**COMPARACIÓN DE TRES MÉTODOS PARA LA ESTIMACIÓN DE PI POR MEDIO DEL MÉTODO DE MONTE CARLO**

(Jp y Ccc)

[correo@gmail.com](mailto:correo@gmail.com)

**RESUMEN**

*En este artículo se presenta los resultados de tres situaciones diferentes en las que se aplica el método de Monte Carlo para estimar el valor de Pi, entre ellos los clásicos problemas de Buffon y Laplace. Los tres casos fueron desarrollados en lenguaje Python. Se consideran varios parámetros a la hora de programar siendo el más importante la cantidad de repeticiones del experimento ya que en función de este número se presentan los resultados. El propósito es comparar los tres casos y además dar respuesta y abrir más preguntas como ¿qué pasa si se cambia la distribución de probabilidad? ¿Qué sucede a medida que N crece?*

**PALABRAS CLAVE**

Monte Carlo, Pi

1. **INTRODUCCIÓN**

El método de Monte Carlo tiene un génesis moderno en el trabajo pionero de Stan Ulam y John Von Neumann, que luego de la segunda Guerra Mundial lo usaron en el desarrollo de armas termonucleares. Desde entonces el método de Monte Carlo ha sido aplicado por más de 50 años en la investigación y desarrollo de métodos de transporte de neutrones y radiación gamma con bastante éxito experimental. Hoy, lejos de aplicarse estos desarrollos en el diseño de armas, resulta una alegre ironía que ningún proyecto desarrollado con Monte Carlo se haya empleado en conflicto, más aún los científicos lo han explotado para obtener un beneficio publico positivo relacionada con la salud. Por ejemplo, en los planeamientos de dosis en radioterapia dependen actualmente en algún grado de cálculo mediante Monte Carlo.

El método de Monte Carlo es un método de resolución numérica, donde se modelan las relaciones e interacciones de distintos objetos y su entorno. Mediante la generación aleatoria de interacciones y mientras mayor sea lrepetición de pruebas es que se obtiene un resultado que converge a un valor. Es por la aleatoriedad del método que obtiene el nombre Monte Carlo, pues se inspira en la región del Principado de Mónaco donde se encuentran el casino Monte Carlo.

Este método es ampliamente usado en problemas donde obtener un resultado analítico no es posible, o en problemas que contienen demasiada complejidad (como es el caso de la ecuación de transporte de Boltzman para partículas sin carga: neutros o gamma).

1. **MARCO TEÓRICO**

El estudio matemático del azar se remonta hace bastantes siglos. Motivados por dos problemas propuestos por Antoine Gombaud, le Chevalier de Méré, basados en las observaciones de los juegos de azar de la época, es que se reúnen a resolver el desafío matemático como Pascal, Cardano, Fermat entre otros, que dan un inicio a la teoría clásica de la probabilidad. Independientemente, un joven Leibniz advierte una relación entre sus estudios en combinatoria y esta teoría de probabilidad. Resolviendo el problema propuesto al analizar todos los casos.

* 1. **Experimentación y la teoría de probabilidad.**

En 1777, el naturalista francés conde de Buffon (1707-1788) propuso el primer experimento que utilizaba un método de Monte Carlo, pues dependía de un hecho completamente aleatorio: la caída de una aguja luego de lanzarla. Las agujas son lanzadas aleatoriamente en un piso con un patrón de rayas separadas una cierta distancia. Buffon considero que los centros están uniformemente distribuidos en un piso infinito. Las agujas no ruedan a las aberturas como lo harían en la vida real, ni estas interactúan entre sí. Además, el ángulo respecto a la horizontal es considerado distribuido uniforme entre 0 y pi/2.

El resultado al que se llegó relaciona la probabilidad de cruzar una de las rayas con la distancia de separación, la longitud de la aguja y el valor de pi. Esta se expresa en la ecuación 1.



Se conoce como la extensión de Laplace al problema de Buffon cuando se considera tanto líneas verticales como horizontales. Se llama Buffon-Laplace pues, aunque Buffon resolvió este problema contenía un error que más tarde, 1812, fue corregido por Laplace.



De esta propuesta, se pretende obtener el valor de pi. La probabilidad se obtiene empíricamente al realizar el experimento un número grande de veces y contar cada caso.

