

# Trabajo práctico especial

Teoría de la información 2025

Integrantes:

**Santiago Orona**

Mail: santi.orona181@gmail.com

**Lautaro Barraza**

lau.barraza1206@gmail.com

**Juan Manuel Vila**

Mail: juanmavila2003@gmail.com

[Repositorio GitHub](#) (leer readme)

[Código Colab](#)

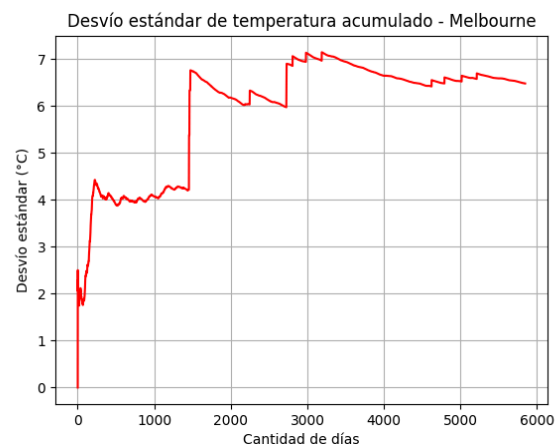
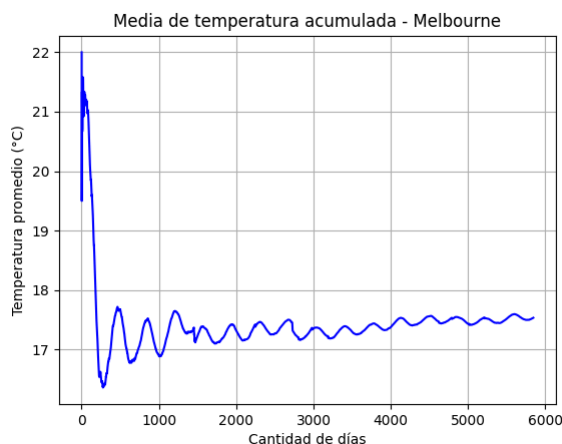
# Introducción:

En un mundo atravesado por crisis climáticas, tensiones geopolíticas y decisiones empresariales lanzadas por Twitter, Elon Musk ha desplegado una constelación de satélites con el objetivo de monitorear la temperatura global y vender los datos como NFT. La señal térmica de tres ciudades (Quito, Melbourne y Oslo) es captada por sensores en órbita y enviada a la Tierra, pero cada bit transmitido desde el espacio tiene un costo por las tarifas impuestas por el presidente Grump. En este escenario, nuestra misión consiste en analizar las señales recibidas desde estas ciudades, modelarlas como fuentes de información, estimar su contenido informativo, explorar sus posibilidades de compresión y evaluar la calidad de transmisión en presencia de ruido. A lo largo del trabajo se aplican herramientas de la Teoría de la Información para responder a una pregunta esencial: ¿cuánta información se conserva, se puede predecir o se pierde en este sistema espacial de observación?

## Análisis y desarrollo:

Nos llegan 3 señales desde los satélites, con un registro de las temperaturas observadas en las 3 ciudades, a partir de estos datos, podemos armar una fuente de información y observar características interesantes de los climas de las ciudades y ver si hay algún tipo de relación entre ellas.

### Melbourne:



En el caso de Melbourne, se observa que la media acumulada de temperatura comienza con una alta variabilidad durante los primeros días, alcanzando valores cercanos a los 22 °C, pero desciende rápidamente a medida que se agregan más registros. Luego de un período de oscilaciones iniciales, la media se estabiliza aproximadamente en torno a los 17.3 °C, con una oscilación periódica leve. Esta estabilización sugiere que, en el largo plazo, la ciudad presenta un clima templado con temperaturas promedio moderadas.

El desvío estándar acumulado en Melbourne, por su parte, muestra un comportamiento menos estable. Aunque comienza con valores bajos, con el correr de los días se registran varios incrementos abruptos que lo llevan a superar los 7 °C. Posteriormente, el desvío se mantiene en una franja relativamente constante entre los 6 y 7 °C. Esto permite saber que en promedio la temperatura no se alejará más de 7°C respecto de la media calculada.

A partir de los datos, podemos armar la matriz de la fuente, para eso definimos 3 estados Frío (menor a 11°C), Templado (entre 11°C y 19°C) y Cálido (mayor a 19°C) cada uno abarca distintos

