Simulación de Gestión de Inventario en una Tienda

Ariadna Velázquez Rey C31

S1. Introducción

Este informe presenta una simulación basada en eventos discretos para analizar la gestión de inventario de una tienda, siguiendo el modelo del Ejemplo 7.6 del libro *"Simulation"* de Sheldon M. Ross. El sistema simulado busca estimar la ganancia promedio por unidad de tiempo y determinar una política (s, S) óptima para el manejo de inventario.

Objetivos

- Estimar el beneficio esperado del sistema hasta un tiempo final predefinido T.
- Evaluar diferentes políticas de inventario (s, S) y determinar cuál maximiza la ganancia.
- Analizar la sensibilidad del sistema a variaciones en parámetros clave como la demanda, el costo de almacenamiento y la tasa de llegadas.

Variables del sistema

- x: Inventario disponible.
- y: Inventario pedido pero no recibido.
- t: Tiempo actual del sistema.
- t_0: Tiempo de llegada del próximo cliente.
- t_1: Tiempo de entrega del pedido en curso.
- C: Costos acumulados de pedidos.
- H: Costos acumulados de almacenamiento.
- R: Ingresos acumulados por ventas.

S2. Detalles de Implementación

Descripción de la lógica del modelo

- El sistema evoluciona en función de eventos: llegada de clientes (Poisson) y entregas de pedidos.
- La demanda de cada cliente sigue una distribución geométrica desplazada: $D \sim Geom(p = 0.3) + 1$.
- Se sigue una política (s, S): cuando el inventario $x < s$ y $y = 0$, se realiza un pedido de $S - x$ unidades.
- El sistema inicia en $x = S$, sin pedidos en curso.

Algoritmo de simulación (resumen)

1. Iniciar con $t = 0$, $x = S$, $y = 0$.
2. Programar t_0 como la próxima llegada de cliente.
3. Repetir hasta $t \geq T$:
   - Si $t_0 < t_1$: procesar cliente, actualizar inventario y ventas.
   - Si $t_1 \leq t_0$: recibir pedido, actualizar inventario y costos.
4. Calcular beneficio promedio:

$$\text{Ganancia Promedio} = \frac{R - C - H}{T}$$

Implementación computacional

- Lenguaje: Python
- Librerías: NumPy, Pandas, Seaborn, Matplotlib
- Se ejecutaron 1000 réplicas para estabilizar resultados.
- Se exploraron 9 combinaciones de políticas (s, S).

S3. Resultados y Experimentos

Hallazgos principales

- Para $(s = 5, S = 20)$ se obtuvo una ganancia promedio positiva con distribución simétrica.
- La distribución de ganancias fue aproximadamente normal, lo cual valida la cantidad de réplicas.
- El heatmap de políticas muestra que los mejores resultados se obtuvieron con $(s = 5, S = 25)$ y $(s = 5, S = 20)$.

Interpretación de resultados

- Políticas con valores altos de S generan mayores ingresos pero también mayores costos de almacenamiento.
- Políticas con valores bajos de s tienden a generar pedidos más frecuentes.

Validación y experimentos

- Se comparó el rendimiento promedio de cada política (s, S).
- Se graficó la relación entre ingresos y costos totales para validar el comportamiento económico del sistema.

Variables de interés analizadas

- Ganancia promedio
- Costo total
- Ingresos totales

Análisis de parada

- Se detiene la simulación al superar un tiempo $T = 30$.
- El comportamiento de la ganancia promedio estabiliza luego de ∼800 réplicas.

S4. Modelo Matemático

Definición del modelo

- Llegadas: proceso Poisson con tasa $\lambda = 2$.
- Demanda: variable aleatoria geométrica desplazada: $D \sim Geom(0.3) + 1$.
- Tiempo de entrega fijo: $L = 2$.

- Costos:

$$c(y) = 5y, \quad h = 0.5 \text{ por unidad-tiempo}$$

- Ingreso por unidad vendida: $r = 10$

Supuestos

- No hay backorders: demanda insatisfecha se pierde.
- No hay costo fijo de ordenar, solo variable.
- El sistema comienza lleno $x = S$.

Comparación con resultados empíricos

- La simulación reproduce el comportamiento esperado del modelo.
- Las ganancias calculadas empíricamente concuerdan con el modelo teórico bajo distribuciones Poisson y geométrica.

S5. Conclusiones

- El modelo basado en eventos discretos permite simular fielmente la dinámica de inventario.
- La simulación es sensible a la política (s, S) seleccionada, afectando costos, ingresos y nivel de servicio.
- Se identificó $(s = 5, S = 25)$ como una de las mejores políticas bajo los parámetros actuales.
- Se recomienda realizar análisis de sensibilidad para validar la robustez de la política seleccionada ante cambios en λ, h, r y distribución de demanda.
- La herramienta de simulación puede extenderse para evaluar escenarios con demanda no estacionaria o tiempos de entrega aleatorios.