Este problema histórico fue estudiado en ese entonces como una curiosidad poco práctica, debido a que obtener un resultado preciso requería un número grande de repeticiones.

Durante el siglo XX con el advenimiento de las nuevas tecnologías y el desarrollo de ordenadores con mayor potencia de procesamiento es que el método de Monte Carlo vuelve a cobrar una relevancia. Cobrando especial relevancia, dos teoremas centrales de la teoría de probabilidades y estadística que se comprueban en este análisis.

**2.2. Teorema de los Números Grandes**

Sea una sucesión de variables aleatorias, diremos que la sucesión de {} converge en probabilidad a X (que es otra variable aleatoria) si solo si para todo :

Siendo conocido como criterio de convergencia débil.

Tomamos la variable aleatoria de interés, el promedio:

Aplicando el operador lineal Esperanza:

Si consideramos que la sucesión de variables son independientes e idénticamente distribuidas, la Esperanza para cada variable es la misma

Esta relación nos muestra que el valor esperado del promedio de una muestra tiende al valor medio.

De igual manera con el operador varianza tenemos:

Con el supuesto de las variables , son independientes e idénticamente distribuidas, la varianza de la suma, es la suma de las varianzas:

Al ser idéntica para todos tenemos:

Con los resultados de la esperanza y varianza del promedio, se puede enunciar el siguiente teorema:

Sea una sucesión de una variable aleatoria independiente e idénticamente distribuida tal que

Y

Entonces el promedio de la secuencia converge en probabilidad a .

Es decir que para una población que tiene una media , si se toma una muestra y se calcula el promedio muestral, este tiende al valor de mientras n tienda a .

Esto se demuestra al tomar un valor , entonces, usando la relación de acotación de Chemichev:

es la varianza del promedio, entonces tenemos la relación:

Mostrando que cuando n tiende a un número grande, la probabilidad se anula y por consecuencia el promedio converge en probabilidad a .

* 1. **Teorema del Límite Central**

Sea una sucesión de variables aleatorias, independientes e idénticamente distribuidas con una media y una varianza distinta de cero. Entonces, si n es suficientemente grande, la variable aleatoria:

Tiene aproximadamente una distribución normal con:

1. **MÉTODO SIMPLE PARA LA ESTIMACIÓN DE PI.**
   1. **Metodología**

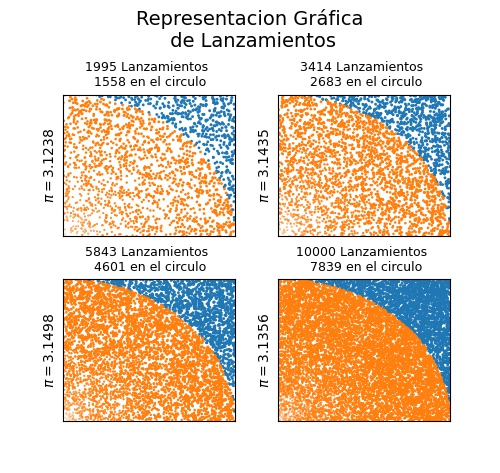
Para mostrar la aplicación de un método de Monte Carlo, se propone estimar el número de Pi con el siguiente modelo:

Consideramos un cuadrado de lado L, con una circunferencia en su interior de radio L.

La relación de áreas se da de la siguiente manera:

Una forma de calcular esta relación de áreas utilizando el azar, es lanzar al azar puntos dentro del cuadrado. Estos puntos pueden quedar también dentro de la circunferencia, la relación de áreas quedara expresada por aquellos puntos que estén dentro del circulo.

En la siguiente gráfica se muestra un ejemplo del experimento propuesto, mostrando un solo cuadrante ya que las áreas son simétricas en cada eje. Queda bastante ejemplificado que mientras mayor sea el número de puntos, las áreas quedan mejor definidas. Por esta razón el valor de Pi calculado es más cercano al valor real mientras más puntos se consideren.

Figura 1. Representación gráfica del método simple para cuatro diferentes números de lanzamientos.

Para obtener esta aproximación se necesitan generar los puntos aleatoriamente con una distribución uniforme. Como esta simulación es implementada en un ordenador, tenemos la limitación de usar un generador de números pseudoaleatorios. Para los efectos de este análisis, estos números se pueden considerar aleatorios debido a que el método de su obtención contiene un periodo demasiado grande para repetirse. El algoritmo usado en este caso particular es el Mersenne Twister (MT19937).