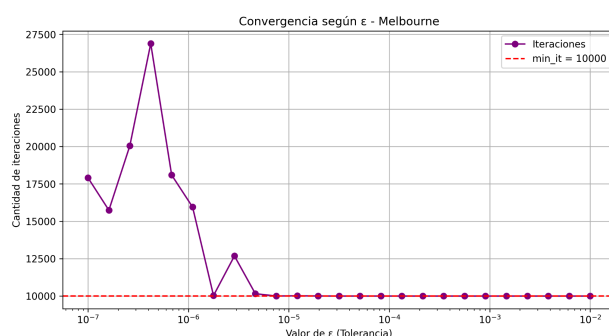
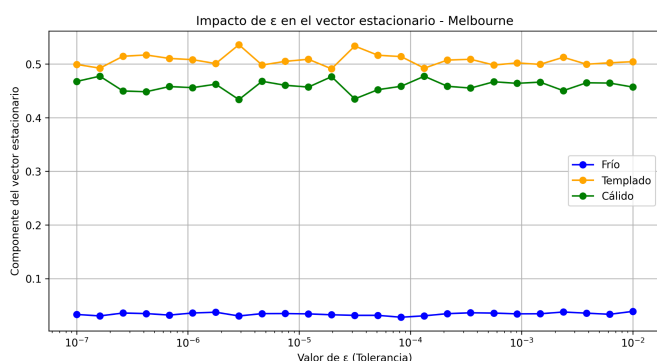
rangos de temperatura y calculamos, según el orden que tienen los datos, probabilidades condicionales para armar la matriz.

Si el día es frío, es probable que se mantenga en ese estado (0.470) o que pase a templado (0.495). La probabilidad de transición directa a cálido es muy baja (0.035).

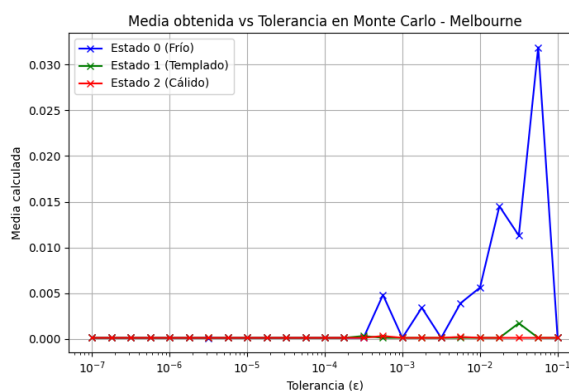
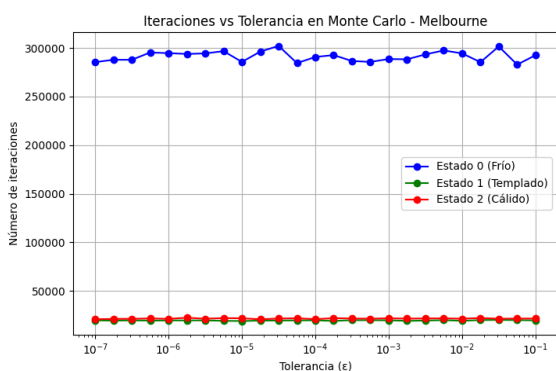
Si el día es templado, la permanencia en este estado es altamente probable (0.836). Hay una pequeña probabilidad de transición a frío (0.033), y una posibilidad más significativa de pasar a cálido (0.131).

Si el día es cálido, es muy probable que el día siguiente también sea cálido (0.853). La probabilidad de transición a templado es menor (0.144), mientras que la posibilidad de que el día siguiente sea frío es extremadamente baja (0.003).

Melbourne exhibe una mayor variabilidad climática. Aunque los días fríos tienden a mantenerse o pasar a templados, los días templados presentan una probabilidad significativa de convertirse en cálidos. Esto sugiere una dinámica más equilibrada entre estados, reflejando un clima con frecuentes cambios de temperatura.



La simulación Monte Carlo del vector estacionario para Melbourne muestra que, independientemente del valor de la tolerancia  $\epsilon$ , el vector estacionario converge consistentemente a una distribución dominada por el estado templado, seguido por cálido y, en menor medida, frío. Esto refleja la variabilidad característica del clima en Melbourne, donde predominan condiciones templadas pero con frecuentes transiciones. Si bien tolerancias muy bajas (como  $\epsilon < 10^{-6}$ ) aumentan considerablemente la cantidad de iteraciones requeridas, el vector estacionario resultante se mantiene prácticamente inalterado. Por lo tanto, valores de  $\epsilon$  más moderados permiten capturar correctamente el comportamiento climático de la ciudad sin sacrificar eficiencia computacional.



La simulación de la media de primera recurrencia en Melbourne revela que el estado "Frío" requiere consistentemente un número muy alto de iteraciones para la primera recurrencia, mientras que los estados "Templado" y "Cálido" convergen mucho más rápidamente. El análisis de la media calculada muestra que la mayoría de los estados climáticos se mantienen con valores cercanos a cero; sin embargo, el estado "Frío" presenta picos muy marcados a medida que aumenta la tolerancia. Esto sugiere que en las simulaciones, la tolerancia alta introduce ruido en la estimación de la recurrencia del estado "Frío".

Para poder obtener una buena codificación de la fuente, tratando de optimizar los bits por código, debemos analizar la entropía y usar códigos de Huffman para tener códigos óptimos.

Si analizamos la fuente como una fuente sin memoria, obtenemos una entropía de 1.179 bits. Pero, si analizamos la fuente como una fuente markoviana, obtenemos una entropía de 0.712 bits. Esta diferencia indica que existe una fuerte dependencia entre los símbolos consecutivos: el conocimiento del símbolo anterior reduce significativamente la incertidumbre sobre el siguiente. En otras palabras, la fuente tiene una estructura interna predecible que puede aprovecharse para una codificación más eficiente.

