franco Arito es el director del presente proyecto y líder técnico de múltiples equipos de Mercado Libre. Su función será orientar al responsable a lo largo de la realización del proyecto.
- Desarrolladores de Machine Learning: son los usuarios finales que podrán hacer uso del sistema para enriquecer sus modelos.

3. Propósito del proyecto

El propósito de este proyecto es poner en valor los pagos que son rechazados por el motor de fraude y que tienen potencial de ser utilizados en futuros entrenamientos de redes neuronales de manera tal de reducir el desbalance de los datasets de entrenamiento y validación. Además, se espera que la representación en la capa latente permita evaluar oportunidades para determinar perfiles de fraude. Con una representación como esta, los equipos de prevención tendrán a su disposición una herramienta que les permitirá ser más reactivos ante posibles ataques.

4. Alcance del proyecto

El proyecto comprenderá las siguientes etapas:

- Planificación de tareas.
- Formación en TensorFlow.
- Investigación de autoencoders aplicados a la prevención de fraude.
- Selección y extracción del dataset para realizar prueba de concepto del modelo.
- Análisis de datos del dataset.
- Pruebas de arquitectura de red.
- Visualización y análisis de datos de la capa latente utilizando el método de descomposición T-SNE.
- Evaluación de distintas formas de hacer etiquetado (labeling).
- Evaluación de la performance del sistema comparado con otras soluciones.
- Evaluación del modelo con otros datasets.

El presente proyecto no incluye:

- Aplicación de algoritmos de clustering para los datos codificados a partir de la capa latente.
- Despliegue del modelo y puesta en producción.

5. Supuestos del proyecto

Para el desarrollo del presente proyecto se supone que:

- El responsable dispondrá de suficiente cantidad de tiempo para encarar los problemas que se presenten en el desarrollo del proyecto.
- El responsable tendrá a su disposición a su director y/o colaboradores cuando sea pertinente.
- TensorFlow es el framework de cálculo numérico que dispone de todas las herramientas necesarias para encarar este proyecto.
- El autoencoder entrenado solamente con pagos fraudulentos tendrá buen ratio de reconstrucción de datos a la hora de evaluar pagos rechazados por alto riesgo.
- La puntuación de Fraude (asociada con la medida de reconstrucción de un pago) será un dato de tipo flotante, o bien, un dato de tipo categórico basado en ciertos valores de corte (thresholds).
- Es posible aplicar el método de descomposición T-SNE a los datos codificados y, a partir de su representación en dos o tres dimensiones, se podrán realizar nuevos análisis, por ejemplo, la identificación de clusters de fraudes.
- Una vez que el autoencoder esté entrenado y validado con un set de pagos, su aplicación podrá generalizarse.
- El comportamiento de los usuarios que provocan el fraude no mutará mientras tiene lugar el desarrollo de este proyecto.

6. Requerimientos

1. Requerimientos de documentación
   1.1. Toda documentación compartida debe mantenerse dentro de un acuerdo de confidencialidad.
   1.2. El trabajo debe ser continuamente documentado y se presentarán informes de avance una vez cada tres semanas al director.
   1.3. Los informes de avance pueden ser presentados como código correctamente documentado con los resultados correspondientes.
2. Requerimientos de forma trabajo
   2.1. Se utilizará una metodología de trabajo ágil e iterativa con mucha interacción entre el responsable, el director y los colaboradores.
3. Requerimientos de lenguajes y frameworks
   3.1. Los datos deberán ser consultados a base de datos relacionales. El lenguaje para estas transacciones debe ser SQL y debe ser lo más agnóstico posible intentando de no usar funciones que sean específicas de uno y otro proveedor.
   3.2. El framework utilizado debe ser Tensor Flow en su versión V2.0 o superior en Python.

3.3. Todo análisis debe realizarse en código Python dentro de Jupyter labs y utilizando librerías standard (numpy, pandas, matplotlib, seaborn, etcétera).

4. Requerimientos de infraestructura

4.1. Las queries de extracción de datos deben ser compatibles con Amazon Redshift y/o Google BigQuery.

4.2. Los datasets deben ser guardados en Amazon S3 o Google Cloud Storage como archivos con extensión *.csv*.

4.3. En caso de ser necesario un hardware específico de entrenamiento, deberán usarse los servicios de Google Cloud Platform (GCP).

