**Si ninguna de las probabilidades alcanza el 95%**: No hay suficiente evidencia para tomar una decisión. Puedes seguir la prueba para recopilar más datos o declararla como un empate y no implementar cambios.

La prueba se detiene por la evidencia, no por un plazo.

En resumen, el método Bayesiano para A/B testing te permite tomar decisiones basadas en la **probabilidad real de éxito**, incorporar conocimiento previo y detener la prueba de forma flexible tan pronto como tengas suficiente evidencia para tomar una decisión informada.

**Definición del Problema y las Hipótesis**

Este paso establece la base del experimento, enfocándose en la formulación de preguntas probabilísticas en lugar de hipótesis nulas.

* **Métrica de Éxito**: Se define la métrica clave para la optimización. Por ejemplo, la **Tasa de Conversión (CR)**, la cual se modela como una distribución binomial.
* **Hipótesis Probabilísticas**: A diferencia del enfoque dicotómico de "diferencia vs. no diferencia", el método Bayesiano se centra en la **probabilidad de que una variante sea superior a otra**. La pregunta fundamental que se busca responder es, por ejemplo, **P(CRB​>CRA​)**, es decir, "¿cuál es la probabilidad de que la verdadera tasa de conversión de la Variante B sea mayor que la de la Variante A?".

**2. Diseño Experimental y Muestreo**

El muestreo en las pruebas A/B bayesianas es fundamentalmente diferente. No hay una necesidad de calcular un tamaño de muestra fijo de antemano.

* **Asignación Aleatoria**: Se distribuyen los usuarios de manera aleatoria a las variantes (ej. 50/50) para asegurar que los grupos sean comparables.
* **Muestreo Secuencial**: La prueba se ejecuta de forma continua, recolectando datos hasta que se alcanza un nivel de certeza predefinido. Esto elimina la necesidad de cálculos complejos de **poder estadístico** y **tamaño mínimo de muestra (MDE)**, y permite la toma de decisiones ágil. No existe el problema de "peeking" porque las distribuciones de probabilidad se actualizan continuamente con cada nuevo dato, sin riesgo de sesgo.

**3. Planteamiento de la Distribución a Priori 🧠**

Este es un paso central del método bayesiano, donde se integra el conocimiento previo al experimento.

* **Elección de la Distribución**: Para métricas de conversión (binarias, como "éxito" o "fracaso"), se utiliza la **distribución Beta**. La Beta es la **distribución conjugada** de la distribución binomial, lo que simplifica enormemente los cálculos: la a posteriori también será una Beta.
* **Parámetros de la Beta**: Una distribución Beta(α, β) puede ser interpretada como si hubieras observado α−1 éxitos y β−1 fallos.
  + **A Priori No Informativa**: Cuando no se tiene conocimiento previo, se utiliza una **Beta(1,1)**, que es una distribución uniforme. Esto significa que se considera que cualquier valor para la tasa de conversión es igualmente probable.
  + **A Priori Informativa**: Si se cuenta con datos históricos, se pueden usar para informar la a priori. Por ejemplo, si se tiene una tasa de contacto histórica del 15% basada en 1000 llamadas, la a priori podría ser una **Beta(151, 851)**.

**4. Recolección de Datos y Actualización de la Distribución Posterior 📊**

Aquí es donde el modelo "aprende" de los datos del experimento en tiempo real.

* **Proceso Iterativo**: A medida que se observan nuevos datos (llamadas exitosas y no exitosas), se actualiza la distribución de probabilidad de cada variante de forma iterativa.
* **Teorema de Bayes**: La fórmula central es P(θ∣datos)∝P(datos∣θ)⋅P(θ). En términos prácticos para la distribución Beta, la actualización es directa:
  + Si la a priori es Beta(α, β)
  + y se observan s éxitos y f fallos
  + la nueva a posteriori será: **Beta(α+s, β+f)**
* **Reducción de la Incertidumbre**: Con cada actualización, la distribución se vuelve más estrecha y se centra más en el valor real de la métrica. Esto refleja la reducción de la incertidumbre a medida que se acumula evidencia.

**5. Análisis de los Resultados y Toma de Decisión ✅**

La decisión se basa en la probabilidad directa de superioridad, eliminando la ambigüedad de los p-valores.

* **Cálculo de la Probabilidad de Superioridad**: Se realizan **simulaciones de Monte Carlo** (ej. 10,000 iteraciones). En cada iteración, se extrae un valor aleatorio de la distribución a posteriori de cada variante y se compara.
  + La probabilidad de superioridad se calcula como: P(CRB​>CRA​)=Nuˊmero total de simulacionesNuˊmero de simulaciones donde CRB​>CRA​​.
* **Intervalos de Credibilidad**: A diferencia de los intervalos de confianza frecuentistas, los **intervalos de credibilidad** son una declaración directa de la probabilidad. Un intervalo de credibilidad del 95% para la tasa de conversión de la Variante B significa que existe un 95% de probabilidad de que el valor real se encuentre dentro de ese rango.
* **Criterio de Decisión**: La prueba se detiene cuando la probabilidad de superioridad alcanza un **umbral de certeza** predefinido (ej. 95%).
  + **Ganador**: Si P(CRB​>CRA​)≥95%, se declara a la Variante B como ganadora y se implementa el cambio. La prueba finaliza.
  + **No hay Ganador**: Si la probabilidad no alcanza el umbral, se puede continuar la prueba o decidir que no hay evidencia suficiente para un cambio, declarando un "empate".

