



Tecnológico de Monterrey

**INSTITUTO TECNOLÓGICO Y DE ESTUDIOS SUPERIORES DE
MONTERREY**

Inteligencia artificial avanzada para la ciencia de datos I

TC3006C - Gpo 101

Digitalización y Filtrado de Datos

Integrantes:

Jorge Ignacio Reyes Pérez - A00573981
Ángela Estefanía Aguilar Medina - A01637703
David Gomez Carrillo - A01642824

Fecha de entrega:
14 de Septiembre del 2025

Introducción

El objetivo de esta práctica fue aplicar los conceptos de digitalización de señales y filtrado en un conjunto de datos de series de tiempo reales. Para ello, se utilizó un dataset de temperatura diaria proveniente de la base de datos NOAA, accedido a través de la librería Meteostat. La señal original, denominada `data_raw`, corresponde a la temperatura promedio diaria en la Ciudad de México durante el periodo comprendido entre enero de 2023 y diciembre de 2024. Con esta información se simuló el proceso de muestreo y cuantización para obtener una señal digitalizada (`data_digitized`), y posteriormente se aplicaron dos técnicas de filtrado: el observador de Luenberger y el filtro de Kalman.

Implementación

La señal original presenta un total de 731 observaciones, correspondientes a dos años de datos diarios, con una frecuencia de muestreo de 1 muestra por día. En el proceso de digitalización, se aplicó un muestreo temporal reduciendo la frecuencia a una observación cada tres días. Esto disminuyó el número de muestras a 244, manteniendo la forma general de la señal pero perdiendo detalles de variación rápida.

