

ANALISIS DE LA TOMA DE DECISIONES EN EL MANEJO DE INVENTARIOS UTILIZANDO DINAMICA DE SISTEMAS

Sergio A. Ramírez¹ E., MSc., María F. Ángel² J., Ing., Juan S. Fernández³ D., Ing., y Oliver Rubio⁴
M., Ing. sramire@eafit.edu.co, mangelja@eafit.edu.co , jferna19@eafit.edu.co ,
orubiom@eafit.edu.co

--Recibido para revisión 2012, aceptado 30 de Septiembre 2012, versión final 2012--

RESUMEN

Este artículo desarrolla dos modelos computacional para el manejo de inventarios mediante la utilización de la dinámica de sistemas con el software Ithink®.

Las ecuaciones utilizadas para dichos modelos son extraídas con previa autorización del artículo "Analysis of Stock Management Gaming Experiments and Alternative Ordering Formulations" de Ph. D. Yaman Barlas y Mehmet Günhan Özevin. Los modelos se trabajan con diferentes variables, y se obtienen gráficos que muestra el comportamiento del inventario de acuerdo con las decisiones tomadas por cada uno de los participantes; en base a este se analiza el comportamiento de cada individuo.

PALABRAS CLAVE—Manejo de Inventarios, Dinámica De Sistemas, Simulación, Modelación, Juego de la Cerveza.

INTRODUCCIÓN

Se pueden distinguir dos tipos de operaciones básicas en una empresa, las administrativas y las productivas. Ambas son dinámicas y posibles de modelar puesto que son sistemas, entre ambos, complementarios. La parte productiva de una empresa, al igual que la administrativa, prácticamente se configuran en un número de actividades (teorías, filosofías, fórmulas matemáticas, etc.) posibles de modelar con el objetivo de explicar una variedad de fenómenos inherentes en ambas partes (Grobler, Thun, & Milling, 2008).

La modelación de sistemas dinámicos hoy en día es de gran utilidad para comprender procesos y compañías en cualquier nivel y entorno. Los sistemas pueden presentar diversos grados de complejidad, por ésto es necesario observar la empresa como un todo, para luego ser llevada a un nivel más detallado, es decir, pasar de lo general a lo específico, para poder realizar un análisis que permita entender su realidad (McGarvey & Hannon, 2004).

Se entiende entonces el término de dinámica de sistemas, como una herramienta esencial para manejar de forma eficiente todos los sistemas y operaciones dentro de la compañía a través del tiempo. Puede constituirse como una ventaja competitiva donde se puede controlar todo de una forma estratégica en la compañía. (Silver, Pyke, & Peterson, 1988).

Además de ello la dinámica de sistemas permite entender sistemas complejos por medio de simulaciones para lograr la reducción de procesos y recursos a la hora de tomar decisiones en una compañía permitiendo ver el comportamiento y los resultados de un cambio en el proceso. (Sterman, 2000)

Este artículo proyecta los efectos de la toma de decisiones a partir la Dinámica de Sistemas y del Pensamiento Sistémico, como una forma de conectar procesos y ejecuciones entre sí, y relacionarlos de tal manera que se entienda que cada proceso-acción-ejecución afecta al siguiente o al anterior (Sterman, 2000)

¹ Docente / Investigador, Universidad EAFIT.

² Ingeniera de Producción, Universidad EAFIT.

³ Ingeniero de Producción, Universidad EAFIT.

⁴ Docente / Candidato a Maestría en Ingeniería, Universidad EAFIT.

Dentro de los procesos tenemos el manejo de inventarios en el cual tendremos ciertos indicadores como son: El rango de las órdenes, el rango del inventario y la duración de los puntos de reorden, los cuales serán comparados con el modelo autorregulatorio y con el promedio grupal todos estos con el fin de encontrar que nivel de significancia tienen en la toma de decisiones

El modelo muestra una gran variedad de comportamientos dinámicos con respecto al manejo de inventarios. Al concluir, durante el marco analítico del trabajo, se aportó a la bibliografía e investigación que existe sobre el tema. Con las conclusiones y recomendaciones finales se pretendió ampliar la información y suministrar a los gerentes de operaciones y logísticos, información clave para reaccionar mejor ante los retos que implica el caos.

MARCO TEÓRICO

A partir de los años 50 del siglo pasado se dan los principios y fundamentos de la dinámica de sistemas, por medio de Jay W. Forrester el cual de forma fortuita se reunió con personal de la compañía General Electric. Los cuales se trataban de explicar el hecho por el cual en su planta de producción de electrodomésticos se pasara de tener tres o cuatro turnos a luego unos años más tarde despedir a la mitad de su personal. Era fácil decir que los ciclos económicos causaban fluctuaciones de la demanda, pero esto no era del todo convincente.

Forrester procedió a evaluar la forma de cómo la empresa tomaba las decisiones de contratación y el manejo de inventario. Posteriormente por medio de un lápiz y una hoja de cuaderno empezó a realizar una simulación. En la parte superior, puso las columnas de los inventarios, empleados, y los pedidos. Dándole a cada uno las condiciones y las políticas que se persiguen, Con ello se pudo predecir cuánto personal debe ser contratado para la semana siguiente. Esto produjo un nuevo conjunto de condiciones para los inventarios, el empleo y la producción. Es así como se deduce que allí se potencializa la posibilidad de un sistema oscilante o inestable el cual está determinando internamente. Incluso si la entrada

de pedidos fuera constante la inestabilidad en el empleo podría surgir como consecuencia de la toma de decisiones basada en las normativas de la empresa. Este pasaje fue el comienzo de la dinámica de Sistemas.

A partir de entonces se han construido muchos modelos siguiendo los principios de esta disciplina, en áreas tan diversas como las ciencias sociales, económicas, ambientales, administrativas y biológicas.

A continuación, se hace una reseña de las investigaciones que han contribuido al desarrollo de las operaciones, la administración de la Cadena de suministros o Supply Chain Management, SCM, sigla en inglés) y manejo de inventarios.

Con la aparición de los computadores digitales y la dinámica de sistemas el profesor Jay W. Forrester del Massachusetts Institute of Technology; publicó el libro Industrial Dynamics, en el año 1961 y luego se publica una versión de Dinámica Industrial en el año 71. Forrester es el primero en formalizar la dinámica de sistemas en problemas de la administración de la cadena de abastecimiento. En el libro “Dinámica Industrial”, Forrester describe un modelo de un sistema de producción – distribución en términos de seis flujos que interactúan entre sí: información, materiales, órdenes, dinero, fuerza laboral y equipos. El modelo se hace con una fábrica, una bodega, un distribuidor y un minorista. Basado en este modelo, Forrester investiga los temas relacionados con la cadena de abastecimientos, como por ejemplo los cambios en la demanda del cliente que generan oscilaciones en los inventarios de los diferentes actores y muestra la amplificación del fenómeno, desde el minorista hasta la fábrica y cuál es el impacto de las tecnologías de información en los procesos administrativos. Especialmente se centra en el carácter de la realimentación de la información (Feedback) en el sistema industrial y usa un modelo para el planeamiento de la organización en una forma perfeccionada y se refiere a las variaciones de las variables utilizadas, a través del tiempo, para analizar la estructura de la organización, la amplificación de

las órdenes y las demoras (de decisiones y acciones); lo anterior, con el fin, tanto de mejorar la toma de decisiones relacionada con los aspectos estratégicos y tácticos, como para ayudar en la ejecución automática de un juicio de valor (Forrester, 1971).