**3.2 análisis de resultados.**

**3.2.1 Comprobación del teorema del límite central**

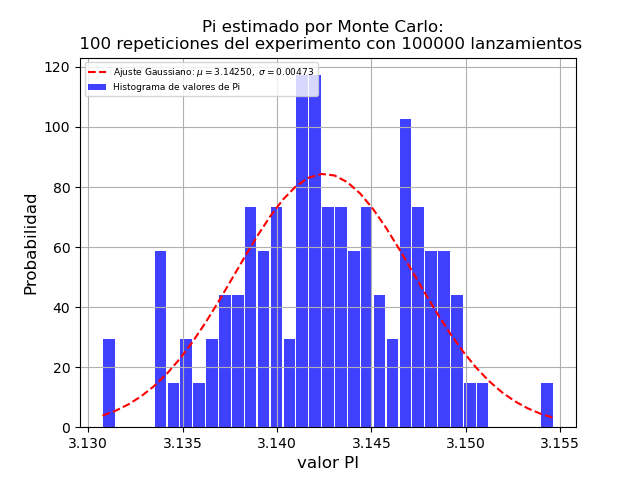
Si consideramos el lanzamiento de puntos, y repetimos veces el experimento, el resultado obtenido tiene el siguiente comportamiento al obtener su histograma. 

Figura 2. Histograma del método simple y ajuste Gaussiano. Gráficamente se observa un mayor agrupamiento de datos al centro. El ajuste tiene los parámetros de media 3.1425 y desviación 0.0047.

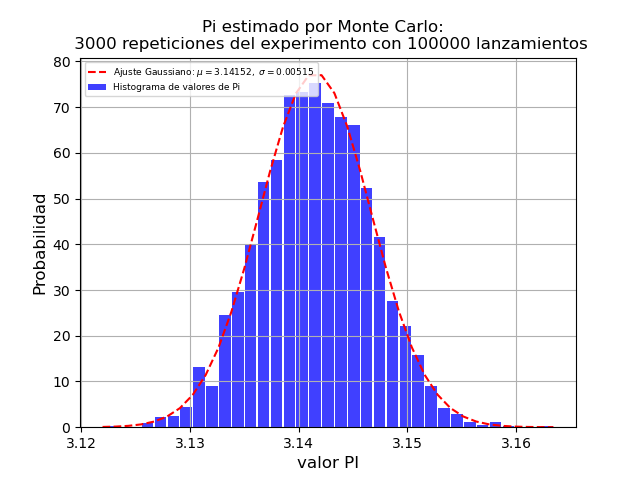
Si realizamos veces el experimento, se ve más claramente que el resultado obtenido tiene un comportamiento gaussiano. 

Figura 3. Histograma con mayor número de repeticiones. Se aprecia como el ajuste gaussiano propuesto se adecua bastante bien a los datos. Ajuste con media 3.1415 y desviación 0.0051.

De igual forma, si realizamos veces el experimento, lanzando puntos, el comportamiento es también Gaussiano