5. Requerimientos funcionales

5.1. La extracción de datos no puede demorar más de 24 hs.

5.2. El modelo entrenado debe tener una precisión de al menos 85 %.

5.3. El modelo debe ser entrenado con al menos diez mil registros.

5.4. El entrenamiento del modelo no puede demorar más de 24 hs.

5.5. El tipo de dato que represente la puntuación de fraude debe ser categórico o flotante.

5.6. Las representaciones resultantes de la descomposición deben poder visualizarse en dos o tres dimensiones.

6. Requerimientos de testing y evaluación

6.1. La efectividad de la puntuación de fraude debe ser evaluada contra una marca dada por una heurística conocida.

6.2. Dicha puntuación debe ser igual o mejor que dicha marca.

7. Historias de usuarios (*Product backlog*)

La medida del trabajo a efectuar para cumplir con cada una de las historias de usuarios estará dada por *story points*. Para ponderar los esfuerzos se utilizará la serie de Fibonacci con valores: 0, 1, 2, 3, 5, 8, 13, 21, 34, 55, 89, etc. Cuando el esfuerzo se considere alto los *story points* tomarán valores entre 0 y 3 inclusive. Cuando se considere medio, entre 5 y 13 inclusive. Cuando el esfuerzo se considere alto el valor de los *story points* será igual o mayor a 21.

- Como analista y desarrollador quiero una métrica de fraude para reutilizar pagos rechazados por alto riesgo en futuros entrenamientos y futuros análisis.

  Dificultad: Alta (34) – Complejidad: Alta (34) – Incertidumbre: Alta (34)

  Story Points: $34 + 34 + 34 = 102 \rightarrow 89$

- Como cliente quiero tener un modelo de red realizado con tecnologías standards y *open source* para poder mantenerlo a futuro con el menor esfuerzo posible.

  Dificultad: Media (8) – Complejidad: Media (8) – Incertidumbre: Baja (1)

  Story Points: $8 + 8 + 1 = 17 \rightarrow 21$

- Como analista de datos quiero tener una representación simplificada del fraude para entender posibles ataques y ser reactivo en consecuencia.

  Dificultad: Alta (21) – Complejidad: Alta (21) – Incertidumbre: Alta (21)

  Story Points: $21 + 21 + 21 = 63 \rightarrow 55$

- Como cliente quiero tener las bases de un modelo de red preciso para servirlo en producción adaptándose a flujos preexistentes.

  Dificultad: Media (8) – Complejidad: Media (8) – Incertidumbre: Alta (21)

  Story Points: $8 + 8 + 21 = 37 \rightarrow 34$

- Como cliente quiero recibir la documentación del trabajo realizado para que pueda servir como base de futuros desarrollos de la empresa.

  Dificultad: Media (13) – Complejidad: Baja (2) – Incertidumbre: Baja (1)

  Story Points: $13 + 2 + 1 = 16 \rightarrow 13$

- Como cliente quiero tener una presentación resumida del trabajo para mostrar sus resultados y su potencial potencial a todos los interesados.

  Dificultad: Baja (3) – Complejidad: Baja (2) – Incertidumbre: Baja (2)

  Story Points: $3 + 2 + 2 = 7 \rightarrow 8$

8. Entregables principales del proyecto

Los entregables del proyecto que conservará la empresa donde trabaja el responsable y el director son:

- Informe final.
- Presentación final.
- Datasets utilizados.
- Queries de extracción documentadas.
- Jupyter labs de análisis documentados.

Además, se entregará a los docentes responsables de la Carrera de Especialización en Inteligencia Artificial de la UBA el informe final del proyecto con firma previa de los documentos de confidencialidad.

9. Desglose del trabajo en tareas

1. Planificación (60 hs)
   1.1. Estudio de necesidades (9 hs)
   1.2. Análisis de factibilidad (3 hs)
   1.3. Definición de requerimientos (9 hs)

1.4. Confección de documento de planificación (39 hs)

2. Investigación y capacitación (114 hs)
   2.1. Estudio de distintos tipos de autoencoders (9 hs)
   2.2. Estudio de autoencoders aplicados a la prevención de fraude (3 hs)
   2.3. Capacitación en Tensor Flow 2 (15 hs)
   2.4. Capacitación en *feature preprocessing* y *feature engineering* (24 hs)
   2.5. Capacitación en *feature selection* (15 hs)
   2.6. Capacitación en SQL aplicado a Amazon Redshift y Google BigQuery (9 hs)
   2.7. Capacitación en *Machine Learning pipelines* en GCP (15 hs)
   2.8. Estudio de algoritmo T-SNE (9 hs)
   2.9. Elaboración de códigos de ejemplos básicos (15 hs)
3. Confección dataset de prueba (45 hs)
   3.1. Exploración y elección tablas (9 hs)
   3.2. Análisis de completitud de datos (9 hs)
   3.3. Confección de query de extracción (9 hs)
   3.4. Extracción de datos (3 hs)
   3.5. Selección de features (15 hs)
4. Entrenamiento (78 hs)
   4.1. Aplicación de *feature preprocessing* (15 hs)
   4.2. Prueba de distintas arquitecturas de red con distintas configuraciones (39 hs)
   4.3. Evaluación y ajuste del modelo (24 hs)
5. Pruebas de validación (63 hs)
   5.1. Evaluación de distintas estrategias de *labeling* (39 hs)
   5.2. Comparación de resultados en función de heurísitcas conocidas (24 hs)
6. Representación reducida (63 hs)
   6.1. Visualización de datos de la capa de entrada utilizando el método de descomposición T-SNE (15 hs)
   6.2. Visualización de datos de la capa latente utilizando el método de descomposición T-SNE (15 hs)
   6.3. Visualización segmentada de los datos en función de features de interés del modelo (33 hs)
7. Generalización (87 hs)
   7.1. Extracción de datos correspondientes a otro flujo de datos (24 hs)
   7.2. Análisis de completitud de datos (15 hs)
   7.3. Comparación y análisis de resultados (24 hs)
   7.4. Ajustes finales (24 hs)
8. Documentación y presentación final (90 hs)
   8.1. Elaborar informe final del proyecto (50 hs)
   8.2. Preparación de presentación final (30 hs)

Cantidad total de horas: (600 hs)

10. Diagrama de Activity On Node

En la Figura 5 se muestra el diagrama de *Activity on Node* del proyecto. Las flechas resaltadas en negro ilustran el camino crítico del proyecto. También se puede ver que los hitos marcan el fin de las distintas fases del proyecto, las cuales, a su vez, están representadas en distintos colores.

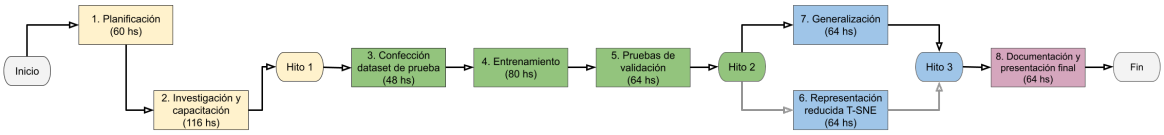


Figura 5. Diagrama en *Activity on Node*.

11. Diagrama de Gantt

A continuación se muestra el diagrama de Gant del presente proyecto. Se consideró la jornada laboral de 3 horas de trabajo desde la fecha de inicio del curso hasta finales de abril del próximo año. En la figura 6 y 7 se muestra el diagrama de Gantt de forma compacta y de forma desglosada respectivamente, tal como se enumeró en la sección 9.

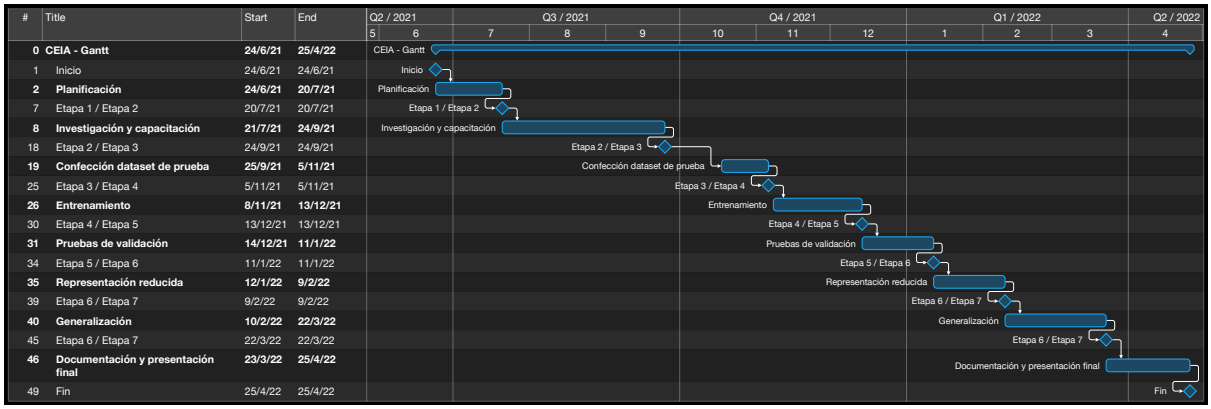
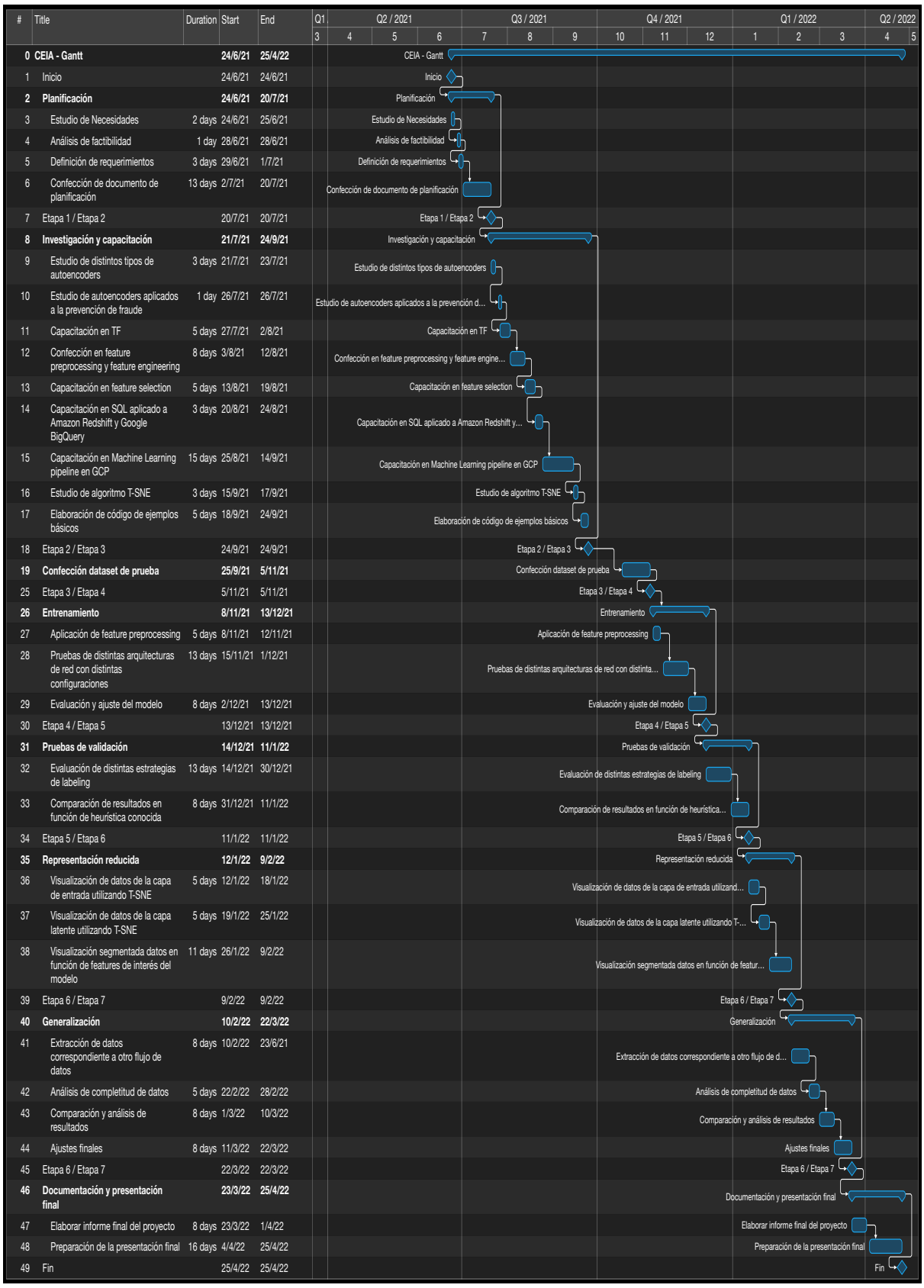


Figura 6. Diagrama de Gantt reducido.