Debido a que los profesores quieren entrenar a sus participantes para reconocer, localizar, y diagnosticar comportamientos caóticos, ¿Cómo se debe abordar la tarea pedagógica? Richardson y Andersen han propuesto que la manera más económica para enseñar principios generales en sistemas dinámicos es organizar un esfuerzo de enseñanza alrededor de un número pequeño de ejemplos cuidadosamente elegidos. Estos ejemplos hacen posible ver relaciones entre la estructura y comportamiento del sistema. Ellos han propuesto la noción de estructuras por catálogos como una forma de organización de las clases introductorias a sistemas dinámicos (Andersen & Sturis, 1988).

Para demostrar el impacto en la cadena de abastecimientos, Sterman, en 1989 con el "Juego de la Cerveza" conduce un experimento para simular el manejo de la producción y distribución industrial, en el que se presentan varios actores, realimentaciones y retardos a lo largo de la línea de abastecimiento. En el juego se observa cómo el sistema exhibe tres comportamientos: oscilación, amplificación de las órdenes y retrasos en la cadena. Todo esto se debe a la poca percepción de realimentación, aunque en la vida real es importante tener en cuenta que los gerentes tienen acceso a más información de la que está disponible en el experimento. En el juego de la cerveza las oscilaciones se deben a que las reglas de decisión no tienen en cuenta los retrasos de materiales e información que hay entre el momento en que se pone la orden y cuando se reciben los materiales, además, explica el razonamiento utilizado por las personas para la toma de decisiones (Sterman, 1989).

En el año 2005, la revista *Systems Dynamics Review* (2005) publicó una edición especial dedicada a las cadenas de suministros y redes de abastecimiento. En la publicación aparecen varios

artículos, de los cuales, a continuación, se hace una breve reseña:

Akkermans y Dellaert, por ejemplo, realizan un estudio sobre las contribuciones de la dinámica de sistemas al SCM hasta el 2005. Encuentran que las suposiciones más comunes en las investigaciones de modelación de cadenas de abastecimiento incluyen la acumulación de la demanda, funciones de costos lineales, capacidad infinita, los lead times constantes y demanda constante. Además, llegan a la conclusión de que la meta común de estas investigaciones, por lo general, es la minimización de los costos de mantener inventario con la condición de conseguir un cierto nivel de servicio para el cliente, o reducir las variaciones (oscilaciones) del inventario. (Akkermans & Dellaert, 2005)

Goncalves, Hines y Sterman estudian el impacto de la demanda endógena en los sistemas de producción híbridos push-pull, para lo cual construyen un modelo de la cadena de abastecimientos de los semiconductores de Intel. Analizan qué tanto responde la demanda de los clientes a niveles de servicio variables por parte de la compañía, teniendo en cuenta dos efectos: el efecto de las ventas y el efecto de la producción. El primero, representa, en una realimentación negativa, cómo la escasez de producto hace que los clientes busquen otras fuentes de abastecimiento (competencia), haciendo que se reduzca la demanda y disminuye la escasez en Intel. El segundo efecto captura el impacto de los cambios en la demanda en las decisiones de producción del fabricante: menos demanda lleva a reducción de la producción (de la utilización de la capacidad) para evitar tener excesos de inventario. Al bajar la producción se tendrán bajos inventarios y bajos niveles de servicio al cliente por escasez de producto, lo que deprime aún más la demanda, en un ciclo de retroalimentación positiva. Es decir, que el efecto de la producción genera una reacción que refuerza aún más la perturbación original. También muestra cómo el sistema híbrido se puede convertir en un sistema push, si se agotan los inventarios de productos terminados. (Goncalves, Hines, & Sterman, 2005)

Anderson, Douglas y Lundeen, estudian el manejo de la capacidad en cadenas de abastecimiento de empresas de servicio y de manufactura hecha a la medida. En este tipo de cadenas no se tienen inventarios de producto terminado, sino que los trabajos atrasados se van acumulando y únicamente se pueden manejar ajustando la capacidad. Para tratar este problema, desarrollan un modelo en dinámica de sistemas, en el que se concluye que la reducción del lead time en las empresas de servicio, si no se coordina con un ajuste de la capacidad, puede reducir los trabajos acumulados a corto plazo, pero se incrementan a largo plazo. (Anderson Jr., Morrice, & Lundeen, 2005)

Un componente importante en la efectividad de la administración de la cadena de abastecimiento especialmente en las compañías basadas en sistemas push, es la planeación de la demanda. Una evaluación precisa de la demanda del cliente impacta en aspectos como los niveles de inventario, en el comportamiento de los proveedores y en el transporte. La demanda de los clientes genera gran impacto y complejidad en la administración de la cadena de abastecimiento, y algunos autores explican su comportamiento debido a la aleatoriedad. La teoría de caos puede ayudar a explicar el aparente comportamiento aleatorio y desordenado de la forma de pedir de los clientes (Drew, Joe, & Jonathan, 2006).

En la cadena de abastecimiento se presenta el efecto látigo y se investigó en el artículo de Seung-Kuk Paik, y Prabir K Bagchi (2007), en el cual se determinan las contribuciones más representativas de cada una de las causas del efecto látigo en la que se identifica cuáles de éstas causas tienen un impacto significativo en la cadena de abastecimiento y los aspectos considerados más relevantes. Son nueve las posibles causas que dan origen al efecto látigo presentes en los modelos de simulación, de los que existen seis factores estadísticamente significativos: actualización del pronóstico de la demanda, ordenamiento por lotes, demoras del material, demoras de información, demoras de compras y nivel de escalones o eslabones. De estos seis factores, los más significativos son la

actualización del pronóstico de la demanda, el nivel de escalones o eslabones y las demoras de compras (la variación de los precios). (Paik & Bagchi, 2007)

Estos comportamientos dinámicos y complejos mencionados pueden ser correctamente modelados adoptando un acercamiento a la dinámica de sistemas, particularmente bajo una perspectiva de caos. Caos es una evolución desordenada de largo término que ocurre en un sistema no lineal determinístico. La teoría del caos tiene relación con el comportamiento caótico (caos) en sistemas dinámicos no lineales. Un sistema bajo caos se caracteriza por: (Hwang & Xie, 2008).

- Aleatoriedad y no linealidad
- Desorden aparente: las variables se ven desordenadas e irregulares
- factores extraños: orden, estructuras o caminos que pueden ser encontrados en un espacio de fase.
- Sobresaltos: los rangos de las variables tienen saltos finitos.
- Sensibilidad a las condiciones iniciales del sistema: un cambio pequeño en las condiciones iniciales puede tener grandes efectos en la evolución del sistema.

Con respecto al manejo de inventarios, se empieza por definir inventario como el conjunto de mercancías o artículos que posee la empresa para comerciar, permitiendo la compra y venta o la fabricación antes de venderlos, en un período determinado. Deben aparecer en el grupo de activos corrientes. Son los bienes tangibles. Los inventarios comprenden tanto las materias primas como los productos en proceso y los productos terminados.

Para su manejo se utiliza un sistema de inventarios en el cual se detallan el conjunto de políticas y controles que regulan los niveles del inventario y determinan qué niveles se deben mantener, cuándo debe reabastecer existencias y cuál debe ser el volumen de los pedidos. (Chase & Jacobs, 2005)

Cuando se ha decidido con qué tipo de categoría de producto se está trabajando, A, B o C es tiempo de especificar la forma de manejar el inventario. Hay varios modelos para manejar éste a los que se puede llegar haciéndose la pregunta de ¿cuándo es tiempo de hacer la orden? y ¿cuál es la cantidad a pedir? (Silver, Pyke, & Peterson, 1988).