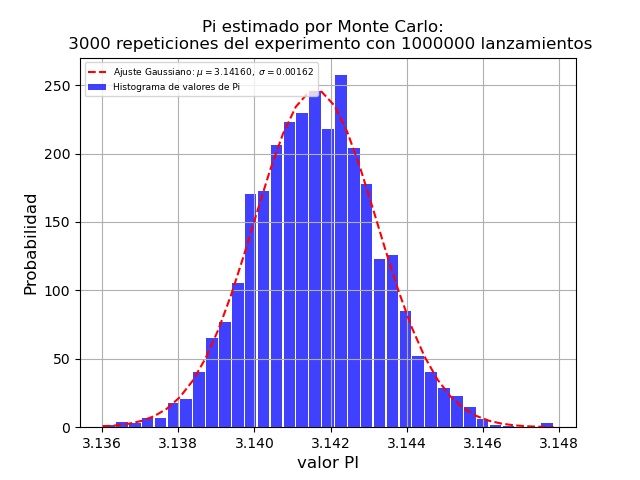
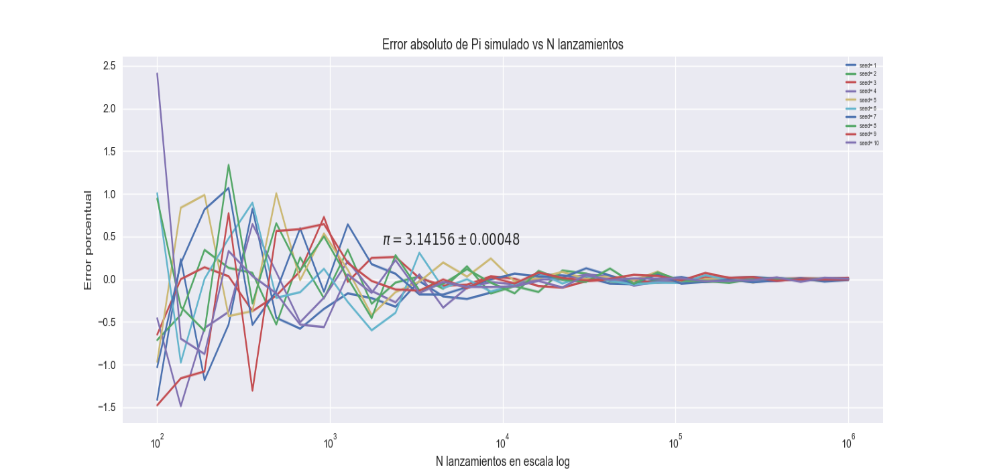


Figura 4. Histograma con mayor numero de lanzamientos. En este caso igual se aprecia la similitud entre el ajuste gaussiano y el comportamiento de los datos.

Demostrando que la desviación varia en proporción a . El valor de es menor cuando consideramos () en comparación con ().

**3.2.2. Comprobación del teorema de números grandes.**

Se ha estimado el valor de Pi para distintas cantidades de puntos generados. En la siguiente gráfica se muestra el error absoluto de Pi. Se muestra que mientras mayor es el N tomado para calcular el valor de Pi, este es más cercano al valor esperado. En el gráfico se muestra que este comportamiento es invariante al variar las semillas en la generación de los números pseudoaleatorios.



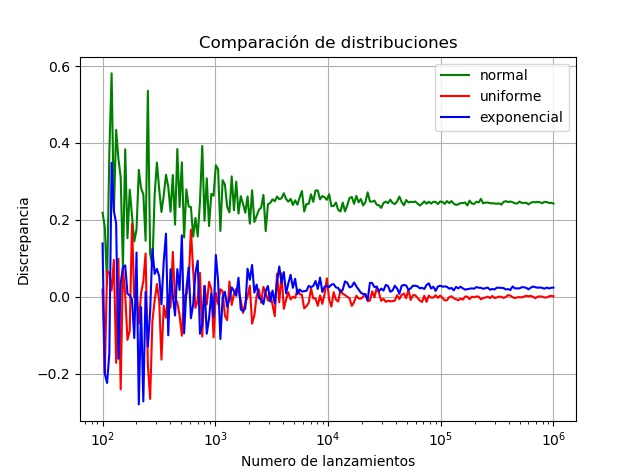
Finalmente, en la siguiente gráfica se muestra que tanto el teorema del límite central como el de números grandes, se cumplen si consideramos distintas distribuciones para obtener los puntos aleatoriamente.

En la gráfica se comparan distribuciones:

-Exponencial.

-Normal Gaussiano.

-Uniforme.