Durante la implementación del algoritmo de Huffman, se observó que la longitud media del código puede presentar ligeras variaciones entre ejecuciones. Esta irregularidad se debe principalmente al uso de redondeos en la estimación de probabilidades, lo cual puede modificar el orden en que se combinan los símbolos durante la construcción del árbol. Por esta razón, los valores reportados deben considerarse aproximaciones sujetas a la precisión numérica de la ejecución.

Veamos que tan buena es la codificación que obtenemos de Huffman para la fuente markoviana y la fuente extendida, esto lo podemos evaluar mediante los límites establecidos por el teorema de Shannon:

Para fuente orden 1:  $H \leq L \leq H + 1 \rightarrow 1.179 \leq 1.489 \leq 2.279$

La codificación es aproximadamente un 80% óptima, con una longitud media que supera en unos 0.3 bits por símbolo a la entropía de la fuente. Aunque no es una mala codificación, deja margen de mejora. Esto se debe a que no considera las dependencias entre símbolos, lo que limita su eficiencia.

Para fuente orden 2:

$$H_2 \leq L_2 \leq H_2 + 1 \rightarrow H + H_{cond} \leq L_2 \leq H + H_{cond} + 1 \rightarrow \frac{H+H_{cond}}{2} \leq \frac{L_2}{2} \leq \frac{H+H_{cond}+1}{2}$$

Reemplazando por los datos nos queda:  $\frac{1.891}{2} \leq \frac{L_2}{2} \leq \frac{2.891}{2} \rightarrow 0.9455 \leq 0.98 \leq 1.4455$

La codificación resulta notablemente mejor, alcanzando un 96% de eficiencia. Solo se pierden alrededor de 0.0345 bits por símbolo respecto al límite inferior, lo que la convierte en una codificación muy buena y viable de implementar. Probablemente, si se siguiera extendiendo la fuente a órdenes mayores, se podría alcanzar una codificación prácticamente 100% óptima.

Luego de analizar la longitud media de cada codificación y compararla con la entropía teórica mediante el teorema de Shannon, se calculó la tasa de compresión para evaluar el impacto real de cada esquema sobre el tamaño del archivo original. Los resultados obtenidos muestran que la codificación de orden 1 logró una tasa de compresión de 32.118, mientras que la codificación de orden 2 alcanzó 24.145. Esto significa que, en la práctica, la codificación de orden 1 permitió una mayor reducción del tamaño del archivo, a pesar de que el orden 2 modela dependencias entre símbolos consecutivos. Esto puede explicarse por el hecho de que, al aumentar la cantidad de combinaciones posibles, el orden 2 genera una distribución de símbolos más uniforme, lo que reduce la eficacia de Huffman para asignar códigos cortos. En conclusión, aunque teóricamente el orden 2 puede parecer más eficiente, en este caso particular fue el orden 1 el que ofreció una mejor compresión efectiva, destacando la importancia de analizar tanto la teoría como los resultados empíricos.

En esta ciudad, se nos informó que el satélite en órbita (SpaceHeat-42) que transmite la señal  $S_2$  (de Melbourne), tiene una falla, ya que lo que llega a la base terrestre es  $S_4$  (Melbourne "ruidoso"), algo diferente y no exactamente igual de lo que se transmite.

Para evaluar la fidelidad de la transmisión desde el satélite SpaceHeat-42, se construyó una matriz de canal que describe estadísticamente cómo se transforman los símbolos originales de temperatura de Melbourne (señal  $S_2$ ) en la señal alterada que llega a la base ( $S_4$ ). Para ello, ambas señales fueron procesadas clasificando cada temperatura diaria en uno de tres estados: frío,

templado o cálido. Luego, se compararon en paralelo los estados de cada señal (entrada vs salida) y se contabilizaron las transiciones observadas entre ellos. Se obtuvo la matriz del canal.

La matriz obtenida refleja la probabilidad condicional de que se reciba un estado determinado en la salida, dado que se transmitió un cierto estado. En términos prácticos, cada columna representa una categoría de entrada, y cada fila, una categoría de salida. Esta estructura permite identificar qué tan confiable es el canal para preservar la información original o, por el contrario, cuánto distorsiona el mensaje transmitido.