**2. Diseño Experimental y Muestreo 🧪**

El muestreo bayesiano es **secuencial** y no requiere un tamaño de muestra fijo.

* **Variantes**:
  + **Grupo de Control (A)**: Las llamadas se realizan con la estrategia actual.
  + **Grupo de Tratamiento (B)**: Las llamadas se realizan con el horario sugerido por el modelo de BTC.
* **Asignación de Muestras**: Los clientes se asignan aleatoriamente a cada grupo (ej., 50/50).
* **Muestreo Secuencial**: La prueba no tiene una duración predefinida. Se ejecuta de forma continua, recolectando datos hasta que se alcance el nivel de certeza necesario para tomar una decisión. No hay riesgo de "peeking" como en el método frecuentista.

**3. Planteamiento de la Distribución a Priori 🧠**

Aquí se integra el conocimiento previo al experimento. Se usa la **distribución Beta**, ya que es la pareja conjugada de la distribución binomial, lo que simplifica los cálculos.

* **Parámetros de la Beta**: Una Beta(α,β) se puede interpretar como si hubieras observado α−1 éxitos y β−1 fallos.
* **A Priori para cada Grupo**:
  + **Grupo de Control**: Se puede usar una a priori informativa basada en datos históricos. Si la tasa de contacto histórica es del 15% (basada en 1,000 llamadas), la a priori sería **Beta(151, 851)**.
  + **Grupo de Tratamiento**: Si no tienes expectativas sobre el nuevo modelo, usa una a priori no informativa: **Beta(1,1)**.

**4. Recolección de Datos y Actualización de la Distribución Posterior 📊**

Este es el proceso iterativo donde el modelo "aprende" de los datos.

* **Proceso de Actualización**: Cada vez que una llamada se completa, se registra su resultado (éxito o fracaso). Estos nuevos datos se usan para actualizar los parámetros de la distribución de probabilidad de la variante.
* **Aplicación del Teorema de Bayes**: La actualización es una simple suma. Si tu a priori es **Beta(α,β)** y observas **s éxitos** y **f fallos**, tu nueva a posteriori será: **Beta(α+s,β+f)**.
* **Código de Ejemplo (Python)**:

Python

# A priori inicial

alpha\_A = 1

beta\_A = 1

alpha\_B = 1

beta\_B = 1

# Datos observados después de las primeras llamadas

exitos\_A = 150

fallos\_A = 850

exitos\_B = 180

fallos\_B = 820

# Actualización de los parámetros

alpha\_A\_posterior = alpha\_A + exitos\_A

beta\_A\_posterior = beta\_A + fallos\_A

alpha\_B\_posterior = alpha\_B + exitos\_B

beta\_B\_posterior = beta\_B + fallos\_B

La distribución se vuelve más estrecha con cada actualización, lo que indica que la **incertidumbre se reduce**.

**5. Análisis de los Resultados y Toma de Decisión ✅**

La decisión se basa directamente en la probabilidad de que una variante sea superior.

* **Cálculo de la Probabilidad de Superioridad**: Se realiza una **simulación de Monte Carlo**. Se extraen miles de muestras de las distribuciones a posteriori de cada variante y se comparan. La probabilidad de superioridad es el porcentaje de veces que la tasa del modelo BTC fue mayor que la del control.
* **Código de Ejemplo (Python)**:

Python

import numpy as np

from scipy.stats import beta

# Usamos las distribuciones a posteriori del paso anterior

alpha\_A = 151

beta\_A = 851

alpha\_B = 181

beta\_B = 821

# Número de simulaciones

num\_simulaciones = 100000

# Generar muestras aleatorias

muestras\_A = beta.rvs(alpha\_A, beta\_A, size=num\_simulaciones)

muestras\_B = beta.rvs(alpha\_B, beta\_B, size=num\_simulaciones)

# Calcular la probabilidad de que B > A

prob\_superioridad = np.mean(muestras\_B > muestras\_A)

print(f'La probabilidad de que el modelo BTC sea mejor es: {prob\_superioridad:.2%}')

* **Criterio de Decisión**: La prueba se detiene cuando la probabilidad de superioridad alcanza un umbral predefinido (ej., 95%).
  + **Ganador**: Si la probabilidad de que el modelo BTC sea mejor es ≥95, se implementa el modelo y se cierra el experimento.
  + **No hay Ganador**: Si la probabilidad no alcanza el umbral, significa que no hay suficiente evidencia. La prueba puede continuar o se puede concluir que no hay una diferencia significativa.