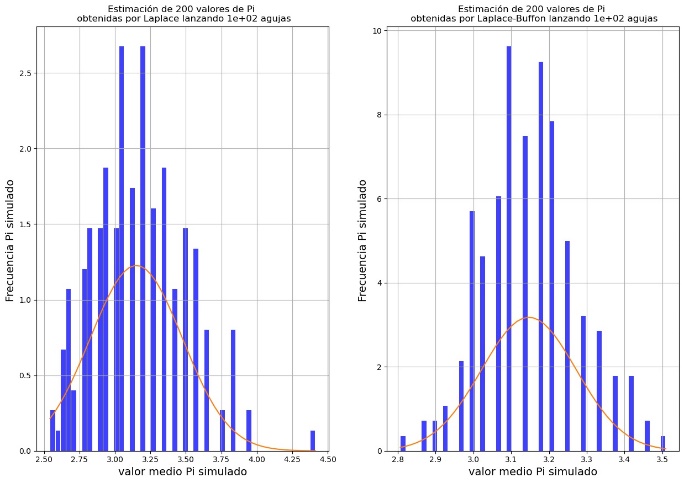
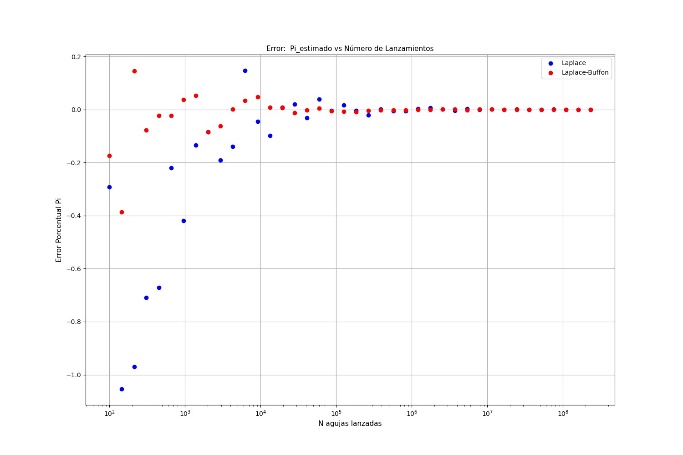
En el gráfico anterior se muestra que al usar la distribución normal y exponencial que representan casos desfavorables (los puntos caen con mayor preferencia en cierto sector), tiene el mismo comportamiento con un valor distorsionado.

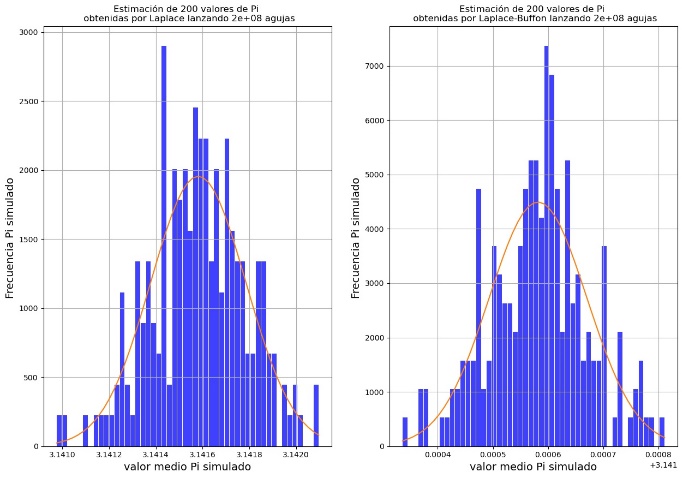
1. **MÉTODO DE BUFFON PARA LA ESTIMACIÓN DE PI.** 
   1. **Metodología**

El caso de estimación de Pi usando la propuesta experimental de Buffon y su extensión de Laplace, tenemos más variables aleatorias a considerar. Puesto que cada aguja, con un centro en (), tiene relacionada otra variable aleatoria que corresponde al ángulo de inclinación de la aguja. Si bien en este caso se recurre a una función trigonométrica para evaluar la inclinación, se recurre recursivamente al valor de Pi. Por esta razón se usa una corrección para tener un ejemplo históricamente correcto.

**4.2 Análisis de resultados.**

**4.2.1 Comprobación del teorema del límite central**





**LOS PROGRAMAS**

Todos los programas fueron escritos en lenguaje Python, consideramos que es necesario describir las características de los programas desarrollados.

El trabajo se divide en el método simple (relación de áreas) y el método de Buffon y su extensión de Laplace

* 1. **Simple**

El programa principal estima el valor de Pi dado un entero N y repite el proceso un determinado número de veces

Además, existen otros dos programas que elaboran graficas. Uno muestra la evolución del error porcentual a mediad que N crece y el de las mascaras

* 1. **Buffon y extensión**

Al igual que en el caso simple se tiene un programa que calcula el estimado de Pi y otro que grafica el error de este valor con el valor de referencia de Pi.

Sin embargo, al juntar el método de Buffon y su extensión los programas deben multiplicarse por dos.

Lo que se hizo es escribir por separado los programas que estiman Pi y los que grafiquen sus respectivos errores y escribir un nuevo programa que automatice la simulación, los gráficos y además se pueda realizar una comparación

1. **RESULTADOS**
2. **COMENTARIOS FINALES**
3. **BIBLIOGRAFÍA**