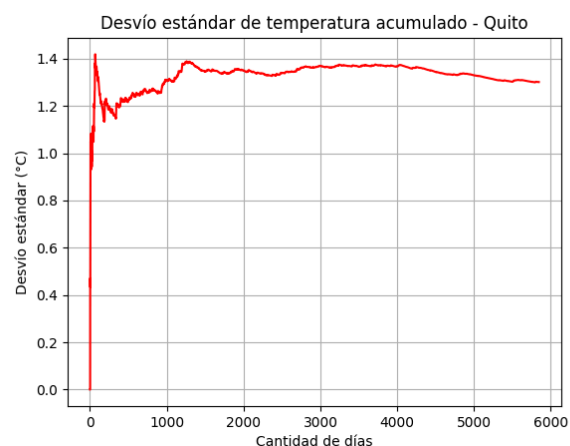
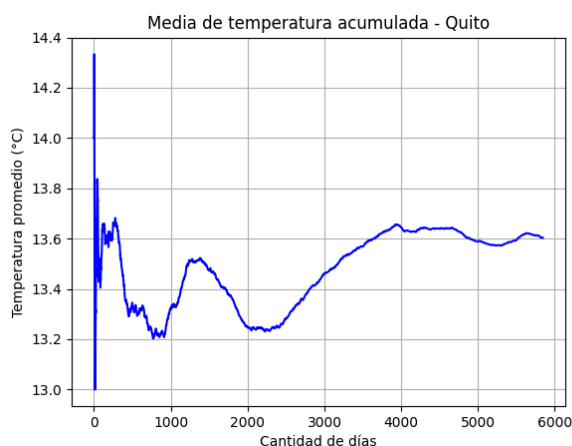
A partir de esta matriz se calcularon dos métricas fundamentales desde la teoría de la información: el ruido del canal y la información mutua.

El ruido del canal, que representa la incertidumbre promedio de lo recibido conociendo lo enviado ( $H(Y/X)$ ), fue de 1.024 bits, un valor elevado si se considera que el máximo posible con tres símbolos es  $\log_2(3) \approx 1.585$ . Este resultado indica que gran parte de la señal original se pierde en la transmisión.

Por otro lado, la información mutua  $I(X,Y)$ , que mide cuánta información útil sobre la entrada se conserva en la salida, fue de apenas 0.326 bits. Este valor es bajo, lo que implica que el canal transmite con muy poca eficiencia: en promedio, más del 70% de la información relevante se ve alterada o suprimida por el ruido.

En conjunto, estos resultados muestran que el canal presenta un desempeño pobre. Aunque no es completamente aleatorio (se preserva algo de estructura), la alta incertidumbre y baja capacidad informativa indican que la transmisión está severamente degradada. Por lo tanto, el canal que transforma  $S_2$  en  $S_4$  puede considerarse ineficiente o poco confiable, y requeriría técnicas de corrección o codificación más robustas para ser útil en aplicaciones sensibles.

## Quito:



Quito presenta un comportamiento notablemente diferente. La media acumulada de temperatura rápidamente se estabiliza en torno a los 13.5 °C, luego de un breve período de descenso inicial. A lo largo del tiempo, la media presenta fluctuaciones menores, con una oscilación mucho más atenuada que en el caso de Melbourne. Esto indica un clima extremadamente estable, sin grandes diferencias térmicas a lo largo del año.

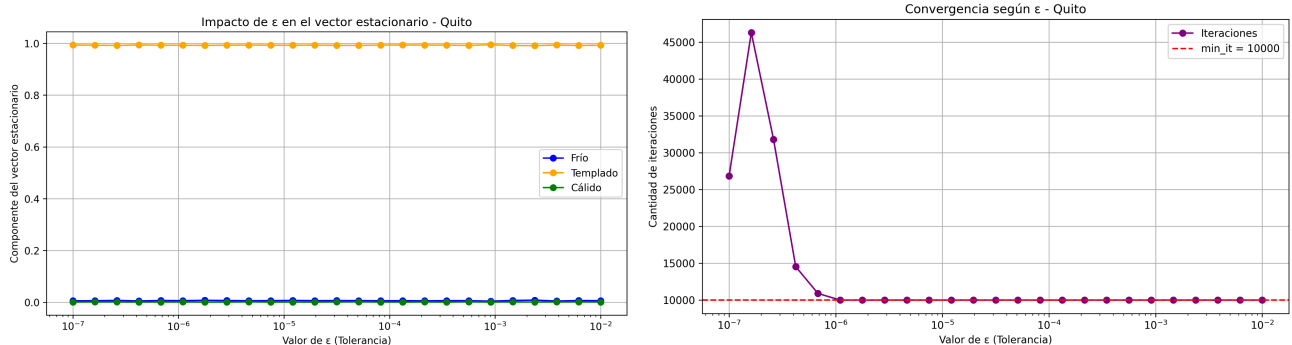
El desvío estándar acumulado refuerza esta idea: tras una subida inicial, se mantiene en un valor cercano a 1.3–1.4 °C durante casi todo el período observado. Esta baja variabilidad sugiere que las temperaturas en Quito son muy homogéneas.

Al igual que en Melbourne, a partir de los datos que recibimos, armamos la matriz de la fuente.

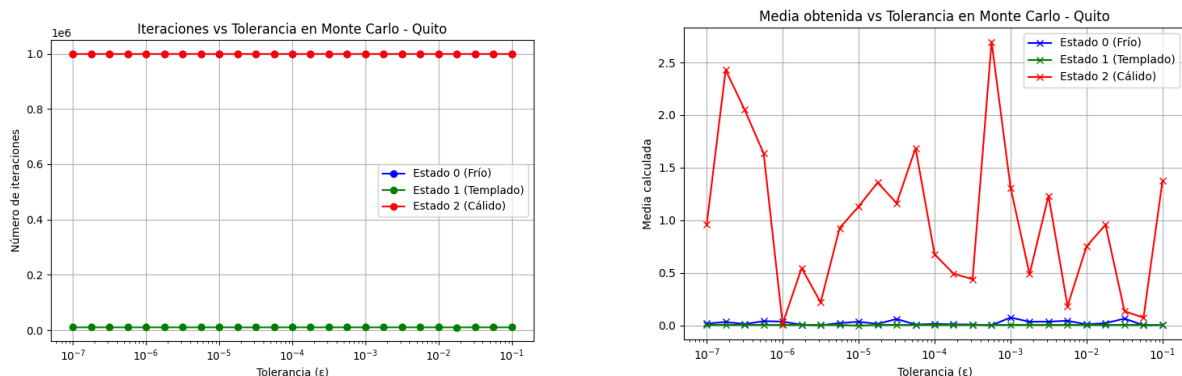
Si el día es frío, es altamente probable que el siguiente día sea templado (0.946). La probabilidad de permanencia en frío es baja (0.054), y la transición a cálido es inexistente (0.000).

Si el día es templado, hay una probabilidad muy alta de continuidad en este estado (0.993). Y tanto la transición a frío como a cálido ambas son extremadamente bajas, con una probabilidad de (0.006) y (0.001) respectivamente .

Si el día es cálido, la probabilidad de que el día siguiente sea templado es del 100% (1.000), haciendo imposible cualquier transición directa a un día frío o cálido.



La simulación Montecarlo del vector estacionario de Quito revela un patrón muy singular, donde el componente "Templado" domina abrumadoramente el vector estacionario. La convergencia del algoritmo muestra una rápida disminución en el número de iteraciones al aumentar la tolerancia ( $\epsilon$ ), similar a Melbourne. Sin embargo, la alta estabilidad del vector estacionario, con "Templado" prácticamente igual a 1 y las otras componentes cercanas a cero, indica que la elección de  $\epsilon$  tiene un impacto mínimo en la caracterización del clima de Quito. Esto sugiere que el clima de Quito es extremadamente predecible y se mantiene predominantemente templado, haciendo que la selección de la tolerancia sea un factor menos crítico para la precisión de la simulación.



La simulación de la media de primera recurrencia en Quito presenta un patrón fuertemente influenciado por la naturaleza de la transición del clima. El estado "Cálido" requiere un número extremadamente alto de iteraciones para su primera recurrencia, mientras que el estado "Templado" se estabiliza en un número bajo. El hecho de que  $P(\text{templado/cálido}) = 1$ , implica que el estado "Cálido" solo puede ocurrir de forma transitoria y necesariamente debe transicionar a "Templado" al día siguiente. Esto explica por qué la media de la primera recurrencia para el estado "Cálido" es tan alta: la simulación debe explorar una gran cantidad de secuencias hasta que se vuelva a presentar un día cálido. El análisis de la media calculada muestra que los estados "Frío" y "Templado" se mantienen con valores cercanos a cero, mientras que el estado "Cálido" tiene grandes variaciones, reforzando la idea de que este estado es raro e inestable, ya que su persistencia es nula por definición.

Al momento de calcular la entropía para la ciudad de Quito nos encontramos que esta tiene un valor muy bajo (0.064 bits) comparado a los casos de las otras dos ciudades. Esto se debe a que, si no se conoce el estado anterior, la incertidumbre es baja. Pero luego al sumarse memoria de orden 1 esta sube levemente (0.066) lo cual no es real que una entropía con memoria sea mayor a una

entropía sin memoria, pero esta leve diferencia en el resultado se debe a que al ser un número muy bajo, al momento del redondeo, el valor sube muy levemente. Por lo cual consideramos que la entropía es muy similar en cuanto a calcular cada estado de manera independiente, como a calcular un estado conociendo el anterior. Esto significa que el conocimiento del estado anterior no reduce la incertidumbre sobre el siguiente.

Codificando a través de huffman para esta fuente markoviana, probamos que tan buena es la codificación obtenida mediante los límites del teorema de shannon:

Fuente de orden 1:  $H \leq L \leq H + 1 \rightarrow 0.064 \leq 1.006 \leq 1.064$

La codificación es extremadamente ineficiente, alcanzando apenas un 6,5% de eficiencia. Aunque cumple con el teorema de codificación de Shannon (ya que la longitud promedio cae entre  $H$  y  $H+1$ ), se pierden alrededor de 0,94 bits por símbolo respecto al límite inferior. Esto la convierte en una codificación poco adecuada para una fuente tan predecible, en la que sería posible representar la información con una cantidad de bits significativamente menor.

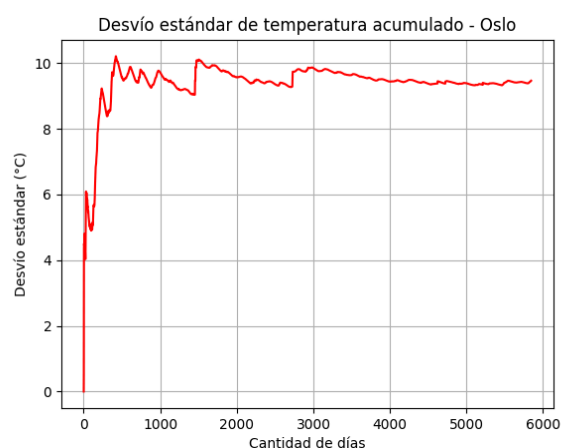
Luego extendiéndola a orden 2:

$$\frac{H + H_{cond}}{2} \leq \frac{L_2}{2} \leq \frac{H + H_{cond} + 1}{2} \rightarrow \frac{0.129}{2} \leq \frac{1.023}{2} \leq \frac{1.129}{2} \rightarrow 0.0645 \leq 0.5115 \leq 0.5645$$

La codificación de orden 2 ofrece un rendimiento muy cercano al óptimo teórico, con un sobrecoste de tan solo 0,053 bits por símbolo y una eficiencia del 90,6 %, lo cual la convierte en una solución de compresión eficaz y viable. Donde obtenemos una eficiencia altamente superior a la que habíamos obtenido previamente con la fuente de orden 1

Con estas codificaciones logramos una compresión de 47.685 para orden 1, y una compresión de 46.896 para el caso de orden 2. Podemos observar que la compresión en la codificación de orden 1, se obtuvo una mayor tasa de compresión, lo cual significa menor tamaño en el archivo a la hora de comprimir. Aunque el modelo de orden 2 considera más contexto, la codificación de orden 1 logró una mejor compresión. Esto se debe a que la fuente es altamente predecible, donde las transiciones conducen al estado “Templado” sin importar el estado anterior, por lo que agregar más memoria no mejora significativamente la predicción. Además al aumentar el orden crece la cantidad de combinaciones de símbolos posibles, lo cual dispersa la distribución de probabilidades y reduce la eficacia del algoritmo de huffman.

## Oslo:



El análisis de Oslo muestra una media acumulada de temperatura que comienza con fuertes oscilaciones, tanto en valores positivos como negativos, y que gradualmente se estabiliza en torno a los 4.5 °C. Las oscilaciones, sin embargo, persisten durante más tiempo que en las otras dos ciudades, lo que sugiere un patrón climático menos homogéneo.

El desvío estándar acumulado en Oslo alcanza valores significativamente más altos que en las otras ciudades, superando los 10 °C en algunas secciones antes de estabilizarse cerca de los 9.5 °C.

Con estos datos podemos concluir que Oslo muestra una media baja, cercana a los 4.5 °C, y el mayor desvío estándar entre las tres ciudades, lo que evidencia una gran variación estacional y un clima frío con inviernos rigurosos.

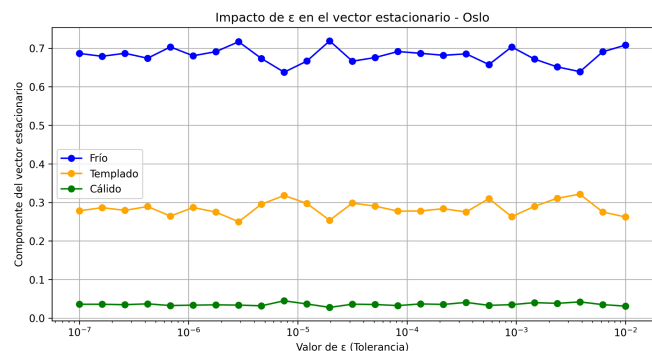
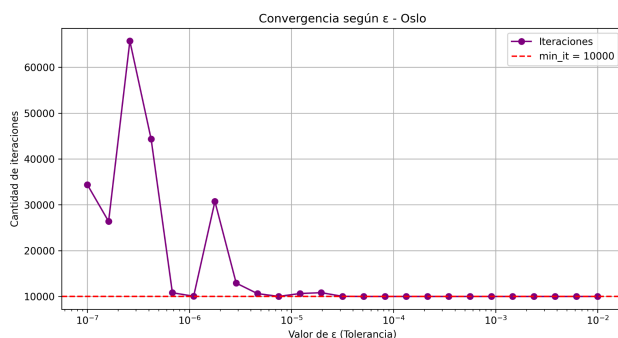
Armamos la matriz de la fuente al igual que en Melbourne y Quito. Al redondear los valores a tres cifras decimales para mejorar la legibilidad, la columna correspondiente al estado Templado presenta una suma de 0.999, levemente inferior a 1. Esta discrepancia se debe al redondeo individual de las probabilidades, lo que generó una pérdida acumulada mínima.

Si el día es frío, la probabilidad de que el día siguiente también sea frío es alta (0.959). La transición hacia un día templado es poco probable (0.041), mientras que la ocurrencia de un día cálido es imposible (0.000).

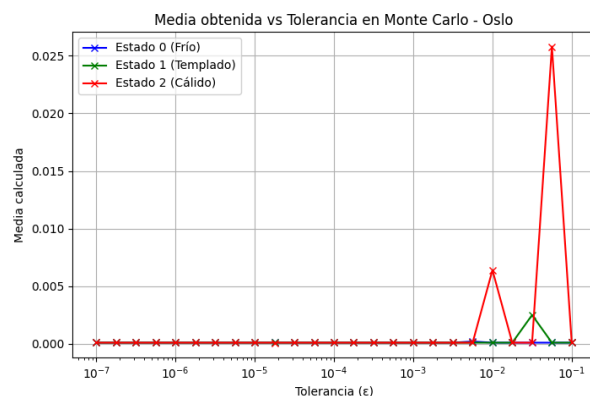
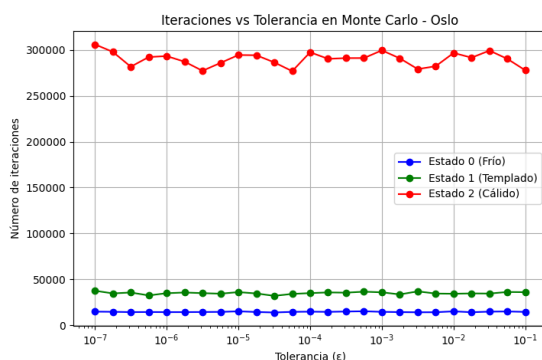
Si el día es templado, es muy probable que el siguiente día mantenga el mismo estado (0.865). Y existe una leve posibilidad de transición a frío (0.099) y una baja probabilidad de pasar a cálido (0.035).

Si el día es cálido, la continuidad en este estado es alta (0.704). La transición a templado tiene una probabilidad moderada (0.296), pero no hay posibilidad alguna de un día frío (0.000).

Oslo muestra una gran estabilidad en temperaturas frías, con una fuerte tendencia a mantenerse en ese estado. Las transiciones hacia temperaturas cálidas son casi inexistentes, lo que indica un clima predominantemente frío con pequeñas variaciones hacia templado.



La simulación Montecarlo del vector estacionario de Oslo indica un sistema dominado por condiciones frías, reflejado en la alta proporción de la componente "Frío" en el vector estacionario. La convergencia del algoritmo se ve fuertemente influenciada por la tolerancia ( $\epsilon$ ), requiriendo un número significativamente mayor de iteraciones para alcanzar alta precisión. No obstante, la estabilidad del vector estacionario ante variaciones en  $\epsilon$  sugiere que una tolerancia moderada puede ser suficiente para obtener una estimación precisa del clima a largo plazo en Oslo, equilibrando así la eficiencia computacional con la exactitud de la simulación.





El análisis de la simulación Monte Carlo para la media de primera recurrencia en Oslo revela patrones interesantes. Se muestra que el número de iteraciones necesarias para la primera recurrencia varía significativamente entre los estados climáticos, siendo mucho mayor para el estado "Cálido" en comparación con "Frío" y "Templado". En general, la media calculada de primera recurrencia se mantiene cercana a cero para la mayoría de los estados en todo el rango de tolerancia ( $\epsilon$ ) evaluado. Sin embargo, se observan picos esporádicos en la media calculada para el estado "Cálido" en ciertos valores de tolerancia, sugiriendo una mayor sensibilidad de este estado a la elección de la tolerancia en la simulación.

Analizando la entropía de la fuente de Oslo, una entropía sin memoria de 1.052 bits indica que, si no se conoce ningún estado anterior, la incertidumbre promedio al observar un símbolo en Oslo es relativamente alta, cercana al máximo posible para tres estados ( $\approx 1.585$  bits). Sin embargo, al incorporar memoria de primer orden, la entropía condicional baja a 0.386 bits, lo que implica que el estado actual depende fuertemente del anterior. Es decir, la fuente es altamente predecible si se tiene en cuenta la secuencia, lo cual puede aprovecharse para una compresión más eficiente.

Para analizar qué codificación es eficiente para este fuente, veamos los rangos de la longitud media para la fuente markoviana y la fuente extendida, calculados en el código, aplicando el teorema de Shannon.

Veamos que tan buena es la codificación que obtenemos de Huffman para la fuente markoviana y la fuente extendida, esto lo podemos evaluar mediante los límites establecidos por el teorema de Shannon:

Para fuente orden 1:  $H \leq L \leq H + 1 \rightarrow 1.052 \leq 1.315 \leq 2.052$

La codificación es bastante óptima quedando aproximadamente a solo 0.3 bits del límite inferior. Aunque no es una mala codificación, esta se podría mejorar si se tomara órdenes mayores haciendo tender en la longitud hacia la entropía.

