Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América

Facultad de Ciencias Matemáticas
Escuela Académico Profesional de Investigación Operativa

Búsqueda de la tasa de interés que permita obtener una rentabilidad objetivo bajo distintos escenarios de riesgo mediante simulación

MONOGRAFÍA

Para optar el Título Profesional de Licenciado en Investigación Operativa

AUTOR

Darío Rubén PONCE ANGULO

ASESOR

Carlos Rubén GUERRERO MONCADA

Lima, Perú

2008



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Ponce, D. (2008). *Búsqueda de la tasa de interés que permita obtener una rentabilidad objetivo bajo distintos escenarios de riesgo mediante simulación*. Monografía para optar el título profesional de Licenciado en Investigación Operativa., Escuela Académico Profesional de Investigación Operativa, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú.

FICHA CATALOGRÁFICA

PONCE ANGULO, DARÍO RUBÉN

Búsqueda de la tasa de interés que permita obtener una rentabilidad objetivo bajo distintos escenarios de riesgo mediante simulación.
vi, 72 p., 29.7 cm. (UNMSM, Licenciado, Investigación Operativa, 2008)
Monografía. Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Matemáticas. Investigación Operativa. UNMSM/FdeCM

A Patricia, mi esposa.
A mis Padres y Hermano.

AGRADECIMIENTOS

Por medio de estas líneas quiero agradecer a mi Asesor Lic. Carlos Guerrero Moncada por el valioso tiempo que me brindó, tiempo que utilizamos para aclarar y corregir versiones previas de este documento; sus comentarios y guía a través del proceso de desarrollo de esta Monografía fueron de suma importancia para poder culminar con éxito el presente trabajo. También quiero agradecer a la profesora Lic. Lucy De La Cruz Cuadros por el tiempo otorgado a la lectura del trabajo final y comentarios posteriores.

Agradezco a mis padres y hermano por el apoyo incondicional durante todo el proceso de desarrollo de esta Monografía, el fin exitoso de este proyecto también es compartido con ellos.

Agradezco a Patricia quien con su constante ánimo y apoyo me ayudó a continuar trabajando en esta Monografía, sobre todo en momentos en los que el tiempo era escaso y estaba a punto de abandonar todo lo avanzado. También, agradecemos a nuestro amigo Fuji por su constante alegría, nos mantuvo en alto el ánimo siempre.

Aunque he recibido valiosos comentarios de las personas antes mencionadas, dejaré en claro que cualquier error u omisión es enteramente mi responsabilidad.

RESUMEN

Búsqueda de la tasa de interés que permita obtener una rentabilidad objetivo bajo distintos escenarios de riesgo mediante simulación

Darío Rubén Ponce Angulo

Junio – 2008

Asesor: Licenciado Carlos Guerrero Moncada
Título Obtenido: Licenciado en Investigación Operativa

La presente Monografía se encuentra dividida en 3 partes. En la primera parte se realiza una revisión general de la teoría desarrollada para la Simulación de Sistemas. En la segunda parte se plantea un problema del campo de las Finanzas, en el cual un Banco debe encontrar una tasa de interés que le permita alcanzar una rentabilidad esperada. Para resolver el problema, se plantea un Modelo de Simulación el cual es evaluado en diferentes escenarios de riesgo, escenarios en los cuales podría operar el Banco. A través de estos escenarios se prueban distintas tasas de interés hasta encontrar la mejor tasa que responda de forma óptima a los supuestos y objetivo inicial. Se utilizó un programa comercial para ejecutar el Modelo de Simulación y analizar los resultados. En la tercera parte se presentan los comentarios finales y las conclusiones.

PALABRAS CLAVES: SIMULACIÓN DE SISTEMAS
FINANZAS
RIESGO

ABSTRACT

Searching of the interest rate that achieves an expected return under different risk scenarios trough simulation.

Darío Rubén Ponce Angulo

Junio – 2008

Advisor: Licenciado Carlos Guerrero Moncada
Obtained Title: Licenciado en Investigación Operativa

This Monograph is divided in 3 parts. In the first part, a general review of Simulation Theory is carried out. In the second part, a Finance Problem is presented in which a Bank must find an interest rate that achieves an expected return. To accomplish this objective a Simulation Model is build and is evaluated under different risk scenarios, scenarios where the Bank could operate. Through these scenarios, we evaluate different rates until we achieve in an optimal way the expected return. The Simulation Model is run in commercial software. In the third part, it is presented the final comments and conclusions.

KEY WORD: SYSTEM SIMULATION
FINANCE
RISK

Búsqueda de la tasa de interés que permita obtener una rentabilidad objetivo bajo distintos escenarios de riesgo mediante simulación

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN 10

1. MARCO TEÓRICO. 11

1.1 Definición. 11

1.2 Conceptos. 11

1.3 Pasos en un Estudio de Simulación. 13

1.4 Generación de Variables Aleatorias. 16

1.4.1 Simulación de Monte Carlo. 16

1.4.2 Generación de variables aleatorias uniformes (0,1). 16

1.4.3 Generación de variables aleatorias no-uniformes. 17

1.4.3.1 Método de la Transformación Inversa. 17

1.4.3.2 Método de Box-Muller. 18

1.4.3.3 Método utilizando el Teorema Central del Límite. 18

1.4.3.4 Otros Métodos. 19

1.5 Análisis de Entradas (INPUT). 19

1.5.1 Selección de Distribuciones de Probabilidad sin Datos 20

1.6 Análisis de Resultados (OUTPUT). 21

1.6.1 Análisis de Simulación de Procesos Transientes. 22

1.6.1.1 Réplicas Independientes (RI) 23

1.6.2 Problemas de Inicialización 25

1.6.3 Análisis de Simulación de Procesos Estacionarios. 26

1.6.3.1 Media de Lotes (ML) 26

1.7 Comparación de Sistemas 28

1.7.1 Intervalos de Confianza 28

1.7.2 Números Aleatorios Comunes. 30

2. ESTUDIO DEL PROBLEMA. 31

2.1 Formulación del Problema. 31

2.2 Objetivo. 31

2.3 Recopilación de Datos. 32

2.4 Modelo de Simulación 33

2.5 Codificación, Validación y Verificación. 37

2.6 Diseño Experimental. 38

2.6.1 Diseño Experimental - Escenario I. 38

2.6.2 Diseño Experimental - Escenario II. 38

2.7 Simulación del Modelo. 39

2.7.1 Simulación del Modelo - Escenario I. 39

2.7.2 Simulación del Modelo - Escenario II. 40

3. CONCLUSIONES. 41

ANEXOS 42

A.1 Análisis de Resultados del Modelo de Simulación - Escenario I 42

A.2 Análisis de Resultados del Modelo de Simulación - Escenario II 54

BIBLIOGRAFIA 69

DATOS BIOGRAFICOS 71

INTRODUCCIÓN

Una de las herramientas más poderosas de la Investigación de Operaciones es la Simulación de Sistemas pues es utilizada para analizar sistemas que son muy complicados de abordar vía métodos analíticos clásicos como el cálculo, la teoría de probabilidades estándar o la estadística. La Simulación ha gozado de una gran popularidad en los últimos 30 años pues su aplicación abarca diferentes campos de la actividad económica como manufactura, producción, logística, servicios, industria financiera entre otros.

Uno de los campos que ha presentado mayor desarrollo en el país en los últimos años es el campo de la industria financiera y dentro de esta industria los créditos de consumo han mostrado una gran expansión. Los créditos de consumo son los créditos que se otorgan a las personas para financiar sus compras, estos créditos pueden ser en efectivo o a través de tarjetas de crédito. Es así, en este contexto de crecimiento y de un mayor número de competidores en la industria, que los bancos tiendan a tomar mayores riesgos en su búsqueda de ampliación de clientes y de rentabilidad enfrentando diversos problemas, siendo uno de éstos la tasa de interés que aplicarán a sus préstamos, la cual debe cubrir el riesgo asociado y alcanzar una rentabilidad objetivo.

El presente trabajo aplicará la simulación en el campo de la industria financiera, pues se plantea un problema sobre qué tasa de interés aplicar a las colocaciones de una tarjeta de crédito con el fin de encontrar una rentabilidad objetivo.

El trabajo se divide en 4 secciones; en la primera sección, se realiza una exposición del Marco Teórico a utilizar y el estado del desarrollo de la teoría hasta el momento. En la segunda sección, se plantea el problema en estudio y en base al marco teórico presentado se plantea un modelo de simulación el cual es utilizado para resolver el problema expuesto. Por último, en la tercera sección del estudio, presentamos las conclusiones del análisis desarrollado. En Anexos, se presentan todos los datos generados por el modelo de simulación bajo los distintos escenarios planteados, cada uno de estos escenarios es analizado y expuesto en detalle en esta sección. Los datos bibliográficos se encuentran consignados en la parte final del trabajo.

1. MARCO TEÓRICO.

1.1 Definición.

Tomaremos la definición de simulación que presenta Jerry Banks en su intervención en la Winter Simulation Conference: "Simulación es la imitación del funcionamiento de los procesos o sistemas del mundo real. Simulación tiene que ver con la generación de una historia artificial del sistema y la observación de esa historia artificial para realizar inferencias acerca de las características operativas del sistema real que es modelado".[1] La simulación es una herramienta indispensable para la solución de muchos problemas del mundo real pues nos permite responder a la pregunta "¿qué pasaría si?" sin perturbar el funcionamiento del sistema en marcha; además, nos ayuda a resolver problemas que serían muy difíciles de abordar vía métodos analíticos como el cálculo, la teoría de probabilidades estándar o la estadística. Más aún, la simulación no sólo nos permite modelar sistemas reales sino también sistemas que aún no existen.

1.2 Conceptos.

- Sistema: Un sistema es un conjunto de entidades que interactúan entre si a través del tiempo para lograr uno o más objetivos.

- Modelo: Un modelo es la representación de un sistema real o conceptual. Existe preocupación por los límites que presenta un modelo al representar un sistema, es por eso que el modelo debe ser lo suficientemente complejo para responder a las preguntas que son objetivo de la investigación.

- Variables de Estado: Las variables de estado del sistema son el conjunto de las variables con toda la información necesaria para definir lo que está pasando dentro del sistema con un nivel suficiente de exactitud en un punto determinado del tiempo. La determinación de las variables de estado del sistema están en función al propósito de la investigación. Habiendo definido las variables de estado del sistema, podemos mostrar un contraste entre los modelos de eventos discretos y modelos continuos basados en las variables necesarias para hacer un seguimiento del estado del sistema. Las variables de estado en los modelos de eventos discretos permanecen constantes a través de intervalos de tiempo y cambian de valor sólo en ciertos puntos bien definidos que son los eventos relacionados al tiempo. Los

[1] BANKS, Jerry. "Introduction to Simulation" (2000).

modelos continuos definen las variables de estado a través de ecuaciones que presentan a las variables cambiando constantemente a través del tiempo.

- Evento: Un evento es una acción que cambia el estado del sistema. Por ejemplo: la llegada de un cliente para ser atendido en un banco, el inicio de un servicio a un consumidor, la finalización del servicio, etc. Existen eventos endógenos y exógenos; un evento endógeno es el inicio de un servicio a un cliente pues es un evento interno al sistema simulado; por otra parte, un evento exógeno sería la llegada de un cliente para el servicio pues esa ocurrencia se da fuera del sistema.

- Entidades: Una entidad representa un objeto de interés que requiere una definición explicita. Un entidad puedes ser dinámica, por lo tanto puede "moverse" a través del sistema o podría estar estática mientras sirve a otras entidades. Por ejemplo: un cliente en un banco es una entidad dinámica mientras que el cajero es una entidad estática.

- Atributos: Las entidades presentan atributos. Por ejemplo: un atributo de la entidad cliente podría ser la hora de llegada.

- Recursos: Un recurso es una entidad que provee servicio a una entidad dinámica.

- Lista de Procesamiento: Las entidades son manejadas asignándolas a recursos que proveen servicios, estas entidades son colocadas en listas ordenadas y estas listas pueden ser representadas en colas. Las listas son usualmente procesadas de acuerdo a la prioridad FIFO (first-in – first-out): primero en entrar, primero en salir; sin embargo, existen otras posibilidades, por ejemplo LIFO (last-in – first-out): ultimo en entrar, primero en salir.

- Actividades: Por ejemplo, tiempo de atención. Una actividad utiliza un lapso de tiempo cuya duración es conocida antes de comenzar la actividad.

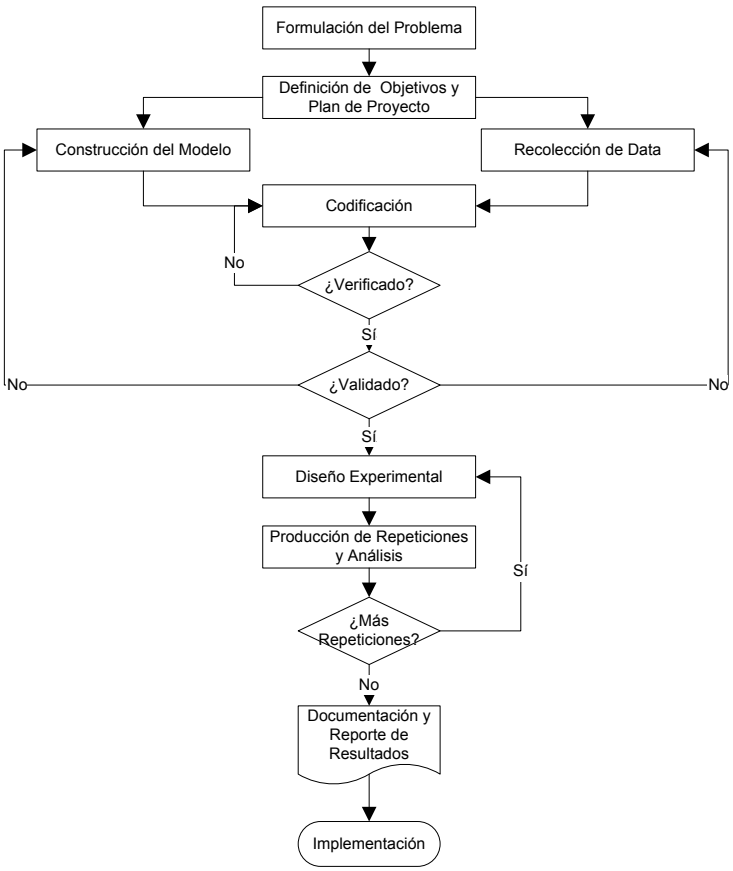
- Modelo de Simulación de Eventos Discretos: Suficientes conceptos han sido definidos de manera que podemos describir un modelo de simulación de eventos discretos como uno en el cual el estado de las variables cambian sólo en puntos discretos de tiempo en los cuales ocurren eventos. Los eventos ocurren como consecuencia de tiempo de actividad y retraso. Las entidades pueden competir por recursos del sistema, posiblemente entrar en colas mientras esperan por un recurso disponible. Actividades pueden retener a las entidades por un periodo de tiempo. Un modelo de simulación de eventos discretos es conducido a través

del tiempo (repetición) por un mecanismo que hace que el tiempo de simulación avance. El estado del sistema es actualizado en cada evento capturando y liberando recursos que puedan ocurrir en ese momento.

1.3 Pasos en un Estudio de Simulación.

El Flujo 1.1 muestra un conjunto de pasos definidos para guiar a un analista en un estudio de simulación. Flujos similares y su interpretación pueden ser encontrados en otras fuentes como Pedgen, Shannon y Sadowski (1995) y Law y Kelton (2000). El flujo es tomado del libro "Discrete Event System Simulation" de Banks, Carson, Nelson y Nicol (2000).

Flujo 1.1: Pasos en un Estudio de Simulación.



- Formulación del Problema: Cada estudio de simulación empieza con una formulación del problema. Si la formulación es dada por las personas que tienen el problema (un cliente), el analista de simulación debe tomar un cuidado extremo en asegurarse de que el problema se encuentra claramente comprendido. Si la formulación es preparada por el

analista, es importante que el cliente entienda y este de acuerdo con la formulación. Se sugiere que una lista de suposiciones sea preparada por el analista y confirmada por el cliente. Inclusive tomando todas estas precauciones es posible que el problema necesite ser reformulado mientras el estudio de simulación progresa.

- Definición de Objetivos y Plan del Proyecto: Otra forma de llamar a este paso seria "preparar una propuesta". Los objetivos indican las preguntas que serán respondidas por el modelo de simulación. El plan del proyecto debería incluir los escenarios que serán investigados. Los planes para el estudio deben indicar el tiempo que se requerirá, personal que será utilizado, requerimientos de hardware y software si el cliente quiere correr el modelo y conducir el análisis, pasos de la investigación, resultados en cada paso, costo del estudio y procedimiento de cobro.

- Construcción del Modelo: El sistema del mundo real bajo investigación es abstraído por un modelo conceptual bajo una serie de relaciones matemáticas y lógicas que toman en cuenta los componentes y la estructura del sistema. Es recomendable que el modelo empiece de forma simple y que crezca hasta ser necesario con una complejidad apropiada.

- Recolección de Data: Luego de que el proyecto sea aceptado, un programa para el requerimiento de información debería ser enviado al cliente. En el mejor de los casos el cliente tendrá la información necesaria; sin embargo, en la mayoría de los casos no será así. Recordemos que necesitamos valores individuales a través del tiempo y no medidas de resumen (promedio, medias, etc). Construcción del modelo y recolección de la información son mostradas como contemporáneos en el Flujo 1.1, esto es para indicar que el analista puede construir el modelo mientras la recolección de datos esta en progreso.

- Codificación. El modelo conceptual construido en el paso 3 es codificado en un formato de cómputo reconocible y en un modelo operacional.

- Verificación: La verificación trata con el modelo operacional; es decir, el modelo escrito en algún lenguaje de programación o en algún software destinado a llevar acabo la simulación. ¿El modelo operacional trabaja correctamente?, inclusive con modelos pequeños es muy posible que se tenga problemas en verificar. Entonces, es altamente recomendable que la verificación sea un proceso continuo desde el inicio de la creación del modelo operacional en la computadora hasta el fin del trabajo.

- Validación: La validación es la determinación de que el modelo conceptual es una representación fidedigna del sistema real. Se debe responder a la pregunta: ¿El modelo puede sustituir el sistema real con el propósito de experimentación?. Si existe un sistema real (sistema base), la forma ideal de validar el modelo es comparar sus respuestas con las respuestas del sistema base. Desafortunadamente, no siempre existe un sistema base[2].

- Diseño Experimental: Para cada escenario que será simulado, se necesitan decisiones acerca de la longitud de la corrida de simulación, el número de repeticiones y la forma de inicialización de ser requerido.

- Producción de Repeticiones y Análisis: Producción de repeticiones y el subsiguiente análisis son utilizados para estimar medidas de comportamiento para los escenarios que están siendo simulados. El uso de repeticiones o corridas podrá ser utilizado indistintamente.

- ¿Más Repeticiones?: Basándose en el análisis de las repeticiones que han sido finalizadas, el analista determina si son necesarias corridas adicionales.

- Documentación y Reporte de Resultados: La documentación es importante pues si el modelo de simulación será utilizado por otro analista con posterioridad entonces será necesario entender el funcionamiento del modelo. Los resultados de todos los análisis deben ser reportados clara y concisamente. Esto permitirá al cliente revisar las conclusiones, las alternativas que fueron analizadas, el criterio por el cual las alternativas fueron comparadas, el resultado de los experimentos y las recomendaciones del analista, si existiera alguna.

- Implementación: Los resultados presentados deben añadir algún tipo de valor a la información que ya posee el cliente pues es información complementaria y será utilizada para tomar alguna decisión. Si el cliente ha estado involucrado a través de todo el periodo de estudio; entonces, la probabilidad de una implementación exitosa de lo presentado, se verá incrementada.

[2] Para una extensa revisión sobre los conceptos de Verificación-Validación y métodos para su desarrollo revisar SARGENT, Robert "Verification and Validation of Simulation Models" (2007).

1.4 Generación de Variables Aleatorias.

1.4.1 Simulación de Monte Carlo.

Ilustraremos la simulación de Monte Carlo a través de un ejemplo: el lanzamiento de una moneda. Estamos interesados en simular lanzamientos independientes de una moneda (sin arreglo alguno). Se necesita generar lanzamientos de la moneda y si se observa cara (H) se considerará un éxito con probabilidad p = ½ en otro caso se considerará cruz (T). Asumiendo que la simulación puede, de alguna forma, producir una secuencia de variables aleatorias uniformes (0,1) independientes, U_1, U_2,..., arbitrariamente diremos que el resultado del lanzamiento i será H si observamos que $U_i < 0.5$, y el lanzamiento será T si observamos que $U_i >= 0.5$. Cómo generar variables aleatorias uniformes independientes se verá más adelante. Supongamos que se observan los siguientes números:

0.32 0.41 0.06 0.93 0.82 0.49 0.21 0.77 0.71 0.08

Esta secuencia de número uniformes corresponderá al resultado:

H H H T T H H T T H

Este tipo de simulación, en el que repetimos el mismo experimento una y otra vez, se le conoce como Simulación de Monte Carlo, en honor a la ciudad europea donde aparentemente las apuestas son una actividad recreacional popular.

1.4.2 Generación de variables aleatorias uniformes (0,1).

Existen varios métodos para la generación de número aleatorios uniformes (0,1), entre los cuales tenemos:

- Generar los números a través de algún equipo físico como un reloj.
- Tomar los números de alguna tabla predeterminada de números aleatorios.
- Generar números seudo-aleatorios (NSA) desde un algoritmo determinístico.

La técnica más utilizada en la práctica es el empleo de la generación de NSA. Aunque por definición, los NSA no son verdaderamente aleatorios, existen muchos algoritmos que producen NSA que aparentan comportarse como aleatorios.

El método más popular para obtener NSA es el **generador congruencial lineal** (GCL). Empezamos con una "semilla" entera no negativa, X_0, y utilizamos la semilla para generar una secuencia de enteros no negativos X_1, X_2,... y luego convertir los X_i's en NSA U_1, U_2,.... El algoritmo es el siguiente:

1. Especificar una semilla entera no negativa, X_0.
2. Para i = 1, 2, ..., hacer $X_i=(aX_{i-1} + c) \ mod(m)$ donde a, c, m son constantes apropiadamente elegidas y *mod* denota la función modulo.
3. Para i = 1, 2, ... hacer $U_i = X_i / m$

Surge un problema en el uso de este método, el ciclo o longitud de los números aleatorios que genera puede ser pequeño dependiendo de la semilla y los parámetros a y c que se tome, es por eso que existe una variación que es llamada generador congruencial multiplicativo[3].

1.4.3 Generación de variables aleatorias no-uniformes.

El objetivo es generar variables aleatorias distintas a la Uniforme. Los métodos que se utilizan para obtener este tipo de números se basan en NSA y luego aplican una transformación apropiada que nos permite obtener la variable aleatoria no uniforme. Por ejemplo: la llegada de clientes para algún servicio usualmente es regido por una distribución de Poisson. Entre los métodos más populares tenemos el de la Transformación Inversa, Box-Muller, Teorema Central del Límite, entre otros.

1.4.3.1 Método de la Transformación Inversa.

El método más utilizado para la generación de variables aleatorias desde NSA es el Método de la Transformación Inversa.

Enunciado 1: Si X es una variable aleatoria con función de distribución acumulada continua (FDA) F(x), entonces la variable aleatoria Y = F(x) tiene una distribución uniforme (0,1)[4].

[3] Para mayor discusión y ejemplos revisar "Discrete-Event System Simulation" (2001) de Banks y otros; así como también "Introduction to Simulation" de Goldsman (2007).
[4] La prueba la podemos encontrar en "Introduction to Simulation", Goldsman (2007)

Con el Enunciado 1 es fácil generar ciertas variables aleatorias. Todo lo que tenemos que hacer es:

1. Encontrar la FDA de X, F(x).
2. Hacer U= F(x) , donde U es un NSA uniforme (0,1)
3. Resolver $X = F^{-1}(U)$

Aunque el método es fácil de utilizar algunas veces es difícil aplicarlo en la práctica pues algunas expresiones podrían ser complejas de obtener por lo que la aplicación del método podría ser innecesariamente tedioso. Es por eso que a continuación presentamos otros interesantes métodos para la generación de variables aleatorias.

1.4.3.2 Método de Box-Muller.

El método de Box-Muller (1958) es una técnica exacta parar la generación de variables normales standard (0,1) independientes idénticamente distribuidas (IID).

Enunciado 2: Suponga que U1 y U2 son variables aleatorias uniformes (0,1). Entonces:

$$Z_1 : \sqrt{-2\ln(U_1)}\cos(2\pi U_2)$$

y

$$Z_2 : \sqrt{-2\ln(U_1)}\sin(2\pi U_2)$$

son variables normales standard IID. (El seno y el coseno deben ser trabajados en radianes).

1.4.3.3 Método utilizando el Teorema Central del Límite.

Se puede utilizar el Teorema Central del Límite (TCL) para generar de manera "rápida" variables aleatorias que son aproximadamente normales. Suponga que U_1, U_2,...,U_n son NSA e IID y en particular n = 12; entonces, podemos aproximarnos a la generación de números aleatorios normales utilizando la siguiente ecuación:

$$Z = \sum_{i=1}^{12} Ui - 6 \approx normal(0,1)$$

1.4.3.4 Otros Métodos.

Otros métodos para la generación de variables aleatorios no uniformes son la Convolución y el método de Aceptación – Rechazo. El primer método trata de aproximar números aleatorios mediante sumas, mientras el segundo toma los números aleatorias buscados de una corrida de NSA (por ejemplo una tabla) bajo cierto criterio de aceptación o rechazo[5].

1.5 Análisis de Entradas (INPUT).

Un problema fundamental para el modelamiento en simulación es el determinar las variables aleatorias de entrada apropiadas para realizar el estudio. Por ejemplo: ¿cómo se distribuyen las llegadas de los clientes?, ¿Cuál es la distribución apropiada que explica el tiempo de servicio?, ¿tiempo ocioso?, ¿cómo se distribuyen las colocaciones en finanzas?, Tales preguntas delinean la naturaleza crítica de un correcto análisis de entradas. Más aún, si nos equivocamos al especificar una distribución de probabilidad en particular, el modelo resultante y los resultados obtenidos serán espurios y obtendremos conclusiones equivocadas. (garbage-in - garbage-out).

Aunque no se puede especificar el modelo "perfecto", existen pasos que podríamos tomar en cuenta para hacer el mejor trabajo posible. Una forma inicial podría ser la siguiente:

- Evalúe cuales serían las variables de entrada necesarias – ¿tiempo de llegada, tiempo de servicio, tiempo de falla?. Además, ¿las variables son independientes unas de otras?

- Intente recoger toda la mejor información que sea posible y evalúe su calidad.

- Haga suposiciones razonables acerca de las observaciones obtenidas. ¿Provienen de variables aleatorias discretas o continuas?, ¿son independientes?, Haga suposiciones preliminares acerca de la función de distribución de probabilidad o por lo menos construya distribuciones empíricas apropiadas. Recuerde que estudios previos sobre las distribuciones de probabilidad nos indican que existen distribuciones que se ajustan a ciertos procesos conocidos.

[5] Para mayor discusión y ejemplos revisar "Introduction to Simulation" de Goldsman (2007); así como también "Fundamentals of Simulation Modeling" de Sanchez (2007)

- Realice pruebas formales de bondad de ajuste como Ji-Cuadrado, o la prueba Kolmogorov-Smirnov para probar si la distribución de probabilidad asumida es la apropiada.

El análisis y modelamiento de las entradas son en parte ciencia y en parte arte; asimismo, el análisis de las entradas debe ser trabajado con especial cuidado pues tendrá un impacto significativo en la viabilidad del estudio de simulación.

1.5.1 Selección de Distribuciones de Probabilidad sin Datos

Es frecuente, en los ejercicios del mundo real, encontrarnos en una situación en la cual tenemos que desarrollar un modelo de simulación sin datos del proceso. Esta situación se debe a que el sistema que se desea modelar puede no existir en el momento en que desarrollamos el estudio, o que los eventos que podrían darnos información no han ocurrido aún. Por ejemplo, el estudio encargado por la ciudad de Salt Lake a la compañía PROMODEL, en donde se le pidió que creara los planes de evacuación de los estadios en la temporada de los Juegos Olímpicos; otro ejemplo, es el estudio del número de cajeros que tendrá una nueva agencia de banco, pues debemos inferir la llegada de clientes y tiempos de servicio; por último, en la industria financiera, para calcular la rentabilidad de una nueva tarjeta de crédito, pues sería necesario inferir las colocaciones de dinero y riesgo asociados al perfil del futuro usuario, variables aleatorias acerca de las cuales aún no existe información.

Entonces, listamos algunos métodos para obtener información acerca de algún proceso aunque no exista data disponible.

- Datos de producción: Usualmente un producto o proceso presenta datos acerca del funcionamiento provistos por el fabricante (el tiempo de falla de un disco duro es de 5000 horas, una impresora puede producir 4 paginas por minuto, la velocidad de corte es 1 pulgada por segundo, etc). Las reglas de las compañías pueden especificar el tiempo o producción estándar. Estos valores proveen un punto de inicio para modelar los datos de ingreso al fijar un valor central.

- Opinión de Expertos: Converse con personas que tienen experiencia con el proceso en particular o procesos similares. Por lo general, pueden proveer información acerca de los valores optimista, pesimista y más probable que puedan tomar los procesos.

- La naturaleza del proceso: Las diferentes distribuciones de probabilidad que existen pueden ser utilizadas para justificar una elección en particular aún cuando no haya data disponible.

Cuando no existe data disponible, se utiliza generalmente la distribución uniforme, triangular o beta. Sin embargo, la distribución uniforme podría no ser la mejor opción pues rara vez se presentan los valores extremos de un proceso con la misma probabilidad de ocurrencia que el valor central. Por otra parte, la distribución triangular apunta con mayor énfasis al valor más probable y menos hacia los extremos. Si se elige la distribución beta, debemos estar seguros de graficar la función de densidad debido a que la distribución beta puede tomar formas poco comunes.

1.6 Análisis de Resultados (OUTPUT).

Uno de los aspectos más importantes en un estudio de simulación es el análisis de los resultados. Debido a que las variables de entrada que alimentan a un modelo de simulación son variables aleatorias, los resultados de estos modelos también deben ser tratados como aleatorios. Es por eso que las corridas de la simulación sólo nos conducen a medidas estimadas del funcionamiento del sistema. Estos estimadores son también variables aleatorias y se encuentran sujetos a errores de muestreo; estos errores deben ser tomados en cuenta para realizar inferencias válidas con respecto al funcionamiento del sistema.

El problema principal es que el resultado de la simulación casi nunca produce datos IID normales. Por ejemplo, los tiempos de espera de los clientes en una cola:

- No son independientes, típicamente son fuertemente correlacionados. Si un cliente espera mucho tiempo en una cola entonces el siguiente cliente también esperará un largo tiempo. Existen 2 casos: si la correlación es positiva el intervalo de confianza donde se encuentra el estimador será más pequeño de lo que en verdad es y si la correlación es negativa ocurrirá lo contrario (intervalo mayor). Estos conceptos y la forma de solucionarlos se tratarán en secciones posteriores.

- No son idénticamente distribuidos. Los clientes que se presentan temprano en la mañana podrían esperar menos tiempo que aquellos que llegan justo en el momento de cerrar.

- No son normalmente distribuidos, existe un sesgo que generalmente se presenta hacia la derecha.

El punto es que es difícil aplicar técnicas clásicas estadísticas para analizar los resultados de la simulación. Entonces, nuestra intención es presentar métodos que puedan ser utilizados para el análisis estadístico de los resultados de simulaciones de eventos discretos de tal forma que podamos evitar las dificultades encontradas al aplicar el análisis estadístico clásico. Identificamos 2 tipos de simulación con respeto al análisis de resultados: Simulación de Procesos Transientes y Simulación de Procesos Estacionarios.

- Simulación de Procesos Transientes: En este caso, la naturaleza del proceso define explícitamente la longitud de la corrida de simulación. Esta clase de proceso tiene un fin determinado en el corto plazo. Por ejemplo, podríamos estar interesados en simular el funcionamiento de un banco que trabaja de 8 a.m. a 6 p.m.

- Simulación de Procesos Estacionarios: En este caso, se estudia el comportamiento a largo plazo del sistema. Presumiblemente ese comportamiento estacionario es independiente a las condiciones iniciales de la simulación. En esta clase de proceso no existe un momento en el tiempo en el cual deba terminar la simulación. Un ejemplo es la producción en línea continua de una fábrica; el analista estará interesado en alguna medida de comportamiento de largo plazo.

Las técnicas para analizar los resultados de simulaciones de procesos transientes se basan en el método de réplicas independientes. Por otra parte, en el caso de las simulaciones de procesos estacionarios se presentan otros problemas; por ejemplo, debemos preocuparnos por el problema de la inicialización de la simulación, ¿cuáles deben ser las condiciones iniciales en el momento cero, y cuánto tiempo debe correr la simulación antes de empezar a recolectar información representativa del estado estacionario? Trataremos acerca de estos puntos en las siguientes secciones.

1.6.1 Análisis de Simulación de Procesos Transientes.

En este caso nos interesa simular algún sistema que trabaja sobre un periodo de tiempo corto. Por ahora, asumamos que obtenemos resultados discretos $Y_1, Y_2, \ldots Y_m$, donde el número de observaciones m puede ser una constante o una variable aleatoria. Por ejemplo, el analista puede especificar las m observaciones de tiempo de espera a tomar en una cola. O m podría ser el número de clientes tomados de forma aleatoria durante un periodo específico de tiempo [0,T].

El objetivo es estimar el valor esperado de la media de la muestra:

$$\theta = \mathrm{E}[\bar{Y}_m]$$

donde la media de la muestra en el caso discreto es:

$$\bar{Y}_m = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} Y_i$$

(con una expresión similar en el caso continuo). Por ejemplo podríamos estar interesados en estimar el tiempo promedio de espera de todos los clientes en un centro comercial de 10 a.m. a 2 p.m.

Aunque $\bar{Y}_m$ es un estimador insesgado de θ, un análisis estadístico apropiado requiere que calculemos un estimado de Var($\bar{Y}_m$). Desde el momento en que las Y_i's no son necesariamente variables aleatorias IID, podría ser que Var($\bar{Y}_m$) $\neq$ Var(Y_i)/m para cualquier i.

Por esta razón, la varianza de la muestra:

$$S^2 = \frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}(Y_i - \bar{Y}_m)^2$$

es muy probable que sea altamente sesgada como estimado de m Var($\bar{Y}_m$). Es por eso que no se debe utilizar S^2/m para estimar Var($\bar{Y}_m$). Una forma de abordar el problema es a través del método de *Réplicas Independientes*.

1.6.1.1 Réplicas Independientes (RI)

La forma en que RI estima Var($\bar{Y}_m$) es replicando b simulaciones independientes del sistema en estudio, donde cada réplica consiste en m observaciones. Es sencillo realizar réplicas independientes pues simplemente se debe inicializar cada réplica con una semilla diferente.

Se procede del siguiente modo, denotemos la media de la muestra en la replica *i* como:

$$X_i = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} Y_{i,j}$$

donde $Y_{i,j}$ es la observación *j* en la replica i, para *i* = 1,2,....,*b* y *j* = 1,2,...,*m*.

Si todas las repeticiones son iniciadas bajo las misma condiciones operativas; entonces, las medias de las muestra de cada réplica X_1, X_2,..., X_b, son v. aleatorias IID. Entonces, el estimador de Var($\bar{Y}_m$) = Var(X_i) es la varianza de la muestra de los X_i's:

$$\hat{V}_R = \frac{1}{b-1}\sum_{i=1}^{m} (X_i - \bar{X}_b)^2$$

donde la media $\bar{X}_b = \frac{1}{b}\sum_{i=1}^{b} X_i$. Note cuan similares son $\hat{V}_R$ y S^2/m. Pero, desde que las medias son IID, $\hat{V}_R$ es usualmente mucho menos sesgada para Var($\bar{Y}_m$) que S^2/m.

Después de todo lo expuesto, podemos ver que $\hat{V}_R / b$ es un estimador razonable para Var($\bar{X}_b$). Más aún, si el número *m* de observaciones por replica es suficientemente grande, el Teorema Central del Límite nos dice que las medias de las replicas son aproximadamente normales IID.

Luego, podemos aproximar un intervalo de confianza (IC) al 100(1-α)% de 2 colas para θ:

$$\theta \in \bar{X}_b \pm t_{\alpha/2,b-1}\sqrt{\hat{V}_R/b}$$

donde $t_{\alpha/2,b-1}$ es el 1-α/2 cuantil de la distribución *t* con *b*-1 grados de libertad.

1.6.2 Problemas de Inicialización

Ante de empezar a simular, se debe elegir valores iniciales para los estados de las variables. Como el analista no necesariamente conoce cuales son los valores iniciales apropiados para el estado de las variables, estos valores podrían ser elegidos de alguna manera arbitraria. Tal elección de las condiciones iniciales puede tener un significativo pero imperceptible impacto en el resultado de la corrida de simulación y sus repeticiones. Entonces, el problema del *sesgo de inicialización* nos puede conducir a errores, particularmente en el análisis de resultados de simulación estacionaria.

Debido a que el sesgo de inicialización crea un problema importante, listamos algunos métodos para detectarlos.

- Intente detectar el sesgo visualmente observando la realización del proceso de simulación. Esto podría ser difícil debido a que a través del análisis visual podríamos no detectar el sesgo. Más aún, una búsqueda visual podría ser tediosa. Para hacer el análisis visual más efectivo, deberíamos transformar la data (tomar logaritmos o raíces cuadradas), suavizarla, promediarla con otras réplicas independientes o construir gráficos de medias móviles.

- Realice pruebas estadísticas para el sesgo de inicialización. Steiger et al. (2005) muestra un procedimiento para la detección del sesgo. Otros tests prueban si la porción inicial de los resultados de la simulación contienen una mayor variación en comparación a las porciones posteriores.

Si se detecta el sesgo de inicialización se debe proceder a corregirlo, 2 métodos para tratar con el sesgo son los siguientes:

- Trunque los resultados permitiendo que la simulación tenga un periodo de calentamiento (warm up) antes de que se recolecte información para el análisis. El analista debe esperar que la data restante sea representativa del estado estacionario del sistema. El truncamiento de resultados es el método más popular probablemente para lidiar con el sesgo de inicialización; y todos los lenguajes de simulación más importantes poseen funciones de truncamiento. Pero, ¿cómo se puede encontrar el punto de truncamiento?. Si los resultados son truncados demasiado pronto, un sesgo significativo podría aún existir en la información. Si son truncados demasiado tarde, entonces información valiosa podría ser desperdiciada. Desafortunadamente, todas las reglas para determinar puntos de truncamiento no funcional en general correctamente. Una práctica común es el promediar

observaciones a lo largo de varias repeticiones y luego elegir visualmente un punto de truncamiento basado en el promedio de la corrida. Revise Welch (1983) para un método visual y gráfico y Steiger et al. (2005) para un algoritmos más riguroso.

- Haga una corrida muy larga para eliminar el efecto del sesgo de inicialización. Este método de control del sesgo es conceptualmente simple de ejecutar y nos puede conducir a estimadores con menores errores cuadráticos que los estimadores análogos obtenidos con data truncada. (Fishman 1978). Sin embargo, un problema con este método es que puede necesitarse corridas excesivamente largas antes de que los efectos de inicialización no sesguen los resultados.

1.6.3 Análisis de Simulación de Procesos Estacionarios.

Asumamos que tenemos resultados de una simulación de un proceso estacionario $Y_1, Y_2, \ldots Y_n$. Nuestra meta es estimar algún parámetro de interés, posiblemente la media de espera de un cliente o las ganancias esperadas producidas por una cierta configuración en una fábrica. Como se comentó en el caso de la simulación de procesos transientes, un buen análisis estadístico presenta los estimadores buscados estimando la medida de sus varianzas.

Varias metodologías han sido propuestas en la literatura para conducir análisis de resultados de simulaciones estacionarias: Media de Lotes, Replicas Independientes, Serie de Tiempo Estandarizadas, Análisis Espectral, Regeneración, etc. Examinaremos 2 de los más populares: Media de Lotes y Réplicas Independientes.

1.6.3.1 Media de Lotes (ML)

El método de ML es utilizado generalmente para estimar Var($\bar{Y}_n$) o IC para procesos estacionarios con media μ. La idea es dividir una sola corrida de simulación en varios lotes y luego en base al TCL asumir que las medias resultantes de los lotes son normales IID.

En particular, dividimos $Y_1, Y_2, \ldots Y_n$ en b lotes continuos sin intersección, cada grupo con m observaciones (asuma que $n = bm$). Entonces el i-ésimo grupo $i = 1,2,\ldots,b$, consistirá en las variables aleatorias

$$Y_{(i-1)m+1}, Y_{(i-1)m+2}, \ldots Y_{im.}$$

La *i*-ésima media del grupo es simplemente la media de la muestra de la observación *m* del grupo *i*, *i*=1,2,...,*b*.

$$X_i = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} Y_{(i-1)m+j}$$

De forma similar a la de Réplicas Independientes, definimos el estimador de ML para Var(X_i) como:

$$\hat{V}_B = \frac{1}{b-1}\sum_{i=1}^{b}(X_i - \bar{X}_b)^2$$

donde

$$\bar{Y}_n = \bar{X}_b = \frac{1}{b}\sum_{i=1}^{b} X_i$$

es la media de la muestra general. Si *m* es grande, entonces la media de lotes es aproximadamente normal IID y (como para RI) obtenemos un IC de 100(1-α)% para μ:

$$\mu \in \bar{X}_b \pm t_{\alpha/2,b-1}\sqrt{\hat{V}_B/b}$$

esta ecuación para el IC es similar a la mostrada en RI. Por supuesto, la diferencia es que el método de media de lotes divide una larga corrida en un número determinado de lotes, mientras que la de réplicas independientes utiliza un número independiente de réplicas.

La técnica de ML es fácil de entender. Pero algunos problemas pueden presentarse si las Y_j's no son estacionarias (si existe un fuerte sesgo de inicialización), si las medias de los lotes no son normales, o si la media de lotes no son independientes. Si alguna de estas violaciones existiera, se obtendrían intervalos de confianza pobres sin saberlo.

Para aminorar el sesgo de inicialización, el analista puede truncar algo de la data o hacer una larga corrida como se comento en la sección sobre Problemas de Inicialización, esta larga corrida también nos ayudará a alcanzar el estado estacionario del proceso. Adicionalmente, la falta de independencia o normalidad de la media de lotes puede ser contrarrestada incrementando el

tamaño *m* del grupo. Esta forma de encontrar la independencia de la media de lotes supedita el número *b* de lotes en función al tamaño *m* del grupo; sin embargo, es mejor tener pocas observaciones independientes que muchas observaciones dependientes.

Replicas Independientes. De todas las dificultades encontradas cuando se utiliza la ML, la posibilidad de correlaciones entre las medias de los lotes podría ser la más problemática. Este problema es evitado por el método de RI descrito en la sección acerca de la simulación de procesos transientes. Por definición, la media de las réplicas son independientes por su construcción. Desafortunadamente, debido a que cada réplica *b* tiene que ser iniciada apropiadamente, el sesgo de inicialización presenta más problemas para el uso de RI que cuando se utiliza ML. La recomendación usual, en el contexto del análisis estacionario, es utilizar ML en lugar de RI debido al posible sesgo de inicialización en cada una de las replicas.

1.7 Comparación de Sistemas

Uno de los principales aportes del análisis de simulación tiene que ver con la comparación de sistemas en competencia o de configuración de sistemas alternativos. Por ejemplo, supongamos que necesitamos evaluar 2 estrategias diferentes que intentan minimizar costos. ¿Cómo podemos evaluar las 2 estrategias?, pues entre las múltiples técnicas con las que se cuenta, nombraremos 2: Intervalos de Confianza y Números Aleatorios Comunes

1.7.1 Intervalos de Confianza

Sea $Z_{i,j}$ el costo de la j-ésima simulación de la réplica de la estrategia i, i=1,2, j=1,2,...,b_i Para un i=1,2 fijo, suponga que $Z_{i,1}$, $Z_{i,2,...,}$ $Z_{i,bi}$ son normales IID con media μ desconocida y varianza desconocida, suposición que puede ser justificada argumentando que podemos:

- Obtener data independiente controlando los números aleatorios entre réplicas.

- Obtener costos distribuidos idénticamente entre réplicas ejecutando las réplicas bajo condiciones idénticas.

- Obtener data aproximadamente normal sumando (o promediando) varios subcostos para obtener costos globales para ambas estrategias.

El objetivo en este caso es calcular un IC de 100(1-α)% para la diferencia entre μ_1-μ_2. Con este objetivo, suponemos que $Z_{1,j}$'s son independientes de los $Z_{2,j}$'s y definimos:

$$\bar{Z}_{i,bi} = \frac{1}{b_i}\sum_{j=1}^{bi} Z_{i,j} \text{ , } i=1,2$$

y

$$S_i^2 = \frac{1}{b_i - 1}\sum_{j=1}^{bi} (Z_{i,j} - \bar{Z}_{i,bi})^2 \text{ , } i=1,2$$

Un IC al 100(1-α)% es:

$$\mu_1 - \mu_2 \in \bar{Z}_{1,b1} - \bar{Z}_{2,b2} \pm t_{\alpha/2,v}\sqrt{\frac{S_1^2}{b_1} + \frac{S_2^2}{b_2}}$$

donde los grados de libertad v están dados por:

$$v = \frac{\left(\frac{S_1^2}{b_1} + \frac{S_2^2}{b_2}\right)^2}{\frac{(S_1^2/b_1)^2}{b_1+1} + \frac{(S_2^2/b_2)^2}{b_2+1}} - 2$$

Nuestro objetivo es encontrar el costo mínimo. Si el intervalo se encuentra enteramente a la izquierda (derecha) de 0 entonces la estrategia 1 (2) es la que debemos adoptar; si el intervalo contiene 0, entonces los 2 sistemas deben ser desechados pues estadísticamente serían lo mismo.

Una alternativa es utilizar un IC que es análogo a la prueba de hipótesis t para 2 muestras. En este caso tomamos b réplicas de *ambas* estrategias y calculamos las diferencias $Dj = Z_{1,j} - Z_{2,j}$ para j= 1,2,...,b. Luego, calculamos la media y la varianza de las diferencias:

$$\bar{D}_b = \frac{1}{b}\sum_{j=!}^{b} D_j$$

y

$$S_D^2 = \frac{1}{b-1}\sum_{j=1}^{b}(D_j - \bar{D}_b)^2$$

El IC al 100(1-α)% resulta:

$$\mu_1 - \mu_2 \in \bar{D}_b \pm t_{\alpha/2,b-1}\sqrt{\frac{S_D^2}{b}}$$

Los intervalos t para 2 muestras son eficientes si Corr($Z_{1,j}$, $Z_{2,j}$) >0, j=1,2,...,b (donde asumimos que $Z_{1,1}$, $Z_{1,2}$,..., $Z_{1,b}$, son IID y $Z_{2,1}$, $Z_{2,2}$,..., $Z_{2,b}$, son IID). En este caso, resulta:

$$Var(\bar{D}_b) < \frac{Var(Z_{1,j}) + Var(Z_{2,j})}{b}$$

Si $Z_{1,j}$, $Z_{2,j}$, fueron simulados independientemente, entonces obtendríamos la igualdad en la expresión anterior; esto resultaría en una varianza S_D^2 relativamente pequeña y por consiguiente en un IC de longitud menor. En el siguiente punto explicamos como podemos lograr lo expuesto.

1.7.2 Números Aleatorios Comunes.

La idea detrás de lo expuesto anteriormente es el uso de los Número Aleatorios Comunes (NAC), esto quiere decir que utilicemos los mismos números seudo-aleatorios para cada corrida de simulación de los sistemas en competencia. Simulando los sistemas alternativos bajo las mismas condiciones experimentales, esperamos encontrar una manera más sencilla de distinguir cual de los sistemas es mejor aunque los estimadores respectivos estén sujetos a errores de muestreo.

Considere el caso en el cual comparamos 2 sistemas de colas A y B bajo el parámetro de tiempo de espera promedio del cliente θ_A y θ_B siendo el mejor sistema el que obtenga el valor más pequeño de θ. Suponemos que tenemos los estimadores para $\hat{\theta}_A$ y $\hat{\theta}_B$ para θ_A y θ_B respectivamente. Diremos que A es el mejor sistema si $\hat{\theta}_A < \hat{\theta}_B$ y que B es el mejor sistema si ocurre lo contrario.

2. ESTUDIO DEL PROBLEMA.

2.1 Formulación del Problema.

Un Banco posee una nueva Tarjeta de Crédito (TC) la cual tiene como segmento objetivo a las personas que viven y trabajan en la zona norte de Lima. Este segmento de la población presenta condiciones particulares en la utilización de las tarjetas de crédito (para qué las utilizan), en el plazo de pago (tiempo de devolución) y en el riesgo asociado a la utilización (pérdida).

La utilización de la TC se puede explicar de 4 formas para este caso en particular:

1. Pago en tiendas que pertenecen al mismo grupo del Banco.
2. Pago en establecimientos externos.
3. Prestamos en efectivo de corto plazo
4. Prestamos en efectivo de largo plazo.

A estas 4 formas de utilización, desde la perspectiva del Banco, se les denomina canales de colocación de dinero. Cada uno de estos canales de colocación de dinero presentan plazos de pago y riesgo asociados y diferenciados. El plazo de pago es el tiempo medido en meses en el cual el cliente devolverá el préstamo y el riesgo es un porcentaje de la colocación de dinero que se perderá por el comportamiento de pago del cliente; como situación extrema tendríamos que, si ningún crédito otorgado fuera pagado, el riesgo sería del 100%.

El problema en estudio consiste en encontrar una tasa de interés que cubra el riesgo asociado y que permita alcanzar una rentabilidad objetivo bajo condiciones supuestas debido a la ausencia de información por el poco tiempo de vida del producto.

2.2 Objetivo.

Encontrar una tasa de interés que permita alcanzar una rentabilidad anual objetivo del 16%; rentabilidad mínima exigida por los accionistas.

2.3 Recopilación de Datos.

Bajo el esquema planteado por la formulación del problema, necesitamos datos acerca de la colocación por canal del nuevo producto, plazo asociado por canal de colocación y riesgo asociado por canal de colocación debido a que todas estas variables influyen en la rentabilidad y presentan comportamientos diferentes.

El Banco posee otras tarjetas de crédito las cuales trabajan con el segmento de mercado objetivo, es por eso que se toma como datos iniciales de plazo y riesgo los datos históricos que posee el Banco acerca del grupo en estudio y para mayor detalle y control en el análisis se recopiló información por Niveles Socioeconómicos (NSE). La información presentada corresponde a los datos promedio mensuales de los últimos 3 años del Banco.

La Tabla 2.1 muestra información por canal de colocación acerca del plazo y del riesgo segmentado por NSE:

Tabla 2.1: Plazo y Riesgo por Canal de Colocación.

Nivel	Tiendas		Externos		Corto Plazo		Largo Plazo	
Socioeconómico	**Plazo**	**Riesgo**	**Plazo**	**Riesgo**	**Plazo**	**Riesgo**	**Plazo**	**Riesgo**
NSE A	10.8	4.1%	3.3	2.4%	5.2	2.5%	16.8	29.4%
NSE B	10.0	3.9%	3.6	2.4%	4.8	2.9%	18.7	8.1%
NSE C	10.5	4.9%	3.5	2.7%	4.4	3.7%	17.4	12.8%
NSE D	10.9	5.5%	3.6	2.8%	4.1	3.4%	16.4	17.5%
NSE E	11.6	7.4%	3.4	3.2%	3.9	3.0%	15.8	18.5%

La variable acerca de la colocación presenta un reto importante pues el monto que se coloque por canal es variable y no tenemos cifras a largo plazo que nos den un promedio que serviría de valor central. Sin embargo, al igual que con las variables de plazo y riesgo, tomaremos los porcentajes de colocación de la tarjeta existente para el segmento en estudio, la Tabla 2.2 nos muestra estos porcentajes:

Tabla 2.2: Porcentaje de Colocación Mensual por Canal de Colocación.

Colocación	Tiendas	Externos	Corto Plazo	Largo Plazo
Promedio	55%	27%	12%	6%
Máximo	66%	35%	17%	29%
Mínimo	35%	20%	9%	1%

Asimismo, utilizamos porcentajes aproximados de colocación para cada nivel socioeconómico de cada uno de los canales, estos se muestra en la Tabla 2.3:

Tabla 2.3: Porcentaje de Colocación para cada NSE por Canal.

Nivel Socioeconómico	Tiendas	Externos	Corto Plazo	Largo Plazo
	Part %	**Part %**	**Part %**	**Part %**
NSE A	0.5%	0.5%	0.3%	0.2%
NSE B	11.0%	11.6%	10.1%	8.5%
NSE C	29.1%	30.5%	30.5%	31.6%
NSE D	31.3%	30.2%	32.8%	33.5%
NSE E	27.9%	27.3%	26.3%	26.2%

2.4 Modelo de Simulación

La rentabilidad es el ratio del interés descontado del riesgo menos el costo de fondeo y el capital perdido con respecto a la colocación, tendríamos:

Rentabilidad = (Interés - Costo de Fondeo – Riesgo) / Colocación

El Costo de Fondeo es el costo del capital en el que incurre el Banco al adquirir fondos para sus préstamos.

Las colocaciones son observadas al final del mes; sin embargo, la rentabilidad es anualizada. Es decir, en base a la colocación mensual y la rentabilidad que genera se infiere la rentabilidad anual. Esto nos dice 2 cosas: el tiempo de la simulación es medido en meses e interesa el comportamiento del sistema en el largo plazo. Entonces, en base a lo expuesto, el análisis que se realizará es el de Simulación de Procesos Estacionarios y se utilizará la técnica de Media de Lotes explicada en la sección 1.6.3 del Marco Teórico.

Nuestros datos de entrada son tomados a partir de los porcentajes de colocación mensual del producto análogo (Tabla 2.2), entonces definimos distribuciones triangulares para cada uno de los canales de colocación como se explica en la sección 1.5.1 del Marco Teórico. Las distribuciones de probabilidad son las siguientes.

Grafico 2.1: Distribución de Probabilidad Triangular para el % de Colocación Mensual en Tiendas.

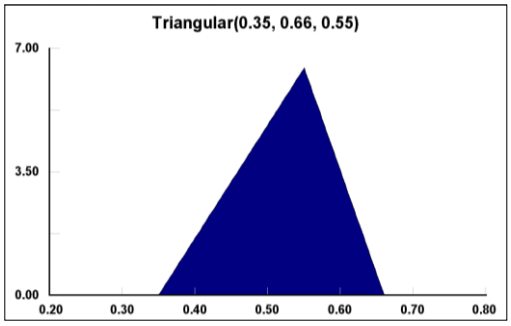


Grafico 2.2: Distribución de Probabilidad Triangular para el % de Colocación Mensual en Est. Externos.

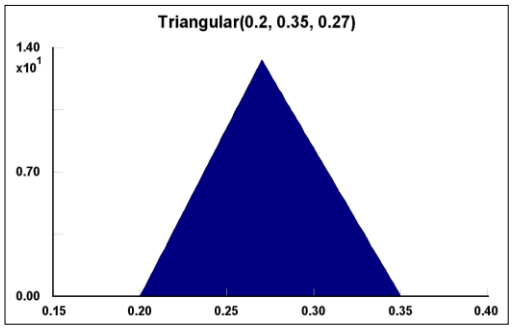


Grafico 2.3: Distribución de Probabilidad Triangular para el % de Colocación Mensual en Corto Plazo.

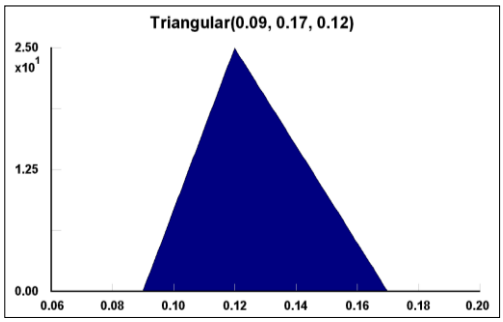
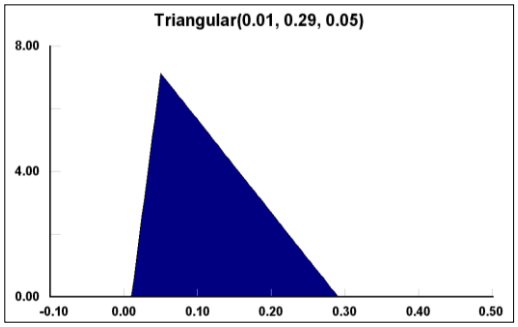


Grafico 2.4: Distribución de Probabilidad Triangular para el % de Colocación Mensual en Largo Plazo.



El porcentaje de participación por cada uno de los canales se calcula de manera independiente a través de la generación de números aleatorios de las distribuciones triangulares mostradas. Una vez obtenidos estos porcentajes se multiplican por una colocación mensual constante. Supongamos que la colocación mensual es de $10 millones; si todas las distribuciones generaran los valores mínimos permitidos por las distribuciones, la colocación mensual sería de $6,47 millones; por otra parte, si las distribuciones generaran los máximos permitidos, la colocación mensual sería de $14,66 millones. Estos valores, mínimo y máximo, en donde se encuentra la colocación mensual son parámetros aceptados por el Banco para el modelo de simulación.

Para obtener números aleatorios de una distribución triangular a partir de números aleatorios uniformes, podemos utilizar el Método de la Transformación Inversa presentado en la sección 1.4.3 del Marco Teórico.

Tenemos la Función Acumulada de la Distribución Triangular: X->Triang (a, b, c)

$$F(x)=\begin{cases}\dfrac{(x-a)^2}{(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)};a\le x\le b\\ 1-\dfrac{(c-x)^2}{(\mathrm{c}-\mathrm{b})(\mathrm{c}-a)};b\le \mathrm{x}\le c\end{cases}$$

Aplicando el método de la Transformación Inversa:

$$X=F^{-1}(U)$$

Para el primer tramo:

$$F(x)=\frac{(x-a)^2}{(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)}=U$$
$$->(x-a)^2=U(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)$$
$$->(x-a)=\sqrt{U(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)}$$
$$->x=\sqrt{U(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)}+a$$

que se encuentra en el intervalo:

$$a\le x\le b$$
$$a\le\sqrt{U(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)}+a\le b$$
$$0\le \mathrm{U}\le(\mathrm{b}-\mathrm{a})/(\mathrm{c}-\mathrm{a})$$

De la misma forma se obtiene la función inversa y el intervalo para el segundo tramo. Entonces, se pueden generar números aleatorios triangulares a través de la siguiente función:

$$x=F^{-1}(U)=\begin{cases}\sqrt{U(\mathrm{b}-a)(\mathrm{c}-a)}+a;0\le \mathrm{U}\le\dfrac{(\mathrm{b}-\mathrm{a})}{(\mathrm{c}-\mathrm{a})}\\ c-\sqrt{(1-U)(\mathrm{c}-\mathrm{b})(\mathrm{c}-a)};1-\dfrac{(\mathrm{c}-\mathrm{b})}{(\mathrm{c}-\mathrm{a})}\le \mathrm{U}\le 1\end{cases}$$

El Gráfico 2.1 muestra una fdp. X->Triang(0.35;0.55;0.66). Entonces, utilizando la función anterior tendremos:

$$x = F^{-1}(U) = \begin{cases} \sqrt{U(0.20)(0.31)} + 0.35; 0 \le \mathrm{U} \le 0.645 \\ 0.66 - \sqrt{(1-U)(0.11)(0.31)}; 0.645 \le \mathrm{U} \le 1 \end{cases}$$

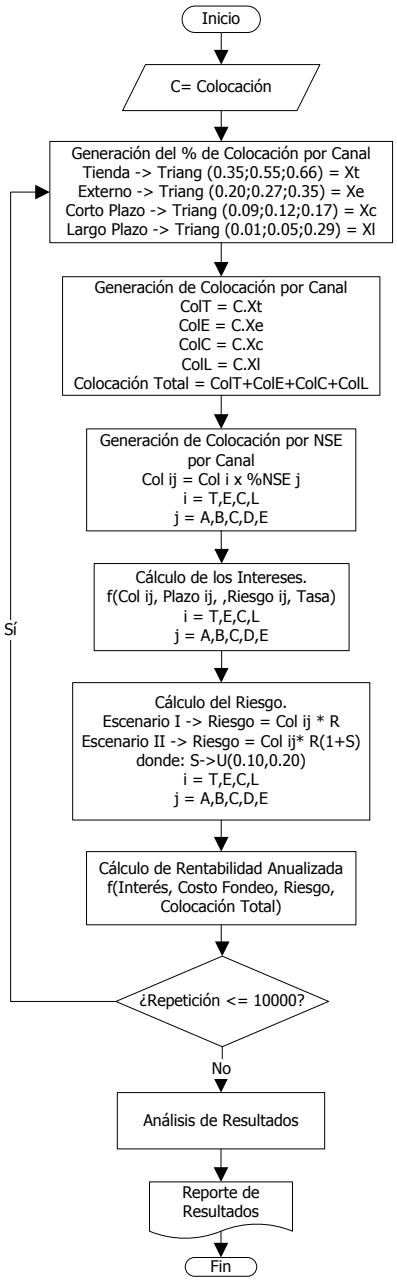
Supongamos U = 0.3:

$x = \sqrt{0.3(0.20)(0.31)} + 0.35 = 0.4863 = 48.63\%$ el cual se rige por una distribución de probabilidad triangular.

Este procedimiento demuestra la forma en que se generan número aleatorios que siguen una distribución triangular a través de números aleatorios uniformes mediante el método de la transformación inversa.

El Flujo 2.1 muestra el Modelo de Simulación que se utilizará para analizar el problema.

Flujo 2.1: Modelo de Simulación



En base a los datos recopilados, supuestos y el diagrama de flujo, se procederá a simular.

2.5 Codificación, Validación y Verificación.

El modelo es validado por el Banco; quiere decir que el modelo conceptual es una representación adecuada del funcionamiento del sistema.

En lo que respecta a la codificación, utilizamos Excel 2003 para traducir el diagrama de flujo en un modelo operacional; también, utilizamos el programa de propósito especifico @Risk 4.5, que trabaja en la plataforma de Excel, para llevar a cabo la simulación y para el análisis de resultados se utilizó el programa Stat::Fit de PROMODEL.

Se verifica que el modelo trabaja correctamente, los cálculos son los correctos y las funciones de probabilidad insertadas en la hoja de cálculo generan los datos según se especifico anteriormente.

2.6 Diseño Experimental.

Para la etapa del diseño experimental se plantearon 2 escenarios con un conjunto de supuestos específicos.

2.6.1 Diseño Experimental - Escenario I.

Supuestos:

- Riesgo constante tomado del producto de mayor antigüedad del Banco con respecto al segmento objetivo.

- Plazo constante tomado del producto de mayor antigüedad del Banco con respecto al segmento objetivo.

- El porcentaje de las colocaciones se distribuyen de manera triangular X->(a,b,c) con valores específicos para cada canal de colocación; condiciones discutidas en la sección 2.4

- Tasa proporcionada por el Banco

2.6.2 Diseño Experimental - Escenario II.

Supuestos:

- Riesgo variable infiriéndose que podría variar el riesgo positivamente entre un 10% a 20% del observado. Entonces, tenemos: Riesgo Inferido = Riesgo*(1+S) donde S~U(10%,20%).

- Plazo constante tomado del producto de mayor antigüedad del Banco con respecto al segmento objetivo.

- El porcentaje de las colocaciones se distribuyen de manera triangular X->(a,b,c) con valores específicos para cada canal de colocación; condiciones discutidas en las sección 2.4

- Tasa proporcionada por el Banco

El objetivo en los 2 escenarios de simulación es encontrar una tasa de interés que permita alcanzar como mínimo una rentabilidad de 16% anual.

Al haberse definido la simulación como un modelo de simulación de un sistema estacionario y analizando los datos que proporciona el modelo a través de la técnica de Media de Lotes presentado en la sección 1.6.3.1 del Marco Teórico, se generará sólo una corrida con la máxima longitud permitida por @Risk. De esta manera podremos evitar el sesgo de inicialización, el problema de autocorrelación y obtener valores normales IID como se expuso en las secciones del Marco Teórico.

2.7 Simulación del Modelo.

2.7.1 Simulación del Modelo - Escenario I.

La longitud máxima de simulación permitida por @Risk es de 10000 valores, los cuales fueron utilizados para calcular la rentabilidad anualizada. Se utiliza la máxima corrida permitida debido a que ayuda a encontrar el estado estacionario de la serie; además, una larga corrida permitirá observar los eventos de baja probabilidad de ocurrencia necesarios para estimar un mejor indicador. Se optó por m = 50 (b = 200), este tamaño del lote logra que los resultados sea independientes idénticamente distribuidos y normales. El análisis detallado de los resultados se encuentra en la sección de Anexos – A.1. La Tabla 2.4 resume los resultados para el Escenario I.

Tabla 2.4: Resumen de Resultados - Escenario I

Tasa de Interés	Rentabilidad $\bar{X}_b$	Varianza $\hat{V}_B$	Intervalo de Confianza	
			Min	Max
6.00%	13.7%	0.002%	13.60%	13.80%
6.50%	14.1%	0.002%	14.04%	14.21%
7.50%	15.1%	0.002%	14.95%	15.15%
9.00%	16.4%	0.002%	16.30%	16.50%

Con una tasa de interés del 9% alcanzamos la rentabilidad objetivo del 16% bajo las condiciones y supuestos planteados para el Escenario I.

2.7.2 Simulación del Modelo - Escenario II.

Para el Escenario II, en donde el riesgo es variable según las condiciones descritas, se utilizan los mismos parámetros que en el Escenario I: una corrida de 10000 valores con lotes de m= 50 datos que forman b=200 lotes. El análisis detallado de los resultados se encuentra en la sección de Anexos – A.2. La Tabla 2.5 resume los resultados para el Escenario II.

Tabla 2.5 Resumen de Resultados - Escenario II

Tasa de Interés	Rentabilidad $\bar{X}_b$	Varianza $\hat{V}_B$	Intervalo de Confianza	
			Min	Max
6.00%	12.3%	0.0017%	12.21%	12.40%
7.00%	13.2%	0.0018%	13.09%	13.28%
9.00%	15.0%	0.0019%	14.91%	15.11%
10.00%	15.9%	0.0020%	15.85%	16.05%
10.50%	16.4%	0.0020%	16.32%	16.53%

Con una tasa de interés del 10.5% alcanzamos la rentabilidad objetivo del 16% bajo las condiciones y supuestos planteados para el Escenario II. Esta mayor tasa se explica por el variación positiva del riesgo, es decir, al tener mayores pérdidas la tasa de interés debe ser mayor para cubrirlas y generar la ganancia requerida.

Cabe resaltar que los supuestos del Escenario I son más favorables que los supuestos del Escenario II debido a que el riesgo en el primer caso es constante mientras que en el segundo caso el riesgo es variable. La elección de la tasa de interés se debe hacer en función a la decisión del Banco acerca del tipo de escenario en el cual piensa que se desarrollarán las operaciones de la Tarjeta de Crédito. Si el Banco piensa que no habrá una variación significativa del riesgo al que se ha visto expuesto hasta el momento, entonces estará en el Escenario I y elegirá la tasa de interés del 9%. Si el Banco es conservador y plantea que el riesgo será mayor al que se ha visto expuesto, se encontrará en el Escenario II y elegirá 10.5% como tasa de interés. Ambas tasas de interés cumplen el objetivo planteado de alcanzar una rentabilidad del 16%. Se recomienda el uso de la tasa en el escenario menos propicio, Escenario II, puesto que esta tasa de interés cubriría una exposición mayor al riesgo en caso variara positivamente.

3. CONCLUSIONES.

Con respecto a lo expuesto en el análisis de simulación presentado se concluye lo siguiente:

- La simulación es una herramienta potente que nos permite analizar problemas y plantear diferentes propuestas de solución sin perturbar el funcionamiento de los sistemas; más aún, es una herramienta que permite crear modelos de sistemas que aún no existen.

- El conocimiento del funcionamiento de sistemas similares a los que se analizan es una gran ayuda para plantear supuestos sobre un modelo en desarrollo, sobre todo cuando el sistema en estudio es de reciente creación o inexistente.

- Es muy importante el apoyo de los clientes y las personas que harán uso de los resultados analizados pues el construir el modelo de manera conjunta le da validez.

- A través de la simulación, podemos encontrar una tasa de interés que nos permita obtener una rentabilidad objetivo. De otra forma, tendríamos que cambiar la tasa de interés en el mundo real y esperar los resultados del cambio para observar si la tasa de interés nueva fue la que cubría las expectativas con respecto a la rentabilidad. Esto es imposible de hacer en el mundo real sin grandes consecuencias para el Banco y su producto.

- Este análisis fue aplicado a un producto de la industria financiera; fijándose una nueva tasa de interés para la Tarjeta de Crédito en estudio de forma que alcanzara el objetivo de los accionistas en cuanto a rentabilidad.

- Lo mostrado en el Marco Teórico y aplicado al Problema expuesto puede servir como guía para abordar problemas de simulación de diferentes procesos en general y problemas de la industria financiera en particular.

ANEXOS

A.1 Análisis de Resultados del Modelo de Simulación - Escenario I

A.1.1 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =6% se presentan en la Tabla A.1.1. La Tabla A.1.1 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.1.1: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1397	51	0.1448	101	0.1355	151	0.1371
2	0.1272	52	0.1371	102	0.1378	152	0.1441
3	0.1445	53	0.1353	103	0.1357	153	0.1385
4	0.1358	54	0.1367	104	0.1338	154	0.1390
5	0.1327	55	0.1450	105	0.1368	155	0.1408
6	0.1302	56	0.1390	106	0.1433	156	0.1346
7	0.1412	57	0.1374	107	0.1454	157	0.1478
8	0.1377	58	0.1327	108	0.1364	158	0.1364
9	0.1327	59	0.1385	109	0.1387	159	0.1417
10	0.1349	60	0.1362	110	0.1358	160	0.1282
11	0.1360	61	0.1333	111	0.1352	161	0.1399
12	0.1400	62	0.1308	112	0.1342	162	0.1363
13	0.1363	63	0.1356	113	0.1396	163	0.1333
14	0.1415	64	0.1334	114	0.1381	164	0.1301
15	0.1302	65	0.1461	115	0.1322	165	0.1392
16	0.1476	66	0.1414	116	0.1476	166	0.1383
17	0.1392	67	0.1480	117	0.1374	167	0.1374
18	0.1396	68	0.1404	118	0.1402	168	0.1400
19	0.1337	69	0.1388	119	0.1259	169	0.1322
20	0.1311	70	0.1443	120	0.1433	170	0.1350
21	0.1406	71	0.1338	121	0.1359	171	0.1415
22	0.1314	72	0.1279	122	0.1341	172	0.1346
23	0.1425	73	0.1381	123	0.1349	173	0.1337
24	0.1459	74	0.1356	124	0.1314	174	0.1353
25	0.1385	75	0.1305	125	0.1446	175	0.1417
26	0.1355	76	0.1352	126	0.1408	176	0.1401
27	0.1374	77	0.1470	127	0.1316	177	0.1352
28	0.1370	78	0.1367	128	0.1298	178	0.1341
29	0.1353	79	0.1373	129	0.1360	179	0.1431
30	0.1258	80	0.1325	130	0.1338	180	0.1352
31	0.1372	81	0.1362	131	0.1338	181	0.1388
32	0.1328	82	0.1407	132	0.1339	182	0.1327
33	0.1333	83	0.1382	133	0.1372	183	0.1336
34	0.1360	84	0.1349	134	0.1375	184	0.1419
35	0.1371	85	0.1357	135	0.1329	185	0.1358
36	0.1369	86	0.1357	136	0.1375	186	0.1364
37	0.1419	87	0.1365	137	0.1349	187	0.1415
38	0.1377	88	0.1290	138	0.1398	188	0.1384
39	0.1380	89	0.1327	139	0.1444	189	0.1434
40	0.1351	90	0.1359	140	0.1373	190	0.1384
41	0.1295	91	0.1359	141	0.1362	191	0.1402
42	0.1395	92	0.1320	142	0.1384	192	0.1390
43	0.1376	93	0.1397	143	0.1447	193	0.1438
44	0.1399	94	0.1371	144	0.1404	194	0.1373
45	0.1269	95	0.1338	145	0.1340	195	0.1378
46	0.1306	96	0.1350	146	0.1371	196	0.1361
47	0.1363	97	0.1331	147	0.1307	197	0.1379
48	0.1348	98	0.1401	148	0.1379	198	0.1399
49	0.1315	99	0.1380	149	0.1464	199	0.1358
50	0.1431	100	0.1366	150	0.1355	200	0.1258

Los Gráficos A.1.1 y A.1.2 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 6%.

Grafico A.1.1: Dispersión

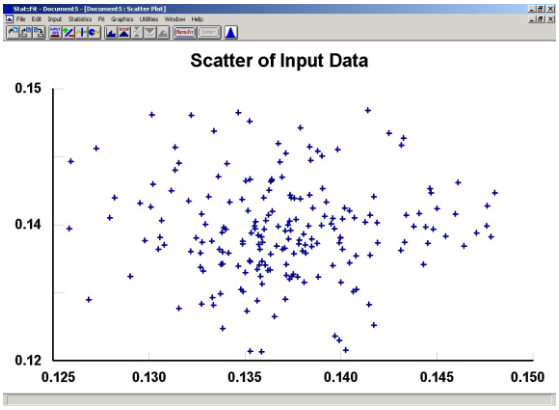
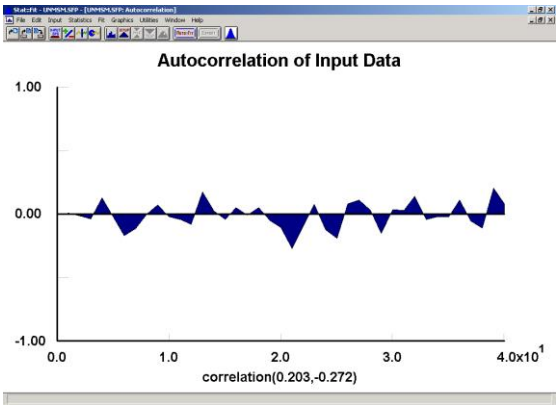


Grafico A.1.2: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, aplicamos el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.1.3.

Grafico A.1.3: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	94
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.992446
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.32098
result	DO NOT REJECT

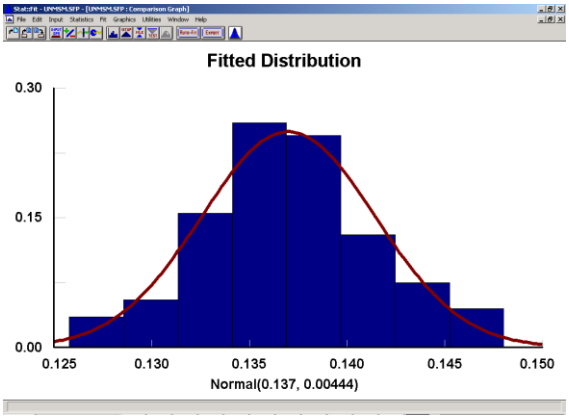
runs test (turning points)

data points	200
turning points	134
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	0.16847
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.866213
result	DO NOT REJECT

Las pruebas nos indican que no debemos rechazar la hipótesis de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.1.4 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.1.4: Resultados vs. Distribución Normal



Aplicamos el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.1.5 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.1.5: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.137, 0.00444)	6.32 (7)

detail

Normal
mean = 0.136993
sigma = 0.00444017
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	6.32
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.503
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.1.2 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =6.5% se presentan en la Tabla A.1.2. La Tabla A.1.2 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.1.2: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1434	51	0.1366	101	0.1388	151	0.1492
2	0.1425	52	0.1417	102	0.1444	152	0.1275
3	0.1382	53	0.1376	103	0.1385	153	0.1451
4	0.1432	54	0.1428	104	0.1413	154	0.1384
5	0.1408	55	0.1442	105	0.1393	155	0.1427
6	0.1467	56	0.1384	106	0.1389	156	0.1424
7	0.1430	57	0.1430	107	0.1433	157	0.1415
8	0.1440	58	0.1390	108	0.1402	158	0.1398
9	0.1397	59	0.1348	109	0.1491	159	0.1405
10	0.1444	60	0.1397	110	0.1415	160	0.1448
11	0.1434	61	0.1406	111	0.1410	161	0.1366
12	0.1390	62	0.1407	112	0.1429	162	0.1446
13	0.1416	63	0.1312	113	0.1449	163	0.1477
14	0.1428	64	0.1402	114	0.1383	164	0.1435
15	0.1397	65	0.1340	115	0.1446	165	0.1421
16	0.1451	66	0.1357	116	0.1513	166	0.1401
17	0.1384	67	0.1376	117	0.1386	167	0.1455
18	0.1445	68	0.1450	118	0.1353	168	0.1407
19	0.1424	69	0.1422	119	0.1356	169	0.1432
20	0.1411	70	0.1408	120	0.1309	170	0.1385
21	0.1436	71	0.1372	121	0.1417	171	0.1480
22	0.1393	72	0.1439	122	0.1379	172	0.1371
23	0.1352	73	0.1472	123	0.1421	173	0.1421
24	0.1406	74	0.1470	124	0.1418	174	0.1484
25	0.1484	75	0.1416	125	0.1397	175	0.1448
26	0.1337	76	0.1414	126	0.1369	176	0.1447
27	0.1436	77	0.1434	127	0.1378	177	0.1415
28	0.1454	78	0.1490	128	0.1387	178	0.1443
29	0.1446	79	0.1458	129	0.1363	179	0.1421
30	0.1434	80	0.1507	130	0.1408	180	0.1386
31	0.1376	81	0.1449	131	0.1419	181	0.1386
32	0.1438	82	0.1366	132	0.1387	182	0.1443
33	0.1435	83	0.1413	133	0.1492	183	0.1483
34	0.1308	84	0.1401	134	0.1401	184	0.1367
35	0.1415	85	0.1410	135	0.1395	185	0.1352
36	0.1381	86	0.1381	136	0.1387	186	0.1423
37	0.1415	87	0.1427	137	0.1452	187	0.1472
38	0.1413	88	0.1396	138	0.1386	188	0.1375
39	0.1353	89	0.1401	139	0.1304	189	0.1405
40	0.1373	90	0.1408	140	0.1387	190	0.1458
41	0.1359	91	0.1410	141	0.1433	191	0.1392
42	0.1411	92	0.1440	142	0.1385	192	0.1415
43	0.1441	93	0.1435	143	0.1392	193	0.1435
44	0.1363	94	0.1476	144	0.1438	194	0.1460
45	0.1442	95	0.1435	145	0.1434	195	0.1403
46	0.1445	96	0.1330	146	0.1411	196	0.1417
47	0.1399	97	0.1399	147	0.1469	197	0.1405
48	0.1453	98	0.1428	148	0.1435	198	0.1438
49	0.1428	99	0.1374	149	0.1444	199	0.1378
50	0.1398	100	0.1423	150	0.1381	200	0.1396

Los Gráficos A.1.6 y A.1.7 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 6.5%.

Grafico A.1.6: Dispersión

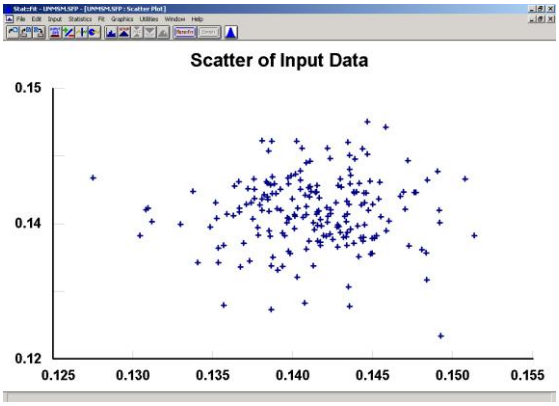
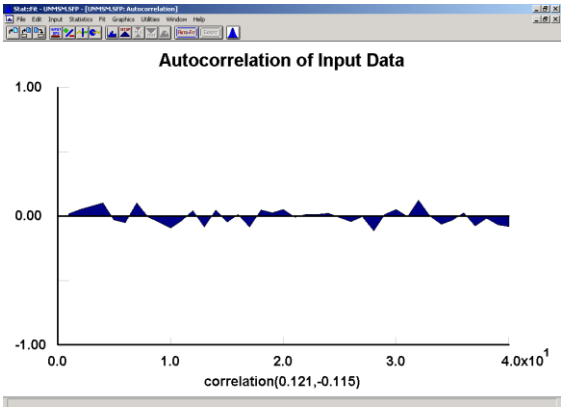


Grafico A.1.7: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.1.8.

Grafico A.1.8: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	108
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.992446
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.32098
result	DO NOT REJECT

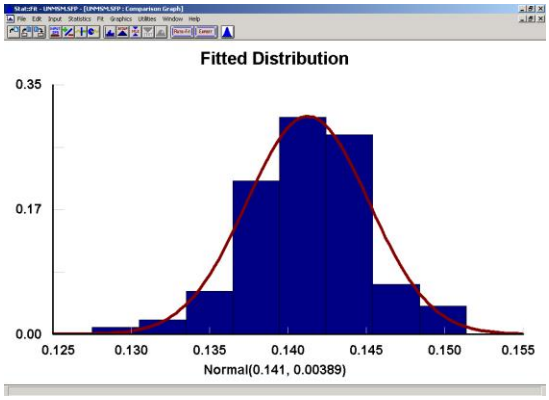
runs test (turning points)

data points	200
turning points	133
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	0
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	1
result	DO NOT REJECT

Las pruebas indican que no se debe rechazar la hipótesis de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.1.9 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.1.9: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.1.10 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.1.10: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.141, 0.00389)	2.72 (7)

detail

Normal
mean = 0.141257
sigma = 0.00388595
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	2.72
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.91
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.1.3 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =7.5% se presentan en la Tabla A.1.3. La Tabla A.1.3 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.1.3: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1465	51	0.1495	101	0.1493	151	0.1497
2	0.1541	52	0.1577	102	0.1562	152	0.1477
3	0.1538	53	0.1513	103	0.1539	153	0.1515
4	0.1524	54	0.1483	104	0.1484	154	0.1453
5	0.1541	55	0.1430	105	0.1490	155	0.1438
6	0.1481	56	0.1479	106	0.1467	156	0.1497
7	0.1479	57	0.1492	107	0.1421	157	0.1520
8	0.1469	58	0.1515	108	0.1511	158	0.1535
9	0.1526	59	0.1467	109	0.1538	159	0.1586
10	0.1511	60	0.1551	110	0.1551	160	0.1543
11	0.1573	61	0.1465	111	0.1503	161	0.1483
12	0.1564	62	0.1503	112	0.1594	162	0.1493
13	0.1564	63	0.1585	113	0.1486	163	0.1481
14	0.1516	64	0.1522	114	0.1388	164	0.1489
15	0.1482	65	0.1524	115	0.1466	165	0.1528
16	0.1515	66	0.1522	116	0.1515	166	0.1465
17	0.1535	67	0.1486	117	0.1572	167	0.1543
18	0.1465	68	0.1575	118	0.1506	168	0.1578
19	0.1540	69	0.1518	119	0.1434	169	0.1539
20	0.1441	70	0.1490	120	0.1518	170	0.1522
21	0.1502	71	0.1446	121	0.1442	171	0.1485
22	0.1566	72	0.1507	122	0.1567	172	0.1589
23	0.1491	73	0.1551	123	0.1576	173	0.1468
24	0.1519	74	0.1482	124	0.1480	174	0.1448
25	0.1570	75	0.1582	125	0.1613	175	0.1405
26	0.1502	76	0.1505	126	0.1494	176	0.1571
27	0.1511	77	0.1462	127	0.1536	177	0.1486
28	0.1501	78	0.1507	128	0.1468	178	0.1487
29	0.1423	79	0.1450	129	0.1509	179	0.1546
30	0.1471	80	0.1570	130	0.1428	180	0.1460
31	0.1491	81	0.1490	131	0.1394	181	0.1429
32	0.1476	82	0.1451	132	0.1526	182	0.1503
33	0.1432	83	0.1519	133	0.1588	183	0.1463
34	0.1609	84	0.1545	134	0.1552	184	0.1535
35	0.1549	85	0.1462	135	0.1510	185	0.1511
36	0.1483	86	0.1515	136	0.1531	186	0.1469
37	0.1482	87	0.1556	137	0.1531	187	0.1491
38	0.1570	88	0.1527	138	0.1426	188	0.1510
39	0.1521	89	0.1522	139	0.1518	189	0.1570
40	0.1472	90	0.1578	140	0.1486	190	0.1573
41	0.1456	91	0.1480	141	0.1536	191	0.1567
42	0.1469	92	0.1522	142	0.1437	192	0.1520
43	0.1481	93	0.1509	143	0.1458	193	0.1477
44	0.1563	94	0.1473	144	0.1518	194	0.1466
45	0.1545	95	0.1501	145	0.1453	195	0.1464
46	0.1528	96	0.1537	146	0.1505	196	0.1491
47	0.1539	97	0.1530	147	0.1474	197	0.1469
48	0.1456	98	0.1459	148	0.1491	198	0.1535
49	0.1470	99	0.1454	149	0.1526	199	0.1501
50	0.1481	100	0.1502	150	0.1433	200	0.1509

Los Gráficos A.1.11 y A.1.12 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 7.5%.

Grafico A.1.11: Dispersión

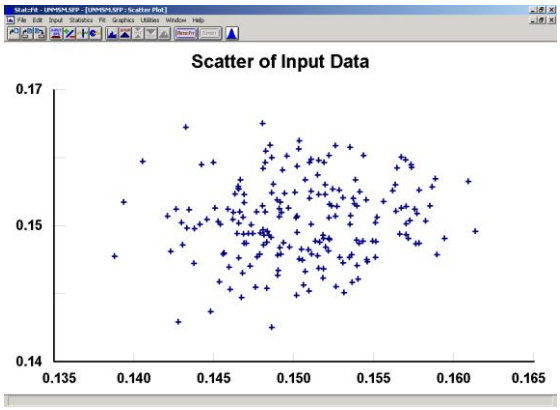
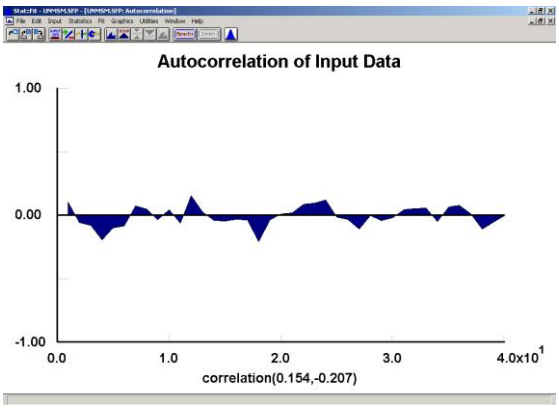


Grafico A.1.12: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, aplicamos el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.1.13.

Grafico A.1.13: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	98
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.425334
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.670593
result	DO NOT REJECT

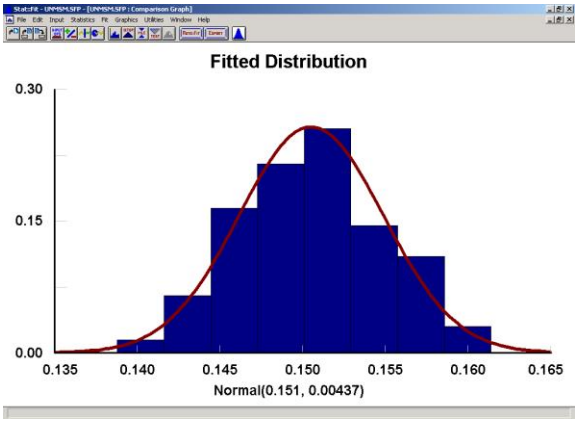
runs test (turning points)

data points	200
turning points	122
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	1.85317
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.0638577
result	DO NOT REJECT

Las pruebas indican que no debemos rechazar la hipótesis de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.1.14 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.1.14: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.1.15 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.1.15: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.151, 0.00437)	4.16 (7)

detail

Normal
mean = 0.150503
sigma = 0.00437255
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	4.16
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.761
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.1.4 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =9% se presentan en la Tabla A.1.4. La Tabla A.1.4 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.1.4: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1634	51	0.1657	101	0.1636	151	0.1616
2	0.1587	52	0.1567	102	0.1682	152	0.1596
3	0.1673	53	0.1525	103	0.1633	153	0.1642
4	0.1659	54	0.1633	104	0.1647	154	0.1664
5	0.1709	55	0.1635	105	0.1655	155	0.1696
6	0.1583	56	0.1652	106	0.1752	156	0.1620
7	0.1619	57	0.1671	107	0.1683	157	0.1601
8	0.1718	58	0.1687	108	0.1657	158	0.1567
9	0.1724	59	0.1715	109	0.1694	159	0.1634
10	0.1649	60	0.1556	110	0.1657	160	0.1675
11	0.1628	61	0.1621	111	0.1600	161	0.1661
12	0.1699	62	0.1612	112	0.1599	162	0.1609
13	0.1581	63	0.1686	113	0.1675	163	0.1656
14	0.1711	64	0.1581	114	0.1777	164	0.1556
15	0.1704	65	0.1630	115	0.1628	165	0.1590
16	0.1664	66	0.1620	116	0.1634	166	0.1594
17	0.1612	67	0.1572	117	0.1647	167	0.1654
18	0.1600	68	0.1698	118	0.1682	168	0.1686
19	0.1633	69	0.1581	119	0.1650	169	0.1692
20	0.1643	70	0.1668	120	0.1660	170	0.1644
21	0.1584	71	0.1689	121	0.1665	171	0.1667
22	0.1636	72	0.1586	122	0.1628	172	0.1599
23	0.1708	73	0.1648	123	0.1645	173	0.1620
24	0.1642	74	0.1648	124	0.1625	174	0.1658
25	0.1675	75	0.1760	125	0.1663	175	0.1648
26	0.1609	76	0.1695	126	0.1635	176	0.1597
27	0.1610	77	0.1620	127	0.1579	177	0.1672
28	0.1614	78	0.1584	128	0.1717	178	0.1591
29	0.1645	79	0.1695	129	0.1661	179	0.1663
30	0.1666	80	0.1672	130	0.1587	180	0.1706
31	0.1534	81	0.1648	131	0.1674	181	0.1679
32	0.1639	82	0.1608	132	0.1656	182	0.1615
33	0.1599	83	0.1602	133	0.1665	183	0.1691
34	0.1652	84	0.1690	134	0.1615	184	0.1687
35	0.1556	85	0.1609	135	0.1599	185	0.1634
36	0.1607	86	0.1609	136	0.1627	186	0.1570
37	0.1674	87	0.1602	137	0.1584	187	0.1654
38	0.1684	88	0.1611	138	0.1546	188	0.1606
39	0.1619	89	0.1569	139	0.1601	189	0.1692
40	0.1603	90	0.1649	140	0.1644	190	0.1618
41	0.1668	91	0.1591	141	0.1648	191	0.1605
42	0.1692	92	0.1588	142	0.1638	192	0.1605
43	0.1643	93	0.1647	143	0.1614	193	0.1619
44	0.1638	94	0.1689	144	0.1625	194	0.1677
45	0.1575	95	0.1684	145	0.1667	195	0.1757
46	0.1737	96	0.1619	146	0.1672	196	0.1690
47	0.1686	97	0.1612	147	0.1636	197	0.1649
48	0.1611	98	0.1575	148	0.1638	198	0.1610
49	0.1582	99	0.1635	149	0.1679	199	0.1590
50	0.1590	100	0.1600	150	0.1618	200	0.1703

Los Gráficos A.1.16 y A.1.17 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 9%.

Grafico A.1.16: Dispersión

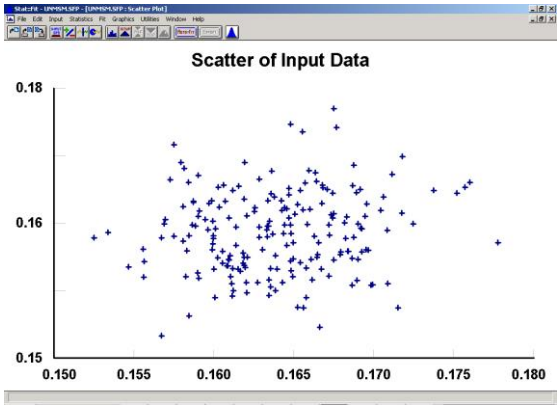
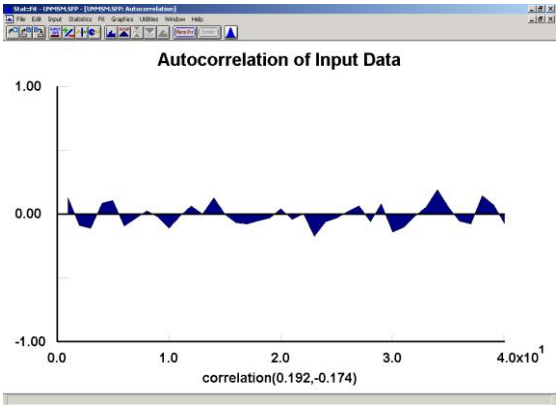


Grafico A.1.17: Autocorrelación



Ambos gráficos nos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula. lo cual nos lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.1.18.

Grafico A.1.18: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	90
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	1.55956
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.118864
result	DO NOT REJECT

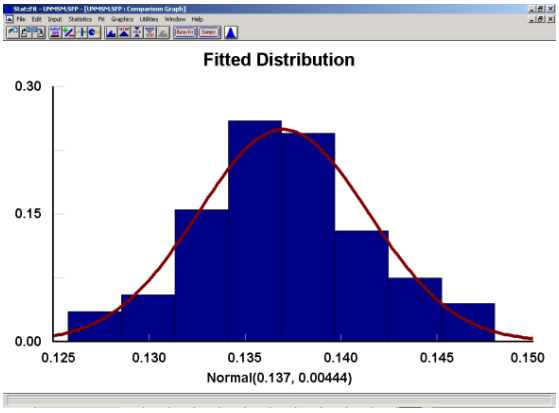
runs test (turning points)

data points	200
turning points	111
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	3.70634
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.000210272
result	REJECT

Si bien la segunda prueba rechaza la independencia, los resultados gráficos y la primera prueba de rachas indican que no se debe rechazar la hipótesis nula de independencia de los datos generados. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que debemos probar en nuestra serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.1.19 muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.1.19: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplicamos el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.1.20 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.1.20: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.137, 0.00444)	6.32 (7)

detail

Normal
mean = 0.136993
sigma = 0.00444017
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	6.32
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.503
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no podemos rechazar la hipótesis de normalidad lo que indica que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo se pueden analizar los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.2 Análisis de Resultados del Modelo de Simulación - Escenario II

A.2.1 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =6% se presentan en la Tabla A.2.1. La Tabla A.2.1 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.2.1: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1288	51	0.1305	101	0.1246	151	0.1219
2	0.1206	52	0.1195	102	0.1226	152	0.1293
3	0.1181	53	0.1230	103	0.1172	153	0.1243
4	0.1206	54	0.1214	104	0.1275	154	0.1223
5	0.1245	55	0.1284	105	0.1184	155	0.1205
6	0.1223	56	0.1188	106	0.1281	156	0.1187
7	0.1219	57	0.1173	107	0.1255	157	0.1270
8	0.1262	58	0.1218	108	0.1258	158	0.1185
9	0.1260	59	0.1187	109	0.1229	159	0.1276
10	0.1272	60	0.1193	110	0.1253	160	0.1183
11	0.1302	61	0.1233	111	0.1246	161	0.1216
12	0.1235	62	0.1201	112	0.1226	162	0.1260
13	0.1191	63	0.1207	113	0.1233	163	0.1213
14	0.1245	64	0.1324	114	0.1181	164	0.1177
15	0.1276	65	0.1232	115	0.1223	165	0.1156
16	0.1190	66	0.1221	116	0.1194	166	0.1210
17	0.1213	67	0.1218	117	0.1187	167	0.1199
18	0.1236	68	0.1304	118	0.1257	168	0.1227
19	0.1209	69	0.1233	119	0.1207	169	0.1218
20	0.1247	70	0.1200	120	0.1132	170	0.1241
21	0.1170	71	0.1168	121	0.1209	171	0.1173
22	0.1220	72	0.1255	122	0.1253	172	0.1214
23	0.1202	73	0.1196	123	0.1224	173	0.1296
24	0.1183	74	0.1261	124	0.1245	174	0.1184
25	0.1185	75	0.1257	125	0.1322	175	0.1288
26	0.1224	76	0.1211	126	0.1266	176	0.1231
27	0.1228	77	0.1239	127	0.1247	177	0.1216
28	0.1265	78	0.1260	128	0.1234	178	0.1151
29	0.1227	79	0.1220	129	0.1266	179	0.1265
30	0.1271	80	0.1315	130	0.1212	180	0.1288
31	0.1246	81	0.1241	131	0.1208	181	0.1290
32	0.1177	82	0.1187	132	0.1271	182	0.1267
33	0.1210	83	0.1208	133	0.1275	183	0.1187
34	0.1171	84	0.1271	134	0.1195	184	0.1285
35	0.1294	85	0.1210	135	0.1219	185	0.1228
36	0.1188	86	0.1217	136	0.1267	186	0.1171
37	0.1330	87	0.1211	137	0.1224	187	0.1232
38	0.1231	88	0.1272	138	0.1190	188	0.1302
39	0.1244	89	0.1223	139	0.1140	189	0.1239
40	0.1324	90	0.1259	140	0.1240	190	0.1267
41	0.1291	91	0.1214	141	0.1175	191	0.1215
42	0.1236	92	0.1173	142	0.1209	192	0.1277
43	0.1231	93	0.1208	143	0.1214	193	0.1194
44	0.1295	94	0.1233	144	0.1215	194	0.1173
45	0.1165	95	0.1250	145	0.1209	195	0.1267
46	0.1271	96	0.1211	146	0.1169	196	0.1164
47	0.1113	97	0.1212	147	0.1181	197	0.1272
48	0.1243	98	0.1219	148	0.1265	198	0.1296
49	0.1279	99	0.1263	149	0.1268	199	0.1287
50	0.1226	100	0.1323	150	0.1259	200	0.1254

Los Gráficos A.2.1 y A.2.2 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 6%.

Grafico A.2.1: Dispersión

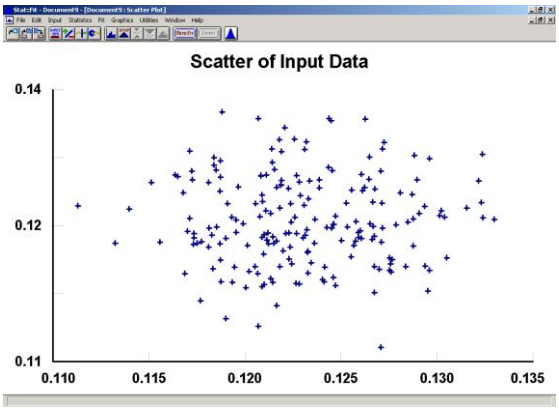
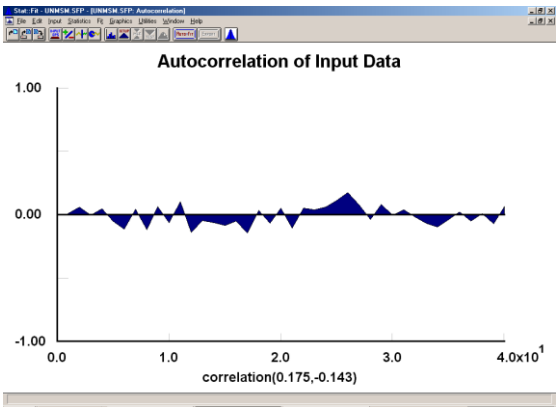


Grafico A.2.2: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.2.3.

Grafico A.2.3: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	99
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.283556
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.776751
result	DO NOT REJECT

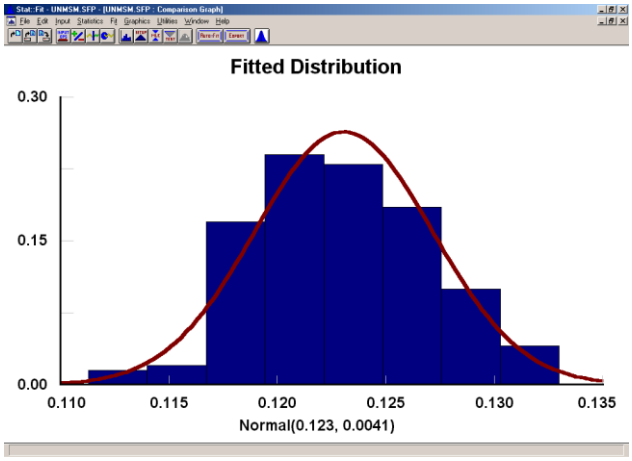
runs test (turning points)

data points	200
turning points	128
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	0.842351
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.399591
result	DO NOT REJECT

Las pruebas indican que no se debe rechazar la hipótesis nula de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.2.4 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.2.4: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.2.5 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.2.5: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.123, 0.0041)	5.92 (7)

detail

Normal
mean = 0.123048
sigma = 0.00409569
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	5.92
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.549
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis nula de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.2.2 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =7% se presentan en la Tabla A.2.2. La Tabla A.2.2 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.2.2: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1377	51	0.1395	101	0.1335	151	0.1307
2	0.1295	52	0.1283	102	0.1315	152	0.1383
3	0.1268	53	0.1318	103	0.1259	153	0.1331
4	0.1293	54	0.1302	104	0.1365	154	0.1312
5	0.1334	55	0.1373	105	0.1271	155	0.1293
6	0.1311	56	0.1275	106	0.1370	156	0.1275
7	0.1307	57	0.1261	107	0.1344	157	0.1359
8	0.1351	58	0.1306	108	0.1347	158	0.1272
9	0.1350	59	0.1275	109	0.1317	159	0.1366
10	0.1362	60	0.1281	110	0.1342	160	0.1270
11	0.1392	61	0.1321	111	0.1335	161	0.1305
12	0.1323	62	0.1289	112	0.1314	162	0.1350
13	0.1279	63	0.1295	113	0.1321	163	0.1301
14	0.1334	64	0.1414	114	0.1269	164	0.1264
15	0.1365	65	0.1321	115	0.1311	165	0.1242
16	0.1277	66	0.1310	116	0.1282	166	0.1298
17	0.1302	67	0.1306	117	0.1274	167	0.1287
18	0.1325	68	0.1394	118	0.1346	168	0.1315
19	0.1297	69	0.1321	119	0.1295	169	0.1306
20	0.1336	70	0.1288	120	0.1219	170	0.1330
21	0.1257	71	0.1255	121	0.1297	171	0.1261
22	0.1308	72	0.1344	122	0.1342	172	0.1302
23	0.1290	73	0.1284	123	0.1312	173	0.1386
24	0.1271	74	0.1350	124	0.1334	174	0.1271
25	0.1273	75	0.1347	125	0.1412	175	0.1377
26	0.1312	76	0.1299	126	0.1356	176	0.1320
27	0.1316	77	0.1327	127	0.1336	177	0.1305
28	0.1355	78	0.1349	128	0.1322	178	0.1238
29	0.1315	79	0.1309	129	0.1355	179	0.1354
30	0.1361	80	0.1406	130	0.1300	180	0.1378
31	0.1335	81	0.1330	131	0.1296	181	0.1380
32	0.1265	82	0.1274	132	0.1360	182	0.1356
33	0.1298	83	0.1296	133	0.1365	183	0.1275
34	0.1258	84	0.1360	134	0.1283	184	0.1374
35	0.1383	85	0.1298	135	0.1307	185	0.1317
36	0.1276	86	0.1305	136	0.1356	186	0.1258
37	0.1420	87	0.1299	137	0.1313	187	0.1320
38	0.1319	88	0.1361	138	0.1278	188	0.1392
39	0.1332	89	0.1311	139	0.1226	189	0.1327
40	0.1414	90	0.1348	140	0.1329	190	0.1357
41	0.1380	91	0.1302	141	0.1263	191	0.1303
42	0.1325	92	0.1260	142	0.1297	192	0.1366
43	0.1320	93	0.1296	143	0.1303	193	0.1281
44	0.1385	94	0.1322	144	0.1303	194	0.1260
45	0.1252	95	0.1339	145	0.1297	195	0.1357
46	0.1360	96	0.1299	146	0.1256	196	0.1251
47	0.1199	97	0.1300	147	0.1268	197	0.1361
48	0.1332	98	0.1307	148	0.1354	198	0.1386
49	0.1368	99	0.1352	149	0.1357	199	0.1377
50	0.1314	100	0.1413	150	0.1348	200	0.1343

Los Gráficos A.2.6 y A.2.7 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 6%.

Grafico A.2.6: Dispersión

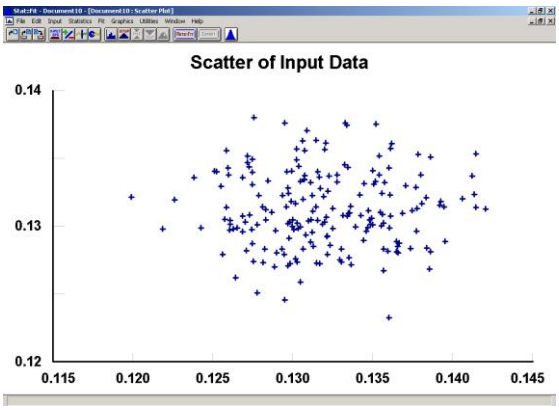
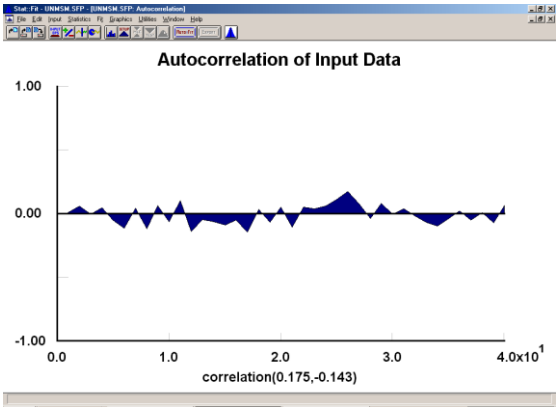


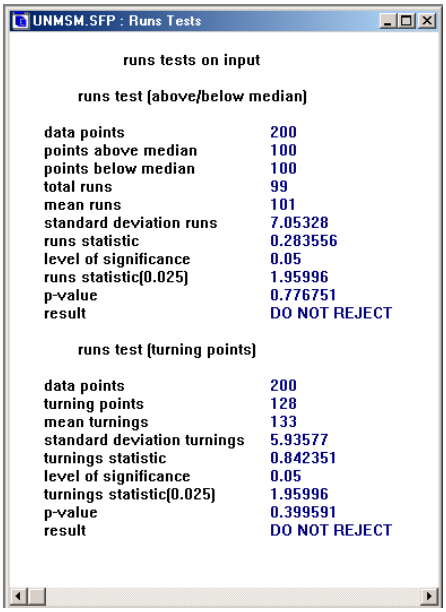
Grafico A.2.7: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.2.8:

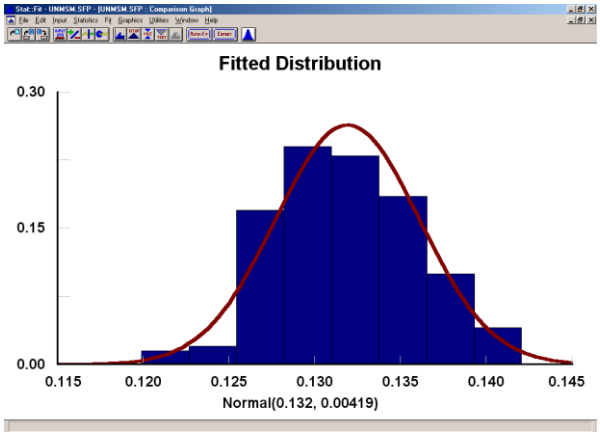
Grafico A.2.8: Test de Rachas



Las pruebas indican que no se debe rechazar la hipótesis nula de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.2.9 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.2.9: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.2.10 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.2.10: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.132, 0.00419)	5.92 (7)

detail

Normal
mean = 0.131897
sigma = 0.00418511
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	5.92
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.549
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis nula de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.2.3 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =9% se presentan en la Tabla A.2.3. La Tabla A.2.3 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.2.3: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1562	51	0.1580	101	0.1518	151	0.1489
2	0.1476	52	0.1463	102	0.1497	152	0.1568
3	0.1449	53	0.1501	103	0.1439	153	0.1514
4	0.1475	54	0.1484	104	0.1549	154	0.1494
5	0.1517	55	0.1558	105	0.1452	155	0.1474
6	0.1493	56	0.1455	106	0.1555	156	0.1455
7	0.1489	57	0.1441	107	0.1528	157	0.1543
8	0.1535	58	0.1488	108	0.1531	158	0.1453
9	0.1533	59	0.1455	109	0.1499	159	0.1550
10	0.1546	60	0.1461	110	0.1525	160	0.1450
11	0.1577	61	0.1503	111	0.1518	161	0.1486
12	0.1506	62	0.1470	112	0.1496	162	0.1533
13	0.1459	63	0.1476	113	0.1504	163	0.1483
14	0.1517	64	0.1600	114	0.1449	164	0.1444
15	0.1550	65	0.1503	115	0.1493	165	0.1421
16	0.1458	66	0.1492	116	0.1463	166	0.1479
17	0.1483	67	0.1488	117	0.1455	167	0.1468
18	0.1507	68	0.1580	118	0.1529	168	0.1497
19	0.1479	69	0.1503	119	0.1476	169	0.1488
20	0.1519	70	0.1469	120	0.1397	170	0.1513
21	0.1437	71	0.1434	121	0.1478	171	0.1440
22	0.1490	72	0.1527	122	0.1526	172	0.1484
23	0.1471	73	0.1465	123	0.1494	173	0.1571
24	0.1451	74	0.1534	124	0.1517	174	0.1452
25	0.1453	75	0.1530	125	0.1598	175	0.1562
26	0.1494	76	0.1480	126	0.1540	176	0.1502
27	0.1498	77	0.1510	127	0.1519	177	0.1486
28	0.1539	78	0.1533	128	0.1505	178	0.1417
29	0.1498	79	0.1490	129	0.1539	179	0.1538
30	0.1544	80	0.1592	130	0.1482	180	0.1563
31	0.1518	81	0.1513	131	0.1478	181	0.1565
32	0.1445	82	0.1455	132	0.1544	182	0.1540
33	0.1480	83	0.1477	133	0.1549	183	0.1455
34	0.1438	84	0.1545	134	0.1464	184	0.1559
35	0.1568	85	0.1479	135	0.1489	185	0.1499
36	0.1456	86	0.1486	136	0.1540	186	0.1438
37	0.1607	87	0.1480	137	0.1494	187	0.1503
38	0.1501	88	0.1545	138	0.1458	188	0.1577
39	0.1515	89	0.1493	139	0.1404	189	0.1510
40	0.1601	90	0.1532	140	0.1512	190	0.1540
41	0.1565	91	0.1484	141	0.1442	191	0.1485
42	0.1508	92	0.1440	142	0.1478	192	0.1551
43	0.1502	93	0.1477	143	0.1484	193	0.1462
44	0.1571	94	0.1504	144	0.1485	194	0.1439
45	0.1432	95	0.1522	145	0.1478	195	0.1540
46	0.1544	96	0.1481	146	0.1436	196	0.1430
47	0.1376	97	0.1481	147	0.1449	197	0.1545
48	0.1515	98	0.1488	148	0.1538	198	0.1571
49	0.1553	99	0.1535	149	0.1541	199	0.1561
50	0.1496	100	0.1600	150	0.1532	200	0.1526

Los Gráficos A.2.11 y A.2.12 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 9%.

Grafico A.2.11: Dispersión

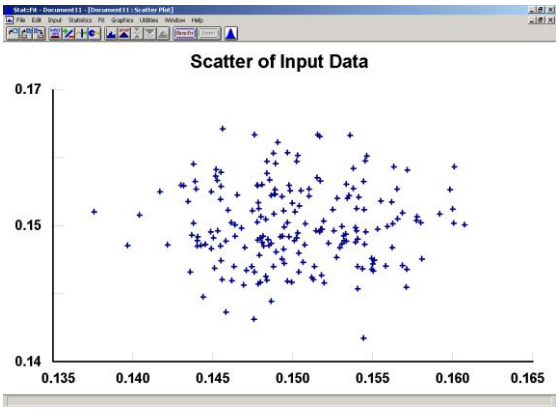
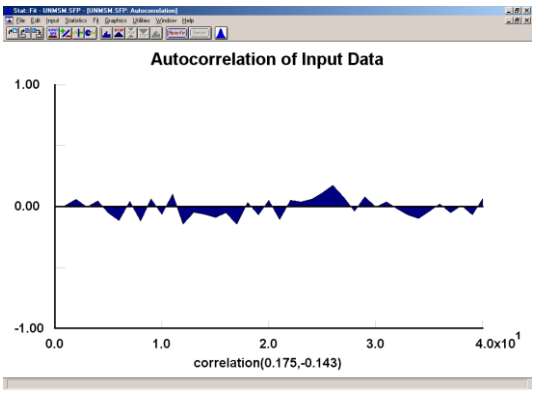


Grafico A.2.12: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.2.13:

Grafico A.2.13: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	99
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.283556
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.776751
result	DO NOT REJECT

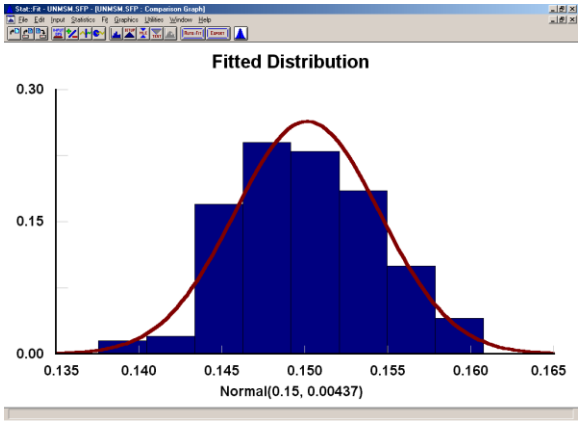
runs test (turning points)

data points	200
turning points	128
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	0.842351
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.399591
result	DO NOT REJECT

Las pruebas indican que no se debe rechazar la hipótesis nula de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.2.14 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.2.14: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.2.15 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.2.15: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.15, 0.00437)	6.48 (7)

detail

Normal
- mean = 0.150127
- sigma = 0.00436796

Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	6.48
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.485
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis nula de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.2.4 Los resultados de la simulación con tasa de interés i =10% se presentan en la Tabla A.2.4. La Tabla A.2.4 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.2.4: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1657	51	0.1676	101	0.1612	151	0.1583
2	0.1569	52	0.1556	102	0.1590	152	0.1664
3	0.1542	53	0.1594	103	0.1531	153	0.1608
4	0.1568	54	0.1577	104	0.1644	154	0.1588
5	0.1611	55	0.1653	105	0.1544	155	0.1567
6	0.1587	56	0.1548	106	0.1650	156	0.1548
7	0.1582	57	0.1533	107	0.1622	157	0.1638
8	0.1629	58	0.1581	108	0.1625	158	0.1545
9	0.1628	59	0.1548	109	0.1593	159	0.1645
10	0.1641	60	0.1554	110	0.1619	160	0.1543
11	0.1672	61	0.1597	111	0.1612	161	0.1580
12	0.1600	62	0.1563	112	0.1590	162	0.1627
13	0.1552	63	0.1569	113	0.1597	163	0.1576
14	0.1611	64	0.1696	114	0.1541	164	0.1536
15	0.1644	65	0.1597	115	0.1586	165	0.1513
16	0.1551	66	0.1585	116	0.1556	166	0.1572
17	0.1577	67	0.1581	117	0.1548	167	0.1561
18	0.1601	68	0.1675	118	0.1624	168	0.1591
19	0.1572	69	0.1597	119	0.1569	169	0.1582
20	0.1613	70	0.1562	120	0.1488	170	0.1607
21	0.1529	71	0.1527	121	0.1571	171	0.1533
22	0.1583	72	0.1621	122	0.1620	172	0.1577
23	0.1564	73	0.1558	123	0.1588	173	0.1666
24	0.1543	74	0.1629	124	0.1611	174	0.1545
25	0.1546	75	0.1625	125	0.1694	175	0.1657
26	0.1588	76	0.1573	126	0.1634	176	0.1596
27	0.1592	77	0.1604	127	0.1613	177	0.1580
28	0.1634	78	0.1627	128	0.1599	178	0.1508
29	0.1591	79	0.1584	129	0.1633	179	0.1632
30	0.1639	80	0.1687	130	0.1575	180	0.1658
31	0.1612	81	0.1607	131	0.1571	181	0.1660
32	0.1538	82	0.1547	132	0.1639	182	0.1635
33	0.1573	83	0.1570	133	0.1644	183	0.1548
34	0.1530	84	0.1639	134	0.1556	184	0.1654
35	0.1663	85	0.1573	135	0.1582	185	0.1593
36	0.1549	86	0.1580	136	0.1634	186	0.1530
37	0.1703	87	0.1574	137	0.1588	187	0.1597
38	0.1595	88	0.1640	138	0.1551	188	0.1673
39	0.1609	89	0.1587	139	0.1496	189	0.1604
40	0.1697	90	0.1626	140	0.1606	190	0.1635
41	0.1660	91	0.1577	141	0.1535	191	0.1578
42	0.1602	92	0.1532	142	0.1571	192	0.1645
43	0.1596	93	0.1571	143	0.1577	193	0.1555
44	0.1666	94	0.1598	144	0.1578	194	0.1532
45	0.1524	95	0.1616	145	0.1572	195	0.1635
46	0.1639	96	0.1574	146	0.1528	196	0.1522
47	0.1467	97	0.1575	147	0.1541	197	0.1640
48	0.1609	98	0.1582	148	0.1632	198	0.1667
49	0.1648	99	0.1630	149	0.1636	199	0.1656
50	0.1590	100	0.1695	150	0.1626	200	0.1621

Gráficos A.2.16 y A.2.17 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 10%.

Grafico A.2.16: Dispersión

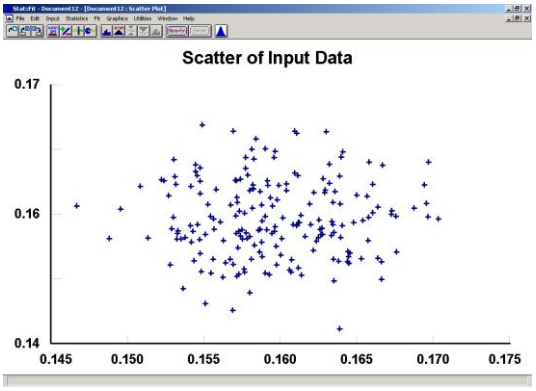
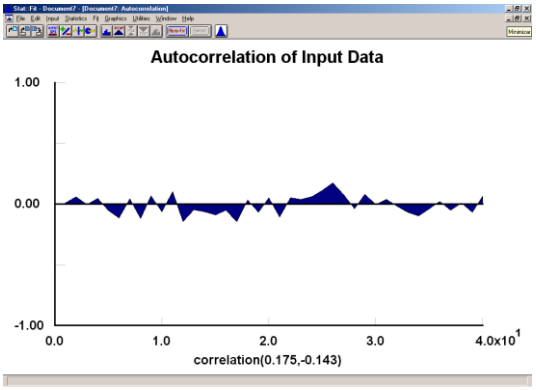


Grafico A.2.17: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.2.18:

Grafico A.2.18: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	99
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.283556
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.776751
result	DO NOT REJECT

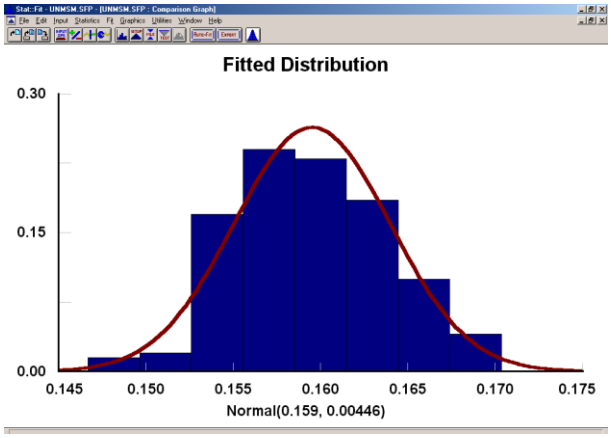
runs test (turning points)

data points	200
turning points	128
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	0.842351
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.399591
result	DO NOT REJECT

Las pruebas indican que no se debe rechazar la hipótesis nula de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.2.19 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.2.19: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.2.20 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.2.20: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.159, 0.00446)	7.6 (7)

detail

Normal
mean = 0.159498
sigma = 0.00446149
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	7.6
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.369
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis nula de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

A.2.5 Los resultados de la simulación con tasa de int. i =10.5% se presentan en la Tabla A.2.5. La Tabla A.2.5 muestra las medias de los 200 lotes de 50 observaciones por lote.

Tabla A.2.5: Resultados de la Simulación

Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi	Lote	Xi
1	0.1705	51	0.1724	101	0.1660	151	0.1630
2	0.1617	52	0.1603	102	0.1637	152	0.1712
3	0.1589	53	0.1642	103	0.1578	153	0.1656
4	0.1615	54	0.1625	104	0.1692	154	0.1635
5	0.1658	55	0.1701	105	0.1591	155	0.1614
6	0.1634	56	0.1595	106	0.1698	156	0.1595
7	0.1630	57	0.1580	107	0.1669	157	0.1686
8	0.1677	58	0.1628	108	0.1673	158	0.1592
9	0.1676	59	0.1595	109	0.1641	159	0.1693
10	0.1689	60	0.1601	110	0.1667	160	0.1590
11	0.1721	61	0.1645	111	0.1659	161	0.1627
12	0.1648	62	0.1610	112	0.1637	162	0.1675
13	0.1600	63	0.1616	113	0.1645	163	0.1624
14	0.1659	64	0.1745	114	0.1588	164	0.1583
15	0.1692	65	0.1644	115	0.1634	165	0.1560
16	0.1598	66	0.1633	116	0.1603	166	0.1619
17	0.1624	67	0.1628	117	0.1595	167	0.1608
18	0.1648	68	0.1724	118	0.1671	168	0.1639
19	0.1619	69	0.1645	119	0.1616	169	0.1629
20	0.1661	70	0.1610	120	0.1534	170	0.1654
21	0.1576	71	0.1573	121	0.1619	171	0.1579
22	0.1630	72	0.1669	122	0.1667	172	0.1625
23	0.1611	73	0.1605	123	0.1635	173	0.1714
24	0.1590	74	0.1676	124	0.1658	174	0.1592
25	0.1593	75	0.1673	125	0.1742	175	0.1706
26	0.1636	76	0.1620	126	0.1682	176	0.1644
27	0.1639	77	0.1651	127	0.1661	177	0.1627
28	0.1681	78	0.1675	128	0.1646	178	0.1555
29	0.1639	79	0.1631	129	0.1681	179	0.1680
30	0.1687	80	0.1736	130	0.1622	180	0.1706
31	0.1659	81	0.1655	131	0.1618	181	0.1708
32	0.1585	82	0.1594	132	0.1687	182	0.1682
33	0.1620	83	0.1618	133	0.1692	183	0.1595
34	0.1577	84	0.1687	134	0.1604	184	0.1702
35	0.1712	85	0.1620	135	0.1629	185	0.1640
36	0.1596	86	0.1627	136	0.1682	186	0.1577
37	0.1752	87	0.1621	137	0.1635	187	0.1644
38	0.1642	88	0.1688	138	0.1598	188	0.1721
39	0.1657	89	0.1634	139	0.1542	189	0.1651
40	0.1745	90	0.1674	140	0.1653	190	0.1683
41	0.1708	91	0.1624	141	0.1582	191	0.1626
42	0.1649	92	0.1579	142	0.1618	192	0.1693
43	0.1643	93	0.1618	143	0.1625	193	0.1602
44	0.1714	94	0.1645	144	0.1626	194	0.1578
45	0.1571	95	0.1664	145	0.1619	195	0.1683
46	0.1687	96	0.1621	146	0.1575	196	0.1569
47	0.1513	97	0.1622	147	0.1588	197	0.1687
48	0.1657	98	0.1629	148	0.1680	198	0.1715
49	0.1696	99	0.1678	149	0.1684	199	0.1705
50	0.1638	100	0.1744	150	0.1674	200	0.1668

Gráficos A.2.21 y A.2.22 muestran el diagrama de dispersión y autocorrelación para los resultados del modelo cuando la tasa es de 10.5%.

Grafico A.2.21: Dispersión

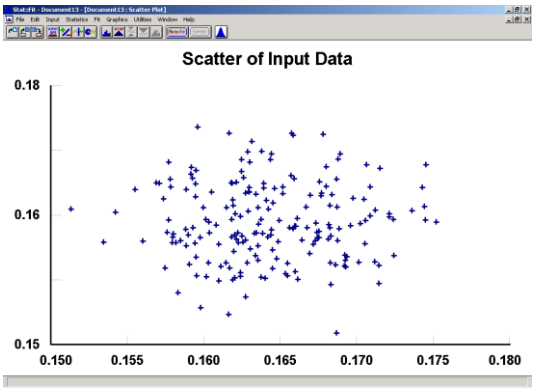
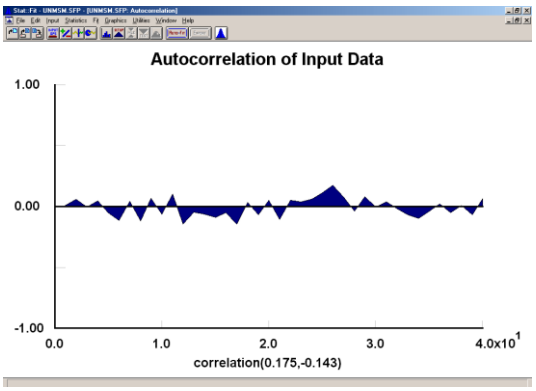


Grafico A.2.22: Autocorrelación



Ambos gráficos muestran que la dependencia entre los datos es casi nula, lo cual lleva a suponer independencia.

Asimismo, se aplica el Test de Rachas para probar la independencia de la serie. Los resultados que nos proporciona Stat::Fit son mostrados en el Grafico A.2.23:

Grafico A.2.23: Test de Rachas

UNMSM.SFP : Runs Tests

runs tests on input

runs test (above/below median)

data points	200
points above median	100
points below median	100
total runs	99
mean runs	101
standard deviation runs	7.05328
runs statistic	0.283556
level of significance	0.05
runs statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.776751
result	DO NOT REJECT

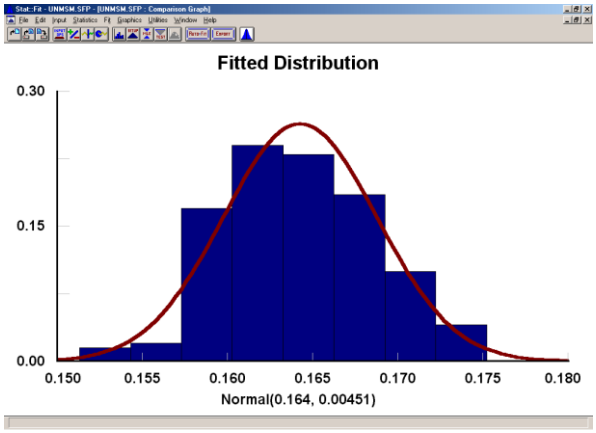
runs test (turning points)

data points	200
turning points	128
mean turnings	133
standard deviation turnings	5.93577
turnings statistic	0.842351
level of significance	0.05
turnings statistic(0.025)	1.95996
p-value	0.399591
result	DO NOT REJECT

Las pruebas indican que no se debe rechazar la hipótesis nula de independencia. Estas pruebas refuerzan la información proporcionada por las pruebas gráficas. Por lo tanto, se afirma que los resultados son independientes.

Otro punto que se debe probar en la serie es el supuesto de distribución idéntica y normalidad de los datos. El Gráfico A.2.24 nos muestra los datos obtenidos confrontados con una curva de distribución normal.

Grafico A.2.24: Resultados vs. Distribución Normal



Se aplica el Test de Bondad de Ajuste Chi-cuadrado para probar el supuesto de normalidad que presenta el gráfico anterior, el Gráfico A.2.25 muestra los resultados de la prueba.

Grafico A.2.25: Test Chi-cuadrado

UNMSM.SFP : Goodness Of Fit

goodness of fit

data points	200
estimates	maximum likelihood estimates
accuracy of fit	0.0003
level of significance	0.05

summary

distribution	Chi Squared
Normal(0.164, 0.00451)	7.92 (7)

detail

Normal
mean = 0.164247
sigma = 0.00450876
Chi Squared

total classes	8
interval type	equal probable
net bins	8
chi**2	7.92
degrees of freedom	7
alpha	0.05
chi**2(7,0.05)	14.1
p-value	0.34
result	DO NOT REJECT

El resultado de la prueba indica que no se debe rechazar la hipótesis nula de normalidad lo cual confirma que los datos provienen de una distribución normal.

Entonces, se concluye que los datos son independientes idénticamente distribuidos y normales, por lo que se analiza los resultados con la técnica propuesta en el Marco Teórico para el tipo de proceso simulado.

BIBLIOGRAFIA

ALEXOPOULOS, Christos

"Statistical Analysis of Simulation Output: State of the Art"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

BANKS, Jerry

"Introduction to Simulation"

Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference

BANKS, CARSON, NELSON and NICOL

"Discrete-Event System Simulation"

Prentice Hall 2001

CHEN, Nan and HONG, Jeff

"Monte Carlo Simulation in Financial Engineering"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

GOLDSMAN, David

"Introduction to Simulation"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

HARREL, GHOSH, BOWDEN

"Simulation Using ProModel"

McGrawHill 2000

LAW, Averill

"Statistical Analysis of Simulation Output Data: The Practical State of the Art"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

PALISADE Corporation

"@Risk 4.5– Programa Auxiliar para el Análisis y la Simulación de Riesgo en Microsoft Excell"

Palisade Corporation 2006

PALISADE Corporation

"Resumen de las funciones de distribución de probabilidad de @Risk"

Palisade Corporation 2002-2005

SADOWSKI, Deborah

"Tips for successful practice of simulation"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

SANCHEZ, Paul

"Fundamental of Simulation Modeling"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

SANCHEZ, Susan

"Work Smarter, not harder: Guidelines for Designig Simulation Experiments"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

SARGENT, Robert

"Verification and Validation of Simulation Models"

Proceedings of the 2007 Winter Simulation Conference

SEILA, Andrew

"Spreadsheet Simulation"

Proceedings of the 2003 Winter Simulation Conference

DATOS BIOGRAFICOS

Los Datos Biográficos son tomados de las presentaciones del Winter Simulation Conference (WSC). WSC es una conferencia que se realiza anualmente en Estados Unidos y muestra lo último en el desarrollo del campo de la Simulación. La mayoría de los autores han presentado diferentes papers en la WSC, así como también ayudan en su organización.

ALEXOPOULOS, Christos

Cristos Alexopoulos es profesor asociado en la Escuela de Ingeniería Industrial y de Sistemas del Instituto Tecnológico de Georgia. Es miembro de INFORMS

BANKS, Jerry

Jerry Banks es Consejero Senior de Tecnología de Simulación de AutoSimulations, una compañía de Brooks Automation

CHEN, Nan

NAN CHEN es profesor en el departamento de Ingeniería de Sistemas e Ingeniería Administrativa en la Universidad de Honk Kong. Obtuvo su Phd en Investigación de Operaciones en la Universidad de Columbia el 2006.

GOLDSMAN, David

David Goldsman es profesor en la Escuela de Ingeniería Industrial y de Sistemas en el Instituto de Tecnología de Georgia.

HONG, Jeff

HONG JEFF es profesor de Ingeniería Industrial y Administración Logística de la Universidad de Ciencia y Tecnología de Hong Kong.

LAW, Averill

Averill Law es presidente de Averill Law & Asociados, una compañía especializada en seminarios, consultorías y software de simulación. Es Phd. en Ingeniería Industrial e Investigación de Operaciones de la Universidad de California.

SADOWSKI, Deborah

Deborah Sadowski trabaja en Rockwell Automation. Es Bachiller y Magíster en Ingeniería Industrial e Investigación de Operaciones de la Universidad de Pennsylvania.

SANCHEZ, Paul

Paul Sanchez es miembro del Departamento de Investigación de Operaciones de la Escuela Naval de Postgrado.

SANCHEZ, Susan

Susan Sanchez es profesora y asociada al departamento de investigación en Investigación de Operaciones de la Escuela Naval de Postgrado. Es Phd. en Investigación de Operaciones de la Universidad Cornell. Es miembro de INFORMS.

SARGENT, Robert

Robert Sargent es profesor emérito de la Universidad de Syracuse. Ha recibido varios premios por su contribución profesional incluyendo el de INFORMS.

SEILA, Andrew

Andrew Seila es profesor en el departamento de Sistemas de Administración de la Información en Terry College of Business de la Universidad de Georgia. Es miembro de INFORMS.

E-mail: drponce@terra.com.pe