Sistema De Punto De Orden, Cantidad A Pedir (S, Q)

Es un sistema de revisión continua, cuando el inventario llega al punto s o menor hay que ordenar una cantidad Q previamente establecida. Para definir cuál es el estado del inventario se toma en cuenta el inventario recibido y almacenado, no el que está en tránsito. (Silver, Pyke, & Peterson, 1988).

Sistema (S, S) Revisión Continua

Cuando el estado del inventario nos indica que llegamos al punto de reorden s o, inclusive más bajo, se realiza una orden para aumentar el estado del inventario hasta el punto óptimo S. Cuando las órdenes son en unas mismas unidades, entonces se usa la relación S-s y es hecha cuando el nivel de inventario se encuentra exactamente en el nivel s. (Silver, Pyke, & Peterson, 1988).

$$Q=S-s$$

Sistema (R, S) Revisión Periódica

Cada cierto tiempo, definido con la variable R, se realiza una orden para mantener el inventario siempre al nivel S. Este sistema se ajusta a los modelos que tienen un patrón de demanda que cambia en el tiempo, al revisar el nivel de stock en determinado tiempo, ofrece la oportunidad de ajustar order-up-to-level al nivel requerido S. (Silver, Pyke, & Peterson, 1988).

Sistema (R, S, S)

Este sistema es una combinación del (s, S) y del (R, S). Se trata en que cada R unidades de tiempo se observa cómo está el nivel del inventario, y si se encuentra en el punto denominado `s` se hace una orden que lo ubique en el nivel `S`. Si al

revisar el nivel de inventario se ve que éste está por encima de `s`, se toma la decisión de no hacer la orden y esperar hasta el siguiente período que se tenga estipulado para la revisión y ver en qué nivel está y tomar una decisión. (Silver, Pyke, & Peterson, 1988).

MODELO DE MANEJO DE INVENTARIOS PARA EL ESTUDIO DE TOMA DE DECISIONES.

El modelo construido, utiliza la dinámica de sistemas y el popular juego de la administración, operaciones y logística “El juego de la Cerveza” creado por un grupo de profesores de la MIT Sloan School of Management, Massachusetts. Las ecuaciones utilizadas para dicho modelo fueron extraídas con previa autorización del artículo “Analysis of Stock Management Gaming Experiments and Alternative Ordering Formulations” del Doctor Yaman Barlas y Mehmet Günhan Özevin. Se diseñó un modelo y basado en éste, un gráfico que muestra el comportamiento del inventario de acuerdo con las decisiones tomadas por el participante, para el análisis del comportamiento de cada individuo.

Tabla 1. Diferentes parámetros

Parámetro	Modelo Corto		Modelo Largo	
Longitud del modelo (unidades de tiempo)	100		250	
Tiempo de retardo (unidades de tiempo)	4 Discreto	4 Exponencial	10 Discreto	10 Exponencial
Patrón de la demanda	Step Up	Step Up Down	Step Up	Step Up Down

En la Tabla 1 se ven las combinaciones posibles entre los modelos computacionales teniendo en cuenta las diferentes variables que puedan manipular los participantes.

El Step Up se presenta cuando la demanda aumenta 20 unidades de tiempo estabilizándose en 40, en cuanto al Step Up Down se presenta cuando esta en 40 vuelve a la demanda inicial de 20 unidades. La reacción del modelo puede tener un comportamiento discreto o exponencial.

La relación de cada una de las variables en la interfaz de iThink® y como se relacionan cada una de ellas durante los diferentes modelos se ve en la figura 1.

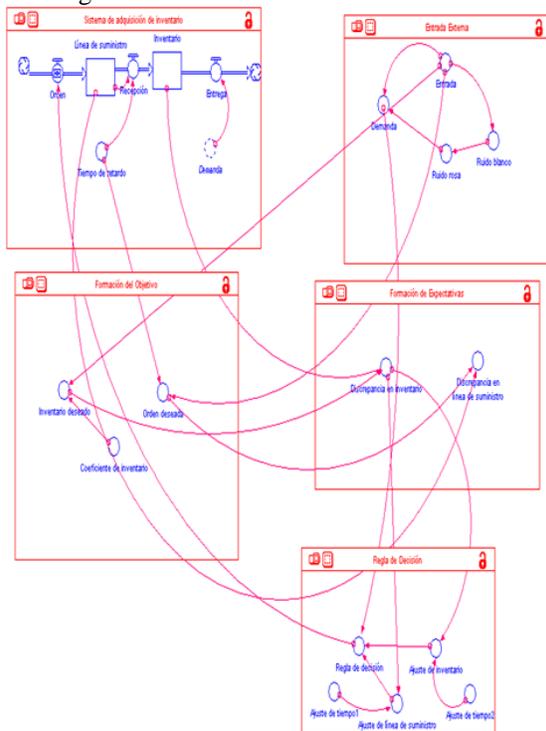


Figura 1. Modelo en iThink® de inventarios

La representación gráfica del modelo computacional corto con patrón de demanda Step Up con un tiempo de retardo de manera exponencial. Aplicando las ecuaciones para cada variable se ven en la figura 2.

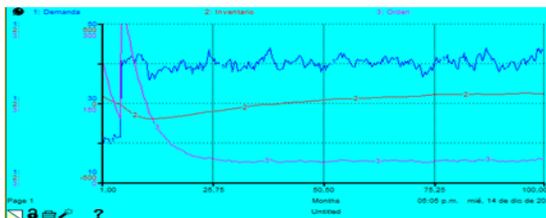


Figura 2. Modelo corto con Step Up

El modelo computacional largo con patrón de demanda Step Up Down con tiempo de retardo de manera discreta. Aplicando las ecuaciones para cada variable se puede ver en la figura 3.

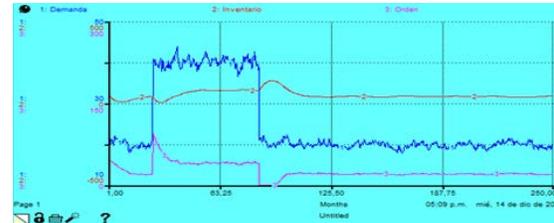


Figura 3. Modelo largo con Step Up Down.

En las Figuras 2 y 3 se muestran las gráficas de modelos computacionales manipulados por los participantes en la prueba piloto, mostrando como varían cada uno de los parámetros dependiendo de la cantidad y el tiempo en el que se ordenaban. Para la realización del modelo computacional se tienen en cuenta 3 factores para la toma de decisiones de los participantes, estos son: la longitud en unidades de tiempo del modelo, el tiempo de retardo y el patrón que la demanda adquiere durante la simulación (ver Tabla 1). Para controlar el inventario los participantes solo pueden manipular las órdenes, se puede ordenar cuantas veces quieran y la cantidad que se crea necesaria para mantener el inventario a un nivel óptimo sin muchas oscilaciones.

Ecuaciones del modelo

Las ecuaciones del modelo se basan en la relación de las variables que componen el modelo. (Ver Figura 1).

$$I(t) = \text{Inventario}(t-dt) + (\text{Recepción} - \text{Entrega})dt$$

Ecuación 1. Inventario

Donde:

$$\text{Inventario} = \text{Coeficiente de inventario} \times \text{Entrada}$$

Ecuación 2. Inventario Inicial

$$\text{Recepción} = (\text{Línea de suministro}) / (\text{Tiempo de retardo})$$

Ecuación 3. Recepción

$$\text{Entrega} = \text{Demanda}$$

Ecuación 4. Entrega

En las Ecuaciones (2), (3) y (4) se definen las variables mencionadas en la Ecuación (1) para la definición de inventario.

