



REVISTA TÉCNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA

Una Revista Internacional Arbitrada
que está indizada en las publicaciones
de referencia y comentarios:

- SCOPUS
- Compendex
- Chemical Abstracts
- Metal Abstracts
- World Aluminium Abstracts
- Mathematical Reviews
- Petroleum Abstracts
- Current Mathematical Publications
- MathSci
- Revenct
- Materials Information
- Periódica
- Actualidad Iberoamericