

---

# ETSIIT

Escuela Técnica Superior  
de Ingenierías Informática  
y de Telecomunicación

---



**MINERÍA DE DATOS**

MASTER EN CIENCIA DE DATOS E INGENIERÍA DE COMPUTADORES

UNIVERSIDAD DE GRANADA

---

## Preprocesamiento y Clasificación

---

*Autores:*

---

Brian Sena Simons.  
Miguel Garcia Lopez.  
Álvaro Santana Sánchez.  
Ana Fuentes Rodríguez.

*Grupo:*

---

Data Mavericks.

## Índice

1	<a href="#">Introducción.....</a>	2
2	<a href="#">Análisis Exploratorio de Datos.....</a>	3
3	<a href="#">Regresión Logística.....</a>	3
4	<a href="#">Máquinas de Vectores de Soporte.....</a>	3
5	<a href="#">Clasificador Bayesiano.....</a>	3
6	<a href="#">Árboles de clasificación.....</a>	3
7	<a href="#">Gradient Boosting.....</a>	3
8	<a href="#">Stacking.....</a>	3
9	<a href="#">AdaBoost.....</a>	3
10	<a href="#">Bagging.....</a>	3



## 1. Introducción.

Se ha realizado un análisis y comparativa entre diferentes modelos para la detección de anomalías y predicción de vida útil restante (RUL por sus siglas en inglés) en compresores del sector ferroviario. Para ello, se ha utilizado el conjunto de datos (dataset) “MetroPT-3” [1]. Está publicado en “UCI Machine Learning Repository” [2] y, según la descripción, MetroPT-3 [1] es un conjunto de datos multivariantes de series temporales. Los datos provienen de sensores analógicos y digitales instalados en un compresor de tren, que miden 15 señales como presiones, corriente del motor, temperatura del aceite y señales eléctricas de las válvulas de entrada de aire. La información fue registrada a una frecuencia de 1 Hz entre febrero y agosto de 2020 (véase Tabla 1)

Variable	Tipo	Unidad	Mín.	Q1	Q2	Media	Q3	Máx.
----------	------	--------	------	----	----	-------	----	------

Tabla 1: Información básica de los diferentes tipos de datos presentes en MetroPT-3 [1]

Este conjunto de datos tiene como objetivo principal mejorar la detección de fallos y la predicción de mantenimiento. Aunque no contiene etiquetas directas, se dispone de informes de fallos que permiten evaluar la efectividad de los algoritmos de detección de anomalías, predicción de fallos y estimación de RUL (véase la Tabla 2).

Inicio	Fin	Tipo de Fallo	Reporte
18/04/2020 00:00	18/04/2020 23:59	Fuga de Aire	-
29/05/2020 23:30	30/05/2020 06:00	Fuga de Aire	Manutención a las 12:00 el 30/05
05/06/2020 10:00	07/06/2020 14:30	Fuga de Aire	Manutención a las 12:00 el 08/06
14/07/2020 14:30	15/07/2020 19:00	Fuga de Aire	Manutención a las 00:00 el 16/06

Tabla 2: Intervalos de tiempo con problemas en la compresión del aire. Nos permite evaluar la capacidad de detección anomalías de nuestros modelo.

Además, se recomienda utilizar el primer mes de datos para entrenar modelos, dejando el resto para las pruebas, permitiendo también la formación incremental si fuera necesario.

2. **Análisis Exploratorio de Datos.**
3. **Regresión Logística.**
4. **Máquinas de Vectores de Soporte.**
5. **Clasificador Bayesiano.**
6. **Árboles de clasificación.**
7. **Gradient Boosting.**
8. **Stacking.**
9. **AdaBoost.**
10. **Bagging.**

## Referencias

- [1] Narjes Davari et al. *MetroPT-3 Dataset*. UCI Machine Learning Repository. DOI: <https://doi.org/10.24120/2021>.
- [2] Markelle Kelly, Rachel Longjohn y Kolby Nottingham. *The UCI Machine Learning Repository*. Accessed: 2024-11-24. 2024. URL: <https://archive.ics.uci.edu>.