**1. Definición de Objetivo y Métrica**

* **Objetivo**: Ver si cambiar el horario de llamadas mejora la tasa de contacto exitoso.
* **Métrica**: % de llamadas exitosas = éxitos / intentos.
* **Criterio Bayesiano**: no fijar duración de prueba, se sigue hasta tener certeza suficiente.
* **Ejemplo con datos**:
  + Control A (horario actual): 150 contactos de 1000 → 15%.
  + Tratamiento B (horario nuevo): 180 contactos de 1000 → 18%.

**🔹 2. Planteamiento del Problema: Priori**

* Se usa distribución **Beta(α,β)** como prior para la tasa de éxito.
* Basado en histórico (15% tasa promedio, fuerza 100 → α=15, β=85).
* Así, antes de ver los datos ya creemos que la tasa está alrededor de 15%, pero dejamos espacio para variar.
* **Ejemplo**:
  + Priori A: Beta(15,85)
  + Priori B: Beta(15,85) (neutra, si no tenemos evidencia de que sea mejor).
* **Umbral de certeza definido**: 95%.

👉 Mejora posible: definir además un **umbral de relevancia práctica** (ej. al menos +1.5 puntos porcentuales). Esto lo recomienda el libro bajo el concepto de *Region of Practical Equivalence (ROPE)*.

**🔹 3. Diseño Experimental**

* **Grupo A (Control)**: horario actual.
* **Grupo B (Tratamiento)**: horario predicho como óptimo.
* Asignación aleatoria 50/50, sin que un mismo usuario esté en ambos grupos.
* No se fija tamaño muestral desde el inicio.
* **Ejemplo**: 1000 usuarios en A, 1000 en B.

👉 Mejora: documentar **qué covariables** podrías querer modelar después (ej. región, tipo de cliente). Esto permite extender a un **modelo jerárquico** más adelante.

**🔹 4. Ejecución y Recolección de Datos**

* Se asignan los usuarios y se registran los resultados de las llamadas.
* Los datos entran de forma continua, puedes actualizar la inferencia cada día.
* No es problema mirar resultados parciales (no hay “peeking”).
* **Ejemplo**: se recolectan 1000 llamadas en A (150 éxitos) y 1000 en B (180 éxitos).

👉 Mejora: asegúrate de guardar **todas las variables operativas** (hora, agente, número de intentos). Esto te permitirá después modelar más allá de A/B simple.

**🔹 5. Actualización de la Posterior**

* Fórmula conjugada:

Posterior(p)=Beta(α+k,  β+n−k)\text{Posterior}(p) = \text{Beta}(\alpha + k,\; \beta + n - k)Posterior(p)=Beta(α+k,β+n−k)

* **Ejemplo**:
  + A: Beta(15+150, 85+850) = Beta(165,935).
  + B: Beta(15+180, 85+820) = Beta(195,905).
* Monte Carlo: simular miles de muestras de ambas distribuciones → comparar.

👉 Mejora: el libro sugiere hacer gráficos de las posteriors para ver cómo la curva se concentra a medida que entran datos (*visual thinking*).

**🔹 6. Análisis de Resultados**

* **Probabilidad de superioridad**:
  + P(B>A) ≈ **95.8%** (supera el umbral 95%).
* **Magnitud esperada**:
  + Diferencia media = +2.72 puntos porcentuales.
  + Intervalo de credibilidad 95%: [−0.36, +5.83].
* **Interpretación**:
  + Muy probable que B sea mejor, aunque el intervalo incluye diferencias muy pequeñas o incluso negativas.
  + Si el negocio exige al menos +1.5 pp → el efecto esperado cumple.

Mejora:

* Usar también métricas de **utilidad esperada** (ganancia/costo).
* Probar sensibilidad con otra prior (ej. Beta(1,1)) para ver si la decisión depende demasiado de la creencia previa.

**🔹 7. Decisión**

* Como P(B>A) ≈ 95.8% y la diferencia esperada es relevante para negocio, → **adoptar B**.
* Si tu umbral de magnitud fuera más exigente (ej. +3 pp), la decisión sería menos clara.
* La prueba se cierra ahora, no por tiempo sino porque se alcanzó certeza suficiente.

Mejora:

* Si se toman muchas decisiones en paralelo, usar un marco de **bandits bayesianos** para optimizar el aprendizaje.
* Si se tienen múltiples segmentos, usar modelo jerárquico para compartir información entre grupos pequeños.