#	Title	Duration	Start	End
0	**CEIA - Gantt**		**24/6/21**	**25/4/22**
1	Inicio		24/6/21	24/6/21
2	**Planificación**		**24/6/21**	**20/7/21**
3	Estudio de Necesidades	2 days	24/6/21	25/6/21
4	Análisis de factibilidad	1 day	28/6/21	28/6/21
5	Definición de requerimientos	3 days	29/6/21	1/7/21
6	Confección de documento de planificación	13 days	2/7/21	20/7/21
7	Etapa 1 / Etapa 2		20/7/21	20/7/21
8	**Investigación y capacitación**		**21/7/21**	**24/9/21**
9	Estudio de distintos tipos de autoencoders	3 days	21/7/21	23/7/21
10	Estudio de autoencoders aplicados a la prevención de fraude	1 day	26/7/21	26/7/21
11	Capacitación en TF	5 days	27/7/21	2/8/21
12	Confección en feature preprocessing y feature engineering	8 days	3/8/21	12/8/21
13	Capacitación en feature selection	5 days	13/8/21	19/8/21
14	Capacitación en SQL aplicado a Amazon Redshift y Google BigQuery	3 days	20/8/21	24/8/21
15	Capacitación en Machine Learning pipeline en GCP	15 days	25/8/21	14/9/21
16	Estudio de algoritmo T-SNE	3 days	15/9/21	17/9/21
17	Elaboración de código de ejemplos básicos	5 days	18/9/21	24/9/21
18	Etapa 2 / Etapa 3		24/9/21	24/9/21
19	**Confección dataset de prueba**		**25/9/21**	**5/11/21**
25	Etapa 3 / Etapa 4		5/11/21	5/11/21
26	**Entrenamiento**		**8/11/21**	**13/12/21**
27	Aplicación de feature preprocessing	5 days	8/11/21	12/11/21
28	Pruebas de distintas arquitecturas de red con distintas configuraciones	13 days	15/11/21	1/12/21
29	Evaluación y ajuste del modelo	8 days	2/12/21	13/12/21
30	Etapa 4 / Etapa 5		13/12/21	13/12/21
31	**Pruebas de validación**		**14/12/21**	**11/1/22**
32	Evaluación de distintas estrategias de labeling	13 days	14/12/21	30/12/21
33	Comparación de resultados en función de heurística conocida	8 days	31/12/21	11/1/22
34	Etapa 5 / Etapa 6		11/1/22	11/1/22
35	**Representación reducida**		**12/1/22**	**9/2/22**
36	Visualización de datos de la capa de entrada utilizando T-SNE	5 days	12/1/22	18/1/22
37	Visualización de datos de la capa latente utilizando T-SNE	5 days	19/1/22	25/1/22
38	Visualización segmentada datos en función de features de interés del modelo	11 days	26/1/22	9/2/22
39	Etapa 6 / Etapa 7		9/2/22	9/2/22
40	**Generalización**		**10/2/22**	**22/3/22**
41	Extracción de datos correspondiente a otro flujo de datos	8 days	10/2/22	23/6/21
42	Análisis de completitud de datos	5 days	22/2/22	28/2/22
43	Comparación y análisis de resultados	8 days	1/3/22	10/3/22
44	Ajustes finales	8 days	11/3/22	22/3/22
45	Etapa 6 / Etapa 7		22/3/22	22/3/22
46	**Documentación y presentación final**		**23/3/22**	**25/4/22**
47	Elaborar informe final del proyecto	8 days	23/3/22	1/4/22
48	Preparación de la presentación final	16 days	4/4/22	25/4/22
49	Fin		25/4/22	25/4/22

Figura 7. Diagrama de Gantt desglosado en tareas.

12. Presupuesto detallado del proyecto

En esta sección se detallas los gastos del proyecto. Las unidades del valor unitario están dadas en dólares estadounidenses.