Python

Sampling y Quantization

N = 3

`data_sampled = data_raw[::N]`

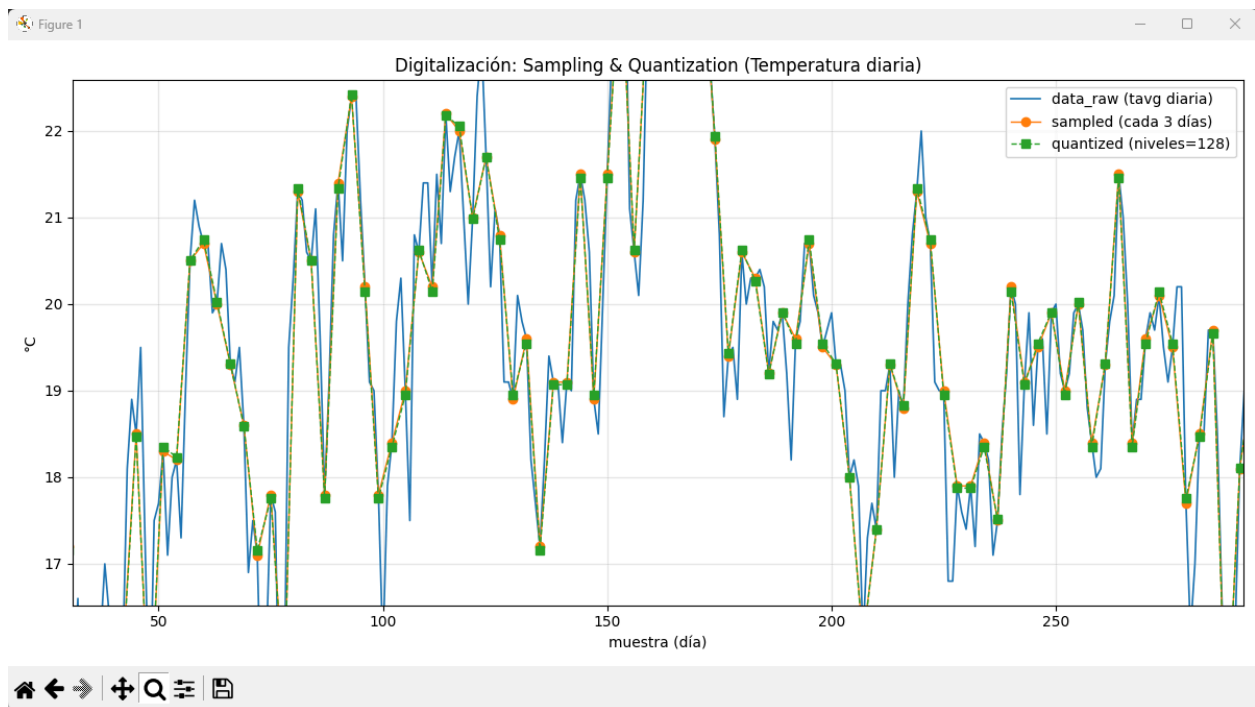
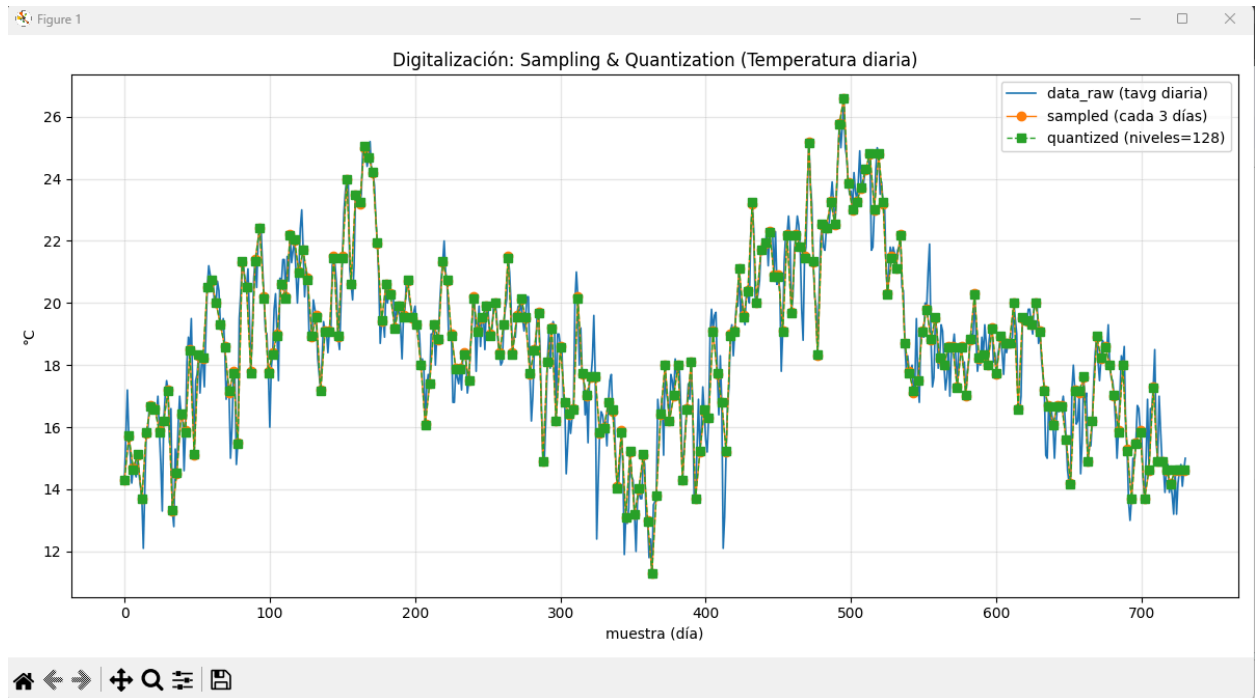
levels = 128

`xmin, xmax = np.min(data_raw), np.max(data_raw)`

`q_step = (xmax - xmin) / levels`

`data_digitized = np.round((data_sampled - xmin) / q_step) * q_step + xmin`

En cuanto a la cuantización, se estableció un rango entre 11.3 °C y 26.6 °C y se discretizó la amplitud en 128 niveles. El paso de cuantización resultante fue de aproximadamente 0.12 °C, lo que permitió representar la señal con gran fidelidad y sin escalones perceptibles. Esta parte de la implementación se puede observar en la siguiente figura, donde se muestran la señal cruda, la señal muestreada y la señal cuantizada.



Para el filtrado, se aplicaron dos enfoques diferentes. En primer lugar, el filtro de Kalman en una dimensión, configurado con una varianza de ruido de medición de $R = 0.09$ y una varianza de proceso de $Q = 0.0025$. Con estos parámetros, el filtro suavizó la señal eliminando oscilaciones de corto plazo, pero conservando la tendencia estacional de la temperatura. En segundo lugar, se implementó un observador de

Luenberger, modelado como un promedio exponencial con un valor de ganancia $\alpha = 0.15$. Este filtro también suavizó la señal, aunque con un retraso ligero respecto a la original.

Python

Filtro de Kalman

kalman_R = 0.3**2

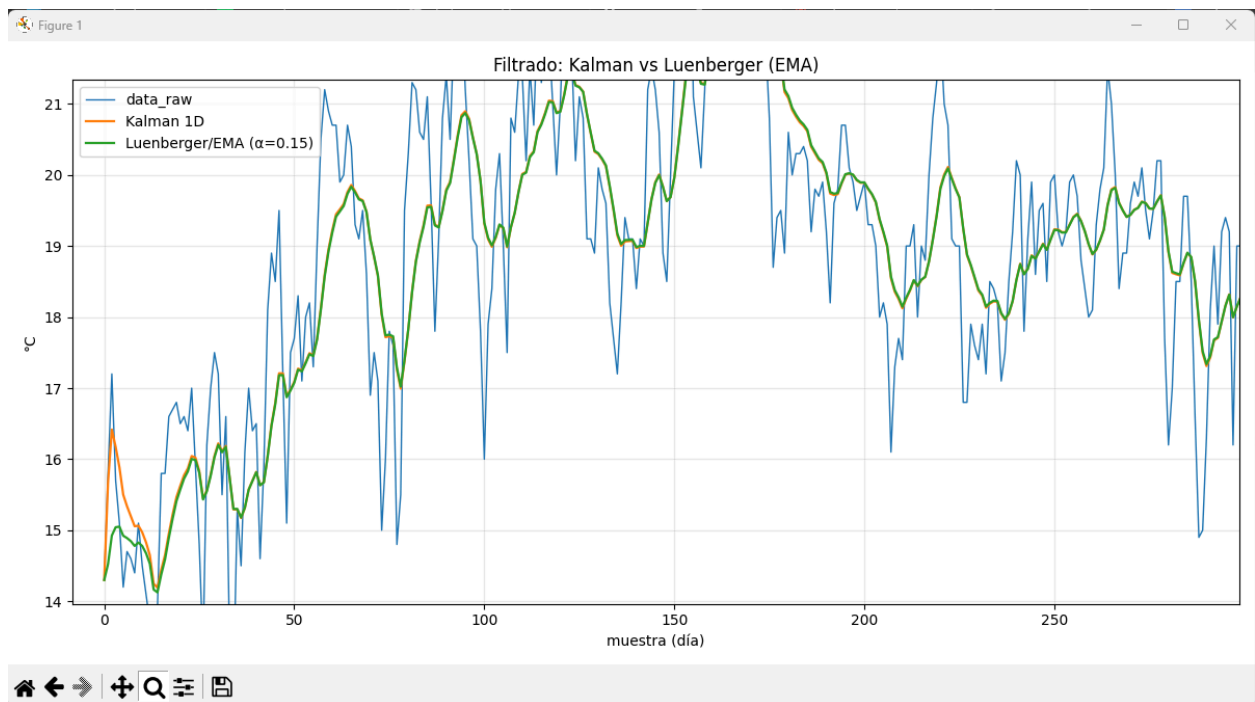
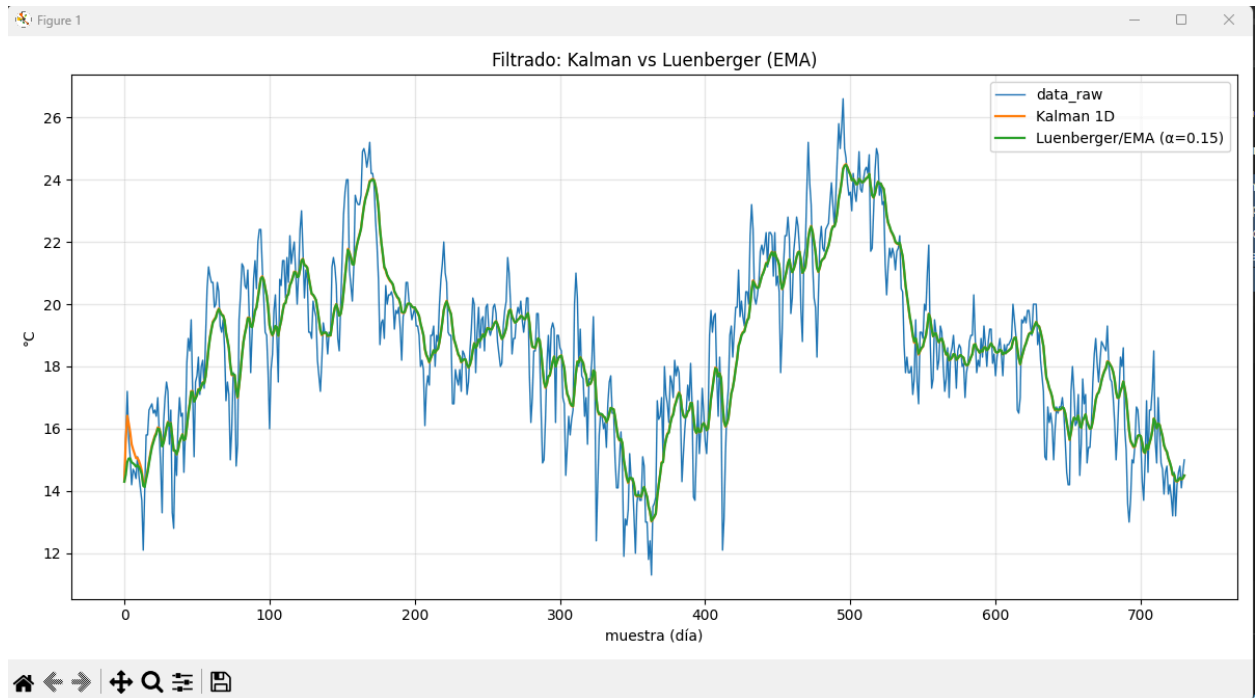
kalman_Q = 0.05**2

data_kalman = kalman_filter_1d(data_raw, R=kalman_R, Q=kalman_Q)

Observador de Luenberger (EMA)

alpha_obs = 0.15

data_luenberger = luenberger_like_ema(data_raw, alpha=alpha_obs)



Resultados

La digitalización evidenció cómo los procesos de muestreo y cuantización afectan la fidelidad de la señal. Al reducir la frecuencia de muestreo a un tercio de la original, la señal conservó las variaciones de baja frecuencia, pero perdió parte del detalle de los

cambios diarios. Asimismo, la cuantización con 128 niveles fue lo suficientemente precisa como para que la señal resultante fuera prácticamente indistinguible de la original. La primer figura ilustra claramente estas transformaciones, mostrando la correspondencia entre las tres versiones de la señal.

En cuanto al filtrado, los resultados fueron consistentes con las características de cada método. El filtro de Kalman produjo una señal más estable y lisa, en la cual los picos y valles se ven atenuados y la tendencia principal se hace más evidente. Por su parte, el observador de Luenberger mostró un comportamiento más intermedio: suavizó las oscilaciones pero conservó en mayor medida la forma de los cambios rápidos, aunque con cierto desfase respecto a la señal original. Esta comparación puede apreciarse en la Figura 2, donde se observa que la curva obtenida por Kalman es más suave, mientras que la de Luenberger sigue más de cerca la señal original.

Conclusiones

La práctica permitió comprobar cómo los procesos de digitalización y filtrado modifican una señal de series de tiempo. El muestreo y la cuantización mostraron la importancia de elegir una granularidad adecuada para no perder información relevante, mientras que los filtros demostraron ser herramientas eficaces para eliminar ruido y destacar tendencias generales. En particular, el filtro de Kalman resultó más adecuado cuando el objetivo es obtener una señal limpia y lisa, mientras que el observador de Luenberger se comportó mejor cuando se busca un balance entre suavidad y capacidad de seguimiento.

En conclusión, se cumplieron los objetivos planteados: se digitalizó una señal real mediante sampling y quantization, y se aplicaron dos métodos distintos de filtrado para comparar sus efectos. Las gráficas obtenidas (Figuras 1 y 2) evidencian los resultados alcanzados y permiten visualizar claramente la diferencia entre las técnicas utilizadas.

Repositorio

https://github.com/Gees14/Reto_Hardware