Coficiente de inventario=2

Ecuación 5. Coficiente de inventario

Entrada=20 + STEP (20,5) – STEP (20,30)

Ecuación 6. Entrada Modelo Corto Step Up
Down

Entrada=20 + STEP (20,60) – STEP (20,120)

Ecuación 7. Entrada Modelo Largo Step Up
Down

La variable STEP (X, Y) se define como el aumento o decremento, depende del signo que lo anteceda, del valor actual. X es el valor de la entrada a aumentar y Y unidad(es) de tiempo en la que el aumento se realiza.

La Entrada (Ecuación 6), se define como un valor de 20 unidades + aumento de 20 unidades en 5 unidades de tiempo - decremento de 20 unidades en 30 unidades de tiempo, estabilizándose luego de esto en las mismas 20 unidades iniciales hasta el final de la simulación.

Esta definición de Entrada es la que permite que el sistema sea Step Up Down, porque permite que la demanda suba en determinado momento y baje en otro. Para un sistema Step Up, la Entrada se definiría así:

Entrada=20 + STEP (20,5); para modelo Corto

Ecuación 8. Entrada Modelo Corto Step Up

Entrada=20 + STEP (20,60); para modelo Largo

Ecuación 9. Entrada Modelo Largo Step Up

En el modelo Step Up solo se tiene en cuenta que el patrón de demanda suba a un nivel de 40 en determinado tiempo y continúe así hasta el final de la simulación.

Las Ecuaciones (6), (7), (8) y (9) que definen Entrada, de acuerdo con el modelo que se requiera, y la Ecuación (5) complementan cómo se define el Inventario (Ecuación 2).

$LS(t)=\text{Línea de suministro}(t-dt)+(\text{Orden}-\text{Recepción})dt$

Ecuación 10. (LS) Línea de Suministro

Línea de suministro=80

Ecuación 11. Línea de Suministro Inicial

Con las Ecuaciones (7) y (9) se define la Ecuación (3).

Tiempo de retardo=4; para modelo Corto

Ecuación 12. Tiempo de Retardo Modelo Corto
Discreto

Tiempo de retardo=10; para modelo Largo

Ecuación 13. Tiempo de Retardo Modelo Largo
Discreto

Las ecuaciones (12) y (13) se usan en caso que el modelo tenga como condición Tiempo de retardo discreto. (Ver tabla 1)

Tiempo de retardo=4*EXP [1]

Ecuación 14. Tiempo de Retardo Modelo Corto
Exponencial

Tiempo de retardo=10*EXP [1]

Ecuación 15. Tiempo de Retardo Modelo Largo
Exponencial

Por el contrario, las ecuaciones (14) y (15) se usan en caso que el modelo tenga como condición Tiempo de retardo exponencial. (Ver Tabla 1)

Para definir plenamente la ecuación (16), se miran las ecuaciones (17), (18) y (19). En esta la línea de suministro tiene como valor inicial 80 unidades que varía en el tiempo con respecto a las variables Orden y Recepción.

Orden=Regla de decisión

Ecuación 16. Orden

$RD=\text{Demanda} + \text{Ajuste de inventario} + \text{Ajuste de línea de suministro}$

Ecuación 17. (RD) Regla de Decisión

$AI= (\text{Discrepancia en inventario}) / (\text{Ajuste de tiempo})$

Ecuación 18. (AI) Ajuste de Inventario

Discrepancia en inventario= Inv. deseado – Inv.
Ecuación 19. Discrepancia de Inventario

Inventario deseado=Coficiente de inventario ×
Entrada
Ecuación 20. Inventario Deseado

Ajuste de tiempo 2 =3
Ecuación 21. Ajuste de Tiempo 2

ALS= (Discrepancia en línea de suministro) / (Ajuste
de tiempo 1)
Ecuación 22. (ALS) Ajuste Línea de Suministro

DLS=Orden deseada – Línea de suministro
Ecuación 23. (DLS) Discrepancia en Línea de
Suministro

Orden deseada= Entrada × Tiempo de retardo
Ecuación 24. Orden Deseada

Ajuste de tiempo 1 =5
Ecuación 25. Ajuste de Tiempo 1

Para encontrar la definición de la Ecuación (4)
previamente mencionada, se analiza la Ecuación
(26) en la que se nos lleva a las dos siguientes
(27) y (28).

Demanda=Entrada + Ruido rosa
Ecuación 26. Demanda

Ruido rosa=SMTH1 (Ruido blanco 2,0)
Ecuación 27. Ruido Rosa

Se denomina ruido rosa (Ecuación 27) al ruido
aleatorio que posee una densidad espectral de
potencia que se relaciona a través de 1/f con la
frecuencia. Tiene representación en la gráfica
donde se emplea una escala logarítmica en el eje
horizontal, el ruido rosa se ve como si tuviera un
espectro plano. Este ruido se añade al patrón de la
demanda para obtener una dinámica de demanda
más realista. (Barlas & Özevin, 2004)

La función SMTH1 señalada en la Ecuación (27),
calcula una suavización de primer orden del valor

de entrada usando un tiempo promedio
exponencial del valor tiempo promedio y un
valor opcional inicial para la suavización. Si no
se especifica un valor inicial, SMTH1 asume que
el valor inicial es el de la entrada. (iseesystems)

SMTH1 (<valor de entrada>, <valor tiempo
promedio>, [<valor inicial>])

Ruido blanco=NORMAL (0,0.15*Entrada, 67779)
Ecuación28.RuidoBlanco

Ruido aleatorio que posee la misma densidad
espectral de potencia en toda la banda de
frecuencias.

El ruido blanco es una señal no correlativa, es
decir, en el eje del tiempo la señal toma valores
sin ninguna relación unos con otros. En la
Ecuación (28) se hace uso de la función
NORMAL, en donde la desviación estándar del
ruido blanco se fija en el 15% del promedio de la
demanda del cliente.

ANÁLISIS DE RESULTADOS

Después de construido el modelo, y con las
ecuaciones ingresadas, se simula el
funcionamiento (para ello se contó con la
participación de participantes de pregrado de la
materia logística industrial de la carrera de
Después de construido el modelo, y con las
ecuaciones ingresadas, se simula el
funcionamiento (para ello se contó con la
participación de participantes de pregrado de la
materia logística industrial de la carrera de
Ingeniería de Producción de la Universidad
EAFIT) teniendo en cuenta cuatro factores que
permiten analizar el desempeño obtenido.

Estos factores son:

- Cómo afectó el cambio de la demanda en el
nivel de inventario, ya sea Step Up o Step Up
Down.
- Cómo se comportó el nivel de inventario
durante toda la prueba, si es oscilatorio (es
decir cuando este excede el límite del nivel
de inventario que hace que ocurran faltantes

y pedidos pendientes) o si, por el contrario fue estable.

- Cómo fue el desempeño final del nivel de inventario. Si continuó o si existió algún factor que no permitió el correcto desempeño mostrado durante la prueba.
- Para determinar un desempeño perfecto o no; el principal parámetro de decisión es la existencia o no durante la prueba de faltantes de inventario.

Corto Step Up Discreto

El 67% de los participantes se vieron afectados al cambio de la demanda cuando ocurre un Step Up ($t=5$) que se ve reflejado al tener el inventario máximo en el tiempo de aumento de la demanda (inmediatamente ocurre el cambio el inventario empieza a bajar y no vuelve a superar esta cantidad de inventario) o cerca de este cambio tener pedidos pendientes (el inventario está constante y al aumentar la demanda no es capaz de suplirla). Además de ello no se tuvo control de la simulación teniendo el inventario oscilando en todo momento lo que genera que tengan pedidos pendientes en momentos en que la demanda está constante y no tienen ninguna variación.