Para fuente orden 2:

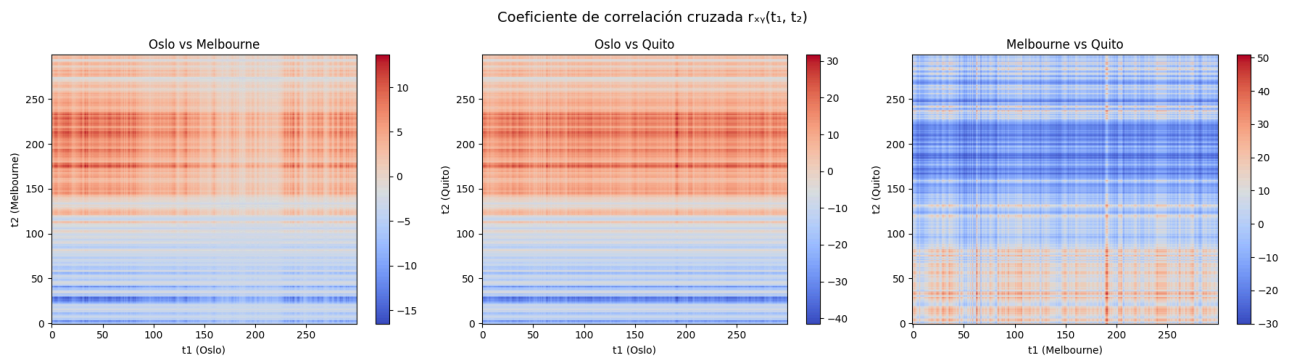
$$\frac{H+H_{cond}}{2} \leq \frac{L_2}{2} \leq \frac{H+H_{cond}+1}{2} \rightarrow \frac{1.441}{2} \leq \frac{1.553}{2} \leq \frac{2.441}{2} \rightarrow 0.7205 \leq 0.7765 \leq 1.2205$$

La codificación resulta notablemente mejor que la de orden 1. Solo se pierden alrededor de 0.05 bits por símbolo respecto al límite inferior, lo que la convierte en una codificación muy buena y viable de implementar.

La codificación de Oslo para fuente de orden 1 permitió que se redujera la cantidad de bits del archivo de 266592 bits a 760 lo que redujo el mensaje 34.7 veces respecto al original, para el de orden 2 se redujo de 266592 a 9118 es decir unas 29 veces. Esta mejora se debe a que el archivo original usaba números reales para temperaturas, mientras que Huffman codifica sobre un alfabeto de sólo tres estados (frío, templado, cálido), logrando una alta compresión al eliminar redundancia numérica y usar secuencias binarias optimizadas. La abstracción del contenido fue clave.

## Correlación entre ciudades:

Habiendo analizado las 3 ciudades, nos preguntamos ¿hay algún tipo de relación entre el clima de una ciudad y otra? Para eso analizamos el factor de correlación cruzada entre cada par de ciudades y obtuvimos lo siguiente.



Se analizan únicamente los primeros 300 datos para mantener el procesamiento y la visualización en un rango temporal manejable. Por lo tanto, el análisis se basa únicamente en una parte de todos los datos que obtenemos.

Para Oslo y Melbourne, el gráfico muestra franjas tanto de correlación positiva intensa (rojo) como negativa intensa (azul) en distintos desfases temporales entre las series de Oslo y Melbourne.

Aunque en ciertos intervalos se observan correlaciones estadísticamente significativas, la alternancia entre valores altos positivos y negativos indica que no se mantiene un patrón estable. Esto sugiere que, si bien en momentos puntuales los climas pueden coincidir o comportarse de manera opuesta, no se evidencia que el clima de Melbourne tenga un efecto predecible y consistente sobre el de Oslo.

En el caso de Oslo y Quito, los valores intensos en rojo y azul en diferentes desfases indican que, en determinados periodos, existe una relación significativa; sin embargo, la falta de continuidad en estos patrones impide afirmar que el clima de una de las ciudades predice de forma sistemática el de la otra.

Por último, entre Melbourne y Quito, se observa una tendencia a predominio de correlaciones negativas intensas, aunque también aparecen intervalos de correlación positiva. Esta dualidad sugiere que, en ciertos desfases, los cambios climáticos en Melbourne podrían ejercer una influencia inversa sobre Quito. No obstante, la variabilidad en la dirección y magnitud de la correlación implica que la relación, aunque significativa en algunos intervalos, no es lo suficientemente homogénea como para establecer una base robusta que permita predecir el clima de una ciudad a partir del de la otra de manera consistente.

## Conclusiones:

En este trabajo aplicamos conceptos clave de la Teoría de la Información para analizar, modelar y comprimir datos climáticos de tres ciudades con características muy distintas. Pudimos ver cómo la estructura de una fuente afecta su entropía y cómo incorporar memoria mejora significativamente la eficiencia de codificación, aunque no siempre la compresión final.

Melbourne presentó variabilidad moderada, Quito una estabilidad extrema y Oslo una alta dispersión. También evaluamos el impacto del ruido en la transmisión desde el satélite y comprobamos que puede degradar seriamente la información recibida. Finalmente, el análisis de correlación entre ciudades mostró que, si bien existen algunas coincidencias, no hay una relación estable que permita predecir el clima entre ellas.

En resumen, logramos aplicar la teoría de forma práctica, entender mejor los datos y optimizar su tratamiento, sacando conclusiones claras sobre la eficiencia informativa y la transmisión de datos en un contexto realista.