Las cantidades del uso de los servicios son estimadas. En el caso de Amazon Redshift y Google BigQuery se ha considerado el gasto mensual fijo del uso del servicio que paga la empresa. En el caso de Amazon Redshift se ha estimado que se almacenará 1 Terabyte de información durante 10 meses. Finalmente, para el caso de entrenamientos, se ha considerado que los entrenamientos de los experimentos durarán 50 horas y tendrán lugar durante un mes.

COSTOS DIRECTOS			
Descripción	Cantidad	Valor unitario	Valor total [USD]
Mano de obra	600 horas	10 USD/hora	6000
Google BigQuery	1 mes	1700 USD/mes	1700
Amazon Redshift	1 mes	1380 USD/mes	1380
Amazon S3	1 TB 10 meses	0.0.23 USD/GB/mes	235.52
Google AI Platform	1 mes	61.05 USD/mes	61.05
SUBTOTAL			9376.57
COSTOS INDIRECTOS			
Descripción	Cantidad	Valor unitario	Valor total [USD]
30 % del costo directo	-	-	2812.97
SUBTOTAL			2812.97
TOTAL			12189.54

13. Gestión de riesgos

a) Identificación de los riesgos (al menos cinco) y estimación de sus consecuencias:

Riesgo 1: detallar el riesgo (riesgo es algo que si ocurre altera los planes previstos de forma negativa)

- Severidad (S): mientras más severo, más alto es el número (usar números del 1 al 10).
  Justificar el motivo por el cual se asigna determinado número de severidad (S).
- Probabilidad de ocurrencia (O): mientras más probable, más alto es el número (usar del 1 al 10).
  Justificar el motivo por el cual se asigna determinado número de (O).

Riesgo 2:

- Severidad (S):
- Ocurrencia (O):

Riesgo 3:

- Severidad (S):

- Ocurrencia (O):

b) Tabla de gestión de riesgos: (El RPN se calcula como RPN=SxO)

Riesgo	S	O	RPN	S*	O*	RPN*

Criterio adoptado: Se tomarán medidas de mitigación en los riesgos cuyos números de RPN sean mayores a...

Nota: los valores marcados con (*) en la tabla corresponden luego de haber aplicado la mitigación.

c) Plan de mitigación de los riesgos que originalmente excedían el RPN máximo establecido:

Riesgo 1: plan de mitigación (si por el RPN fuera necesario elaborar un plan de mitigación). Nueva asignación de S y O, con su respectiva justificación: - Severidad (S): mientras más severo, más alto es el número (usar números del 1 al 10). Justificar el motivo por el cual se asigna determinado número de severidad (S). - Probabilidad de ocurrencia (O): mientras más probable, más alto es el número (usar del 1 al 10). Justificar el motivo por el cual se asigna determinado número de (O).

Riesgo 2: plan de mitigación (si por el RPN fuera necesario elaborar un plan de mitigación).

Riesgo 3: plan de mitigación (si por el RPN fuera necesario elaborar un plan de mitigación).

14. Gestión de la calidad

Para cada uno de los requerimientos del proyecto indique:

- Req #1: copiar acá el requerimiento.
  - Verificación para confirmar si se cumplió con lo requerido antes de mostrar el sistema al cliente. Detallar
  - Validación con el cliente para confirmar que está de acuerdo en que se cumplió con lo requerido. Detallar

Tener en cuenta que en este contexto se pueden mencionar simulaciones, cálculos, revisión de hojas de datos, consulta con expertos, mediciones, etc. Las acciones de verificación suelen considerar al entregable como “caja blanca”, es decir se conoce en profundidad su funcionamiento interno. En cambio, las acciones de validación suelen considerar al entregable como “caja negra”, es decir, que no se conocen los detalles de su funcionamiento interno.

15. Procesos de cierre

Establecer las pautas de trabajo para realizar una reunión final de evaluación del proyecto, tal que contemple las siguientes actividades:

- Pautas de trabajo que se seguirán para analizar si se respetó el Plan de Proyecto original: - Indicar quién se ocupará de hacer esto y cuál será el procedimiento a aplicar.
- Identificación de las técnicas y procedimientos útiles e inútiles que se emplearon, y los problemas que surgieron y cómo se solucionaron: - Indicar quién se ocupará de hacer esto y cuál será el procedimiento para dejar registro.
- Indicar quién organizará el acto de agradecimiento a todos los interesados, y en especial al equipo de trabajo y colaboradores: - Indicar esto y quién financiará los gastos correspondientes.