El 27% de los participante al ver finalizada la simulación no realizaron bien el análisis y pensaron que con el inventario dispuesto alcanzarían a satisfacer toda la demanda, lo que era falso, pues este inventario no era suficiente lo que conlleva a generar pedidos pendientes. Finalmente un 20% logró suplir la demanda sin verse afectados por el Step Up y sin tener faltantes. Hay que tener en cuenta que esto no quiere decir que el modelo sea óptimo porque en ocasiones se ven inventarios muy elevados.

Corto Step Up Down Discreto

El 33.33% de los participantes se vieron afectados al cambio de la demanda cuando ocurre un Step Up ($t=5$) que se ve reflejado al tener inventario mínimo luego de haber transcurrido 5 unidades de tiempo y que la demanda pasó de estar en 20 unidades a 40 unidades, y por otro lado, cuando ocurre el Step Down ($t=30$) al tener inventario máximo al momento en que la demanda vuelve a

su estado inicial de 20 unidades. Por otro lado un 77.78% no tuvo control de la simulación teniendo el inventario oscilando en todo momento lo que genera que tengan pedidos pendientes en momentos en que la demanda está constante y no tienen ninguna variación. Un 33.33% de los participantes al ver que el modelo computacional estaba finalizado no realizaron el correcto análisis y dedujeron que con el inventario disponible se alcanzaría a suplir toda la demanda, lo que era falso, pues este inventario no era suficiente terminando el modelo con pedidos pendientes. Finalmente el 11.11% logró suplir la demanda sin verse afectados por el Step Up Down y sin tener faltantes. Hay que tener en cuenta que esto no quiere decir que el modelo sea óptimo porque en ocasiones se ven niveles inventarios muy elevados.

Corto Step Up Exponencial

El 41.67% de los participantes se vieron afectados al cambio de la demanda cuando ocurre un Step Up ($t=5$) al pasar este tiempo se presentaron pedidos pendientes (el inventario esta constante y al aumentar la demanda no se puede cubrir). Con estos parámetros no se presentan casos similares a los del Step Up Discreto, en donde también hay casos donde el inventario máximo se encuentra pasado este tiempo. Dejando como resultado que en el Corto Step Up Exponencial solo se presenta una situación y es que el nivel de inventario tiende a bajar cuando ocurre el Step Up y la demanda aumenta 20 unidades. La totalidad de los participantes en este modelo tienen variación en el inventario, ya sea por repercusión de la alteración de la demanda o por descuido de ellos. Lo que nos deja un 100% de los participantes teniendo el inventario oscilando en todo momento lo que genera que tengan pedidos pendientes en momentos en que la demanda está constante y no tienen ninguna variación. El 66.67% de los participantes hizo un análisis erróneo al ver que la simulación estaba terminando y pensaron que con el inventario que tenían era suficiente para suplir toda la demanda, lo que era falso, pues este inventario no era suficiente terminando el modelo con pedidos pendientes. Ninguno de los 12

participantes en la simulación pudo obtener un óptimo desempeño. Para aclarar que es un óptimo desempeño se mide principalmente las pedidos pendientes y el 100% de los participantes no lograron mantener el inventario sin tener faltantes; el modelo autorregulatorio tampoco consiguió no tener pedidos pendientes, pero 3 participantes lograron tenerlas por debajo de este modelo de comparación que es el autorregulatorio.

Corto Step Up Down Exponencial

En este modelo corto es donde más se ve el efecto del Step Up en el manejo de inventario por parte de los participantes. El 71.43% se vio afectado por el aumento en 10 unidades de la demanda, presentando pedidos pendientes en los instantes siguientes al cambio en el valor de la demanda. Sin embargo no se ve un resultado similar en el caso del Step Down, dado que el autorregulatorio está afectado tanto en el Step Up como en el Step Down, pero en los participantes este segundo caso no fue motivo para elevar su nivel de inventario al máximo nivel. Dejando que el 1 de inventario aumentara por descuido o mal entendimiento del comportamiento del modelo. Por otro lado un 35.71% no tuvo control de la simulación teniendo el inventario oscilando. Igualmente un 7.14% que representa un participante del total de la muestra evaluada, tuvo un desacierto a la hora de finalizar la prueba. Dando como resultado una duración de las pedidos pendientes finales de 0.5 unidades de tiempo. Este tiempo si se tomó en cuenta para el tercer punto del análisis del modelo donde este tiempo si puede representar una mayor pérdida para la empresa en cuanto al manejo de inventarios se trata. El 14.29% de los participantes en este modelo tiene óptimo desempeño. No tienen pedidos pendientes en la totalidad del modelo, superando incluso a los resultados arrojados por el autorregulatorio. Claro está que tienen un rango de inventario muy amplio, lo que lleva a una inestabilidad en el nivel de inventario, pero como se aclaró al principio el factor más crítico para evaluar el desempeño de un participante aquí es la existencia o inexistencia de faltantes.

Largo Step Up Discreto

El 20% de los participantes es afectado por cambio de la demanda cuando ocurre un StepUp ($t=25$) que se ve reflejado al tener el inventario máximo en el tiempo de aumento de la demanda (inmediatamente ocurre el cambio el inventario empieza a bajar y no vuelve a superar esta cantidad de inventario). Además un 90% no tuvo control de la simulación teniendo el inventario oscilando en todo momento lo que genera que tengan pedidos pendientes en momentos en que la demanda está constante y no tienen ninguna variación. Un 20% de participantes no realizaron el correcto análisis de inventario al ver finalizado la simulación; lo cual conlleva a generar pedidos pendientes al final. Igualmente un 20% logró suplir la demanda sin verse afectados por el Step Up y sin tener faltantes. Hay que tener en cuenta que esto no quiere decir que el modelo sea óptimo porque en ocasiones se ven inventarios muy elevados.

Largo Step Up Down Discreto

El 10% de los participantes se vio afectados al cambio de la demanda cuando ocurre el Step Down ($t=85$) al tener pedidos pendientes cuando la demanda comienza a bajar confiándose del inventario que se tenía. Por otro lado El 70% no tuvo control de la simulación teniendo el inventario oscilando en todo momento lo que genera que tengan pedidos pendientes en momentos en que la demanda esta constante y no tienen ninguna variación. Además un 20% de los participantes al ver que el modelo estaba terminado no realizaron bien el análisis y pensaron que con el inventario que tenían alcanzaran a suplir toda la demanda, lo que era falso, pues este inventario no era suficiente terminando el modelo con pedidos pendientes. Finalmente el 10% de los implicados logró suplir la demanda sin verse afectados por el Step Up Down y sin tener faltantes. Esto no quiere decir que el modelo sea óptimo porque en ocasiones se ven inventarios muy elevados

Largo Step Up Exponencial

Ninguno de los participantes se ve afectado cuando ocurre un Step Up ($t=25$) porque no se presento ninguna pedidos pendientes o el inventario máximo y mínimo no se encuentra en ese tiempo o cercano a él; con esto se puede decir que al haber jugado el modelo corto con anterioridad pudieron controlar más fácilmente el cambio de la demanda. El 80% de los participantes que probaron este modelo tienen variación en el inventario por descuido, lo cual genera un inventario oscilando en todo momento lo que determinan que se tengan pedidos pendientes en momentos en que la demanda esta constante y no tienen ninguna variación.

Asimismo un 20% de los participante no obtuvieron pedidos pendientes, con esto no se afirma necesariamente que el modelo estuvo bien manipulado porque alcanzaron niveles de inventario y aunque era preferible que tener faltantes, no era lo idea. Hay que tener en cuenta que el autorregulatorio no logró tener pedidos pendientes, en este caso mejoraron el rendimiento del modelo pero esto se debe a que siempre tuvieron un inventario muy alto y esta tampoco era la idea pues el tener inventario represado sería muy costoso en casi todos los casos. Por último El 7% de los participantes no realizaron bien el análisis al ver la finalización de la simulación lo cual conllevo a que el inventario que tenían no alcanzara a suplir toda la demanda, terminando el modelo con pedidos pendientes.

Largo Step Up Down Exponencial

En este modelo es donde se ve como el Step Up afectó el manejo de inventario de los participantes, pues ninguno presenta datos elevados o por debajo de cero en esta unidad de tiempo a lo que se le puede atribuir que fue el último modelo que manipularon adquiriendo mayor experiencia a la hora de los Step. Con esto no se quiere decir que la simulación tuvo control pues el 100% de los participantes no tuvo control de la simulación teniendo el inventario oscilando. Un 40% de los participantes a la hora de finalizar la modelación no analizaron bien la situación, evaluando la cantidad de inventario y la demanda

que tenían, llegando a tener al final de la simulación pedidos pendientes que solo son causadas por el descuido. Ninguno de los 12 participantes pudo obtener un óptimo desempeño. Para aclarar que es un óptimo desempeño se mide principalmente las pedidos pendientes, por lo que el 100% de los participantes cayeron en el error de tenerlas y como se dijo anteriormente fue por descuido de cada uno de ellos porque se encuentran donde la demanda está estable, hay que tener en cuenta que el modelo autorregulatorio tampoco logró tener este óptimo desempeño en cuanto a las pedidos pendientes pero cuatro de los participantes lograron tenerlas por debajo del patrón de comparación que era el autorregulatorio.

Tabla 2. Conclusiones Específicas de los modelos de los participantes.

Modelo	Factores			
	Cambio en la Demanda	Inventario Oscilatorio	Desempeño Final del Inventario	% Participantes con aceptable desempeño
Corto Step Up Discreto	67%	67%	27%	20%
Corto Step Up Down Discreto	33.33%	77.78%	33.33%	11.11%
Corto Step Up Exponencial	41.67%	100%	66.67%	0%
Corto Step Up Down Exponencial	71.43%	35.71%	7.14%	14.29%
Largo Step Up Discreto	20%	90%	20%	20%
Largo Step Up Down Discreto	10%	70%	20%	10%
Largo Step Up Exponencial	0%	80%	7%	20%

Largo Step Up Down Exponencial	0%	100%	40%	0%
Promedio	19%	85%	23%	12%

En la tabla 2 se pueden ver los resultados de cada modelo según el desempeño de los participantes. De acuerdo con el resultado y el análisis del modelo computacional y sus diferentes combinaciones se puede decir que el 28.42% del total de los participantes lograron mantener un buen nivel de inventario y no tener pedidos pendientes o en algunos casos lograron tener un mejor desempeño que el modelo autorregulatorio manteniendo el tiempo de faltantes muy corto.

ANÁLISIS GENERAL

En este análisis se compara entre lo arrojado por el autorregulatorio (El modelo autorregulatorio es donde el sistema corre el modelo computacional basándose en las ecuaciones previamente expuestas, éstas están almacenadas en el software Ithink®.) y el promedio obtenido en cada modelo computacional. Con este fin se tuvo en cuenta:

- El rango de las órdenes entre el autorregulatorio y el promedio grupal.
- El rango del inventario entre el autorregulatorio y el promedio grupal.
- Desempeño del autorregulatorio y del promedio grupal con respecto a los pedidos pendientes.

Corto Step Up Discreto

El rango de órdenes de los participantes está 71% por encima del autorregulatorio y aunque ellos podían pedir la cantidad que desearan esto puede llevar a tener mucha oscilación en el inventario, tener pedidos pendientes o tener exceso de inventario. El modelo autorregulatorio se vio afectado al aumentar la demanda, llegando a tener en éste punto el menor inventario de todo el tiempo transcurrido lo que no ocurrió en el promedio de los participantes donde cercano a este tiempo no se encuentra ni el mínimo inventario ni el máximo teniendo mucha

variación de los datos. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 188% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. El sistema es capaz de suplir la demanda sin tener pedidos pendientes debido al retardo o al cambio de demanda lo que no se ve en el desempeño de los participantes que tienen un rango de pedidos pendientes de 21.33 en el tiempo total.

Corto Step Up Down Discreto

El rango de órdenes de los participantes está 59.165% por encima del autorregulatorio y aunque ellos podían pedir la cantidad que desearan esto puede llevar a tener mucha oscilación en el inventario, tener pedidos pendientes o tener exceso de inventario. Se puede ver en el modelo autorregulatorio que el sistema se ve afectado por el aumento y la disminución de la demanda, llegando a tener en (t=5) el menor inventario y en (t=30) el mayor inventario de todo el tiempo transcurrido lo que no ocurrió en el promedio de los participantes. Se observa que el mínimo inventario del promedio de los participantes no se encuentra en el tiempo en que la demanda aumenta 20 unidades y el máximo inventario se encuentra en unidades de tiempo que anteceden a la disminución de la demanda. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 148.159% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. El sistema es capaz de suplir la demanda sin tener pedidos pendientes debido al retardo o al cambio de demanda lo que no se ve en el desempeño de los participantes que tienen un rango de pedidos pendientes de 14.98 en el tiempo total.

Corto Step Up Exponencial

El rango de órdenes de los participantes está 54.41% por encima del autorregulatorio y aunque ellos podían pedir la cantidad que desearan esto puede llevar a tener mucha oscilación en el inventario, tener pedidos pendientes o tener exceso de inventario. En los datos recolectados del modelo autorregulatorio el sistema se vio afectado al aumentar la demanda en 5 unidades de tiempo, llegando a tener luego de este punto el menor inventario de todo el tiempo transcurrido lo que no ocurrió en el promedio de los participantes donde cercano a este tiempo no se encuentra ni el mínimo inventario ni el máximo teniendo mucha variación de los datos. Por otro lado si se compara el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario promedio de los participantes se encuentra un 357.15% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. Por otro lado cuando se evalúa el desempeño bajo el comando de autorregulatorio, existen unos pedidos pendientes a lo largo de su operación. La principal causa de este inventario negativo es el Step Up que sufre la demanda ($t=5$) lo que hace que el sistema sufra de faltantes debido al cambio repentino. Este se recupera en 8 unidades de tiempo, lo que muestra que a pesar que existe un tiempo de retardo de 4 unidades de tiempo este se repuso rápidamente del inventario negativo.

Corto Step Up DownDiscreto

En este caso el rango de órdenes de los participantes está 13.86% por encima del autorregulatorio, la menor diferencia arrojada hasta ahora en los análisis generales que se han hecho de los cuatro modelos cortos. Lo que reivindica que el promedio grupal maneja una fluctuación más alta que lo que da como resultado el sistema, poniendo en riesgo el nivel de inventario a un punto que ocasione faltantes. Siguiendo con la tendencia de los otros tres modelos cortos explicados anteriormente, el nivel del inventario del autorregulatorio de este también se ve afectado por el aumento y disminución de la demanda que hay a lo largo del

modelo, lo que no se ve reflejado en el promedio grupal debido a que los tiempos en donde se encuentran el inventario mínimo y el máximo no corresponden a los tiempos donde hubo el cambio. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 90.03% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo permitido o tiene pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. En este modelo se mostro cómo el promedio grupal arroja mejores resultados que lo obtenido por el autorregulatorio, aunque los dos arrojan pedidos pendientes, el promedio con 7.56% menos duración total de las pedidos pendientes con respecto a 8 unidades de tiempo que arroja el autorregulatorio.

Largo Step Up Discreto

El rango de órdenes de los participantes está 28% por encima del autorregulatorio y aunque ellos podían pedir la cantidad que desearan esto puede llevar a tener mucha oscilación en el inventario, tener pedidos pendientes o tener exceso de inventario. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 79% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. El sistema es capaz de suplir la demanda sin tener pedidos pendientes debido al retardo o al cambio de demanda lo que no se ve en el desempeño de los participantes, estos tienen un rango de pedidos pendientes de 31.33 en el tiempo total. En ninguno de los dos modelos (autorregulatorio y promedio de los participantes) se muestra que éste es afectado por el aumento de la demanda pues en ($t=25$) no se encuentra ni el inventario máximo, ni el mínimo al igual que las pedidos pendientes.

Largo StepUp DownDiscreto

El rango de órdenes de los participantes está 11% por encima del autorregulatorio y aunque no está

muy diferente a lo ideal se podría lograr cumplir el objetivo con mejor desempeño. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 61% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. El sistema es capaz de suplir la demanda sin tener pedidos pendientes debido al retardo o al cambio de demanda lo que no se ve en el desempeño de los participantes que tienen un rango de pedidos pendientes de 21.86 en el tiempo total.

LargoStep Up Exponencial

El rango de órdenes de los participantes está 16.3% por encima del autorregulatorio y aunque ellos podían pedir la cantidad que desearan esto puede llevar a tener mucha oscilación en el inventario, tener pedidos pendientes o tener exceso de inventario. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 50.7% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. En esta ocasión se observa como el sistema muestra su desempeño, bajo el comando de autorregulatorio, que hay unos pedidos pendientes a lo largo de su operación. Fue esta la principal causa del inventario negativo, no logrando suplir la demanda. Comparando el modelo con el promedio de los participantes vemos que ellos también tienen pedidos pendientes con mayores lapsos de tiempo por lo que podemos ver que el rango de pedidos pendientes está 34,2% por encima del autorregulatorio.

Largo Step Up Down Exponencial

El rango de órdenes de los participantes está 4% por encima del autorregulatorio, la menor diferencia arrojada hasta ahora en los análisis generales que se han hecho de los cuatro modelos largos. Lo que reivindica que el promedio grupal

maneja una fluctuación más alta que lo que da como resultado el sistema, poniendo en riesgo el nivel de inventario a un punto que ocasione faltantes. Comparando el modelo autorregulatorio con el promedio de todos los participantes se puede ver que el rango del inventario del promedio de los participantes se encuentra un 33.19% por encima del autorregulatorio, almacenando mucho más de lo que es permitido o teniendo pedidos pendientes cuando es posible no tenerlas. En este modelo se vio que tanto el autorregulatorio como el promedio grupal tienen pedidos pendientes pero el promedio se encuentra por encima del autorregulatorio 13,67% lo que indica que el tiempo en el cual hubo faltantes en el sistema fue mucho mayor.

Tabla 3. Conclusiones Generales con modelos de participantes.

Modelo	Rango de las órdenes	Rango del inventario	Rango de pedidos pendientes respecto al autorregulatorio
Corto Step Up Discreto	71%	188%	21.33
Corto Step Up Down Discreto	59.1%	148%	14.98
Corto Step Up Exponencial	54.41%	357%	13.83
Corto Step Up Down Exponencial	13.8%	90%	-0.5625
Largo Step Up Discreto	28%	79%	31.33
Largo Step Up Down Discreto	11%	61%	21.86
Largo Step Up Exponencial	16.3%	50.7%	9.35
Largo Step Up Down Exponencial	4%	33%	2.85
Promedio	32,2%	125,9%	14,31%

En la tabla 3 se puede observar el porcentaje del promedio grupal, o en su defecto el tiempo, que se encuentra por encima del autorregulatorio. Es algunos casos el modelo autorregulatorio tenía pedidos pendientes y algunos participantes no tuvieron, esto se debe a que muchos de ellos mantuvieron un inventario muy alto durante todo el tiempo, esto se ve reflejado en el rango de inventario donde solo el 2.11% de los participantes lograron que estuviera aceptable en comparación con el autorregulatorio; En cuanto al rango de órdenes el 34.74% logró tener un rango entre los límites igualmente comparado con el autorregulatorio.

ANÁLISIS ANOVA

La técnica del Análisis de la Varianza consiste en descomponer la variabilidad de una población (representada por su varianza) en diversos sumandos según los factores que intervengan en la creación de esa variabilidad. El objetivo del Análisis ANOVA no es la variabilidad, sino otros contrastes, como la igualdad de medias o el ajuste en un problema de Regresión. (Banks, 2008)

Un ejemplo para estudiar la varianza se da en el manejo de inventario donde se tienen que tener en cuenta tres variables, como lo son la longitud en unidades de tiempo del modelo, el tiempo de retardo y el patrón que la demanda. (Banks, 2008).

El análisis ANOVA muestra cuales factores tienen efecto significativo en el comportamiento del manejo de inventario, como grandes amplitudes en el inventario, periodos de oscilación y duración de atrasos.

Para la elaboración del ANOVA se utilizó el software Statgraphics Centurion 16.1.15 (XV) ®. Para el análisis se tuvieron en cuenta tres parámetros:

- Longitud del modelo: Se encuentran 2 grupos; los modelos cortos (100 unidades de tiempo) y los modelos largos (250 unidades de tiempo).
- Tipo de respuesta: El tipo de respuesta se refiere a la forma en la que el modelo

responde a una orden hecha por el estudiante, dividiendo los modelos en discretos y exponenciales.

- Patrón de demanda: El patrón de demanda es como esta se comporta durante el tiempo ya sea con un Step Up o con Step Up Down.

Se eligió $\alpha = 0.05$ para contar con una confiabilidad del 95% brindando alta seguridad para utilizar los datos encontrados al realizar el análisis de sensibilidad.

Tabla 4. Análisis ANOVA

Parámetros	Datos Evaluación	Orden Mínima	Orden Máxima	Rango de Ordenes	Mínimo Inventario	Máximo Inventario	Rango de Inventario	Duración Total de Backorders
Longitud del modelo	Razón-F	0.89	7.81	7.52	1.03	36.39	35.51	5.84
	Valor-P	0.3488	0.0063	0.0073	0.3137	0.000	0.000	0.0177
	Resultado	No Significativo	Significativo	Significativo	No Significativo	Significativo	Significativo	Significativo
α	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
Tipo de Respuesta	Razón-F	7.56	20.96	22.07	0.11	2.96	1.89	0.35
	Valor-P	0.0072	0.000	0.000	0.7394	0.0888	0.1726	0.588
	Resultado	Significativo	Significativo	Significativo	No Significativo	No Significativo	No Significativo	No Significativo
α	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05
Patrón de Demanda	Razón-F	5.17	0.02	0.2	6.82	0.03	0.23	4.89
	Valor-P	0.0253	0.8848	0.659	0.0105	0.8532	0.6365	0.0295
	Resultado	Significativo	No Significativo	No Significativo	Significativo	No Significativo	No Significativo	Significativo
α	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05	0.05

CONCLUSIONES

El análisis de resultados concluye entre otros que:

- Los resultados del Análisis ANOVA y del modelo autorregulatorio armonizan en el modelo corto y en modelo largo.
- El Tipo de Respuesta es el parámetro que más influye en el desarrollo de los modelos computacionales causando inconformidades en los participantes.
- El patrón de demanda según el Análisis ANOVA tiene un impacto significativo en los resultados del modelo con respecto al Parámetro Duración Total de pedidos pendientes que arrojó como resultado un valor - P inferior al α escogido.

- El modelo computacional demuestra como mediante el manejo de las órdenes de compra se puede mantener un sistema sin caer en pedidos pendientes, obteniendo los resultados esperados en forma eficiente y sin mayores contratiempos.
- El alto manejo de inventarios durante el tiempo de la simulación por parte de algunos de los participantes genero que el modelo autorregulatorio generara backorders, esta y otras conclusiones se muestran en la tabla 5.

Tabla 5. Conclusiones Generales Modelo Autorregulatorio.

Modelo	Rango de las órdenes	Rango del inventario	Rango de backorders respecto al autorregulatorio
Corto Step Up Discreto	71%	188%	21.33
Corto Step Up Down Discreto	59.165%	148.149%	14.98
Corto Step Up Exponencial	54.41%	357.150%	13.83
Corto Step Up Down Exponencial	13.860%	90.030%	-0.5625
Largo Step Up Discreto	28%	79%	31.33
Largo Step Up Down Discreto	11%	61%	21.86
Largo Step Up Exponencial	16.3%	50.7%	9.35
Largo Step Up Down Exponencial	4%	33.19%	2.85
Promedio	32,21%	125,92%	14,37%

Los resultados del Análisis ANOVA (tabla 4) y del modelo autorregulatorio coinciden en los modelos cortos y en los largos. Se observa como la Duración Total de pedidos pendientes tiene un

valor de 8 unidades de tiempo, mientras que en los modelos largos este aspecto aumenta 10 unidades de tiempo más, llegando a 18. Esto coincide con el resultado arrojado por el análisis ANOVA, donde el parámetro de Longitud del Modelo tiene un impacto significativo en el Tiempo Total de pedidos pendientes.

El Tipo de Respuesta fue el parámetro que a más influyó en el desarrollo de los modelos computacionales causando inconformidades en los participantes. La mayor dificultad se presentó en los modelos exponenciales. Al realizar el análisis ANOVA se obtuvo como resultado que este parámetro tiene un impacto no significativo en los resultados del modelo.

El Patrón de Demanda según el Análisis ANOVA tiene un impacto significativo en los resultados del modelo con respecto al Parámetro Duración Total de pedidos pendientes que arrojó como resultado un valor – P inferior al α escogido. Sin embargo, en los datos recolectados por los estudiantes, el autorregulatorio muestra que aunque el modelo sea StepUp o Step Up Down no influye en el Parámetro evaluado. Por lo que estos dos análisis difieren en su resultado pues en el ANOVA no se tiene en cuenta el modelo computacional autorregulatorio.

El modelo computacional demostró como mediante el manejo de las órdenes de compra se puede mantener un sistema sin caer en pedidos pendientes, obteniendo los resultados esperados en forma eficiente y sin mayores contratiempos.

En general pocos participantes lograron tener modelos computacionales aceptables teniendo como patrones para seleccionarlo que no tuvieran pedidos pendientes, que el rango de órdenes y de inventario estuviera entre los límites; para estos límites se buscaba que la diferencia entre el modelo del estudiante y el autorregulatorio fuera menor al 50% en cualquier patrón. Cabe resaltar que uno de estos modelos tuvo mejor desempeño que el autorregulatorio en todos los patrones.

Tiene mayor relevancia Parámetros significativos arrojados por el análisis ANOVA porque en este se tomó en cuenta los datos que se recopilaban mediante la prueba piloto por los participantes, por lo que se le da más importancia dado que

estos son la fuente de la actividad y así queda demostrado como es vista y entendida la actividad por los participantes y no por el desempeño del software, mostrando verdaderamente cuáles Parámetros traen mayor nivel de dificultad para los participantes.

RECOMENDACIONES

Con base en la guía propuesta, se podría complementar realizando diferentes pruebas pilotos de carácter individuales y grupal evaluando los resultados obtenidos en cada prueba para que en el futuro ésta llegue a ser utilizada como metodología permanente en el área de Logística Industrial donde cada estudiante pueda construir su propio aprendizaje de una forma más dinámica, aterrizando los conocimientos adquiridos en el aula de clase, hasta que se convierta en una metodología permanente de la materia.

Hacer esta actividad como manera de medición y evaluación del aprendizaje adquirido en los cursos del área de interés.

REFERENCIAS

A.M.Vennix, Ö. P. (2005). Effect of systems dynamics education on systems thinking inventory task performance. *System Dynamic Review*, Vol.21, No.2 , 147-172.

Ballou, R. H. (2004). *Logística. Administración de la Cadena de Suministros* (Quinta ed.). México: PEARSON EDUCACIÓN.

Barlas, Y., & Özevin, M. (2004). *Analysis of stock management gaming experiments and alternative ordering formulations* (4 ed.). Turquía: Systems Research and Behavioral Science.

Chase, R., & Jacobs, R. y. (2005). *Administración de la producción y operaciones para una ventaja competitiva. Décima Edición*. Estados Unidos de América: McGraw-Hill.

Delgado, Maria Fernanda Angel Jaramillo & Juan Simon Fernandez. (2011). *Desarrollo y Elaboración De Un Modelo Computacional Para El Manejo De Inventarios y El Análisis De La Toma De Decisiones Para El Curso De Logistica*

Industrial Usando El Software iThink®[pregrado tesis]. Medellín, Colombia: Universidad EAFIT, 2011.

Echeverri, S. R., & Peña, G. E. (2011). Analysis of Chaotic Behaviour in Supply Chain Variables. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science* , 86-88.

Forrester, J. W. (1995). The beginning of system dynamics. *The McKinsey Quarterly* , Number 4, 1-14.

Frazelle, E. H., & Sojo Q., R. (2007). *Logística de almacenamiento y manejo de materiales de clase mundial*. Bogotá, Colombia: Norma.

Ge, Y., Yang, J.-B., Proudlove, N., & Spring, M. (2004). System dynamics modelling for supply-chain management:. *International Transactions in Operational Research* , 495-509.

Grobler, A., Thun, J.-H., & Milling, P. (2008). System dynamics as a structural theory in operations management.

Márquez Crespo, A. (2010). *Dynamic Modelling for Supply Chain Management*. New York: Springer-Verlag London Limited 2010.

McGarvey, B., & Hannon, B. (2004). *Dynamic Modeling for Business Management An Introduction*. New York: Springer-Verlag New York, Inc.

Silver, E., Pyke, D., & Peterson, R. (1988). *Inventory management and production planning and scheduling* (Tercera ed.). The United States of America: John Wiley.

Sterman, J. (2000). *Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a complex world*. McGraw Hill.

Umeda, S., & Fang, Z. (2006). Supply chain simulation: generic models. *Production Planning & Control* , 155-156.

6. AGRADECIMIENTOS

A todos los estudiantes de ingeniería de producción que colaboraron con las pruebas de los diferentes modelos.



www.dinamica-de-sistemas.com

Libros

Cursos Online



[Ejercicios](#)



[Curso Básico Intensivo en Dinámica de Sistemas](#)



[Avanzado](#)



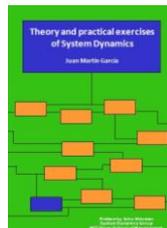
[Curso Superior en creación de modelos de simulación](#)



[Conceptos](#)



[Modelos de simulación en ecología y medioambiente](#)



[English](#)



[Planificación de empresas con modelos de simulación](#)



[Português](#)



[System Thinking aplicado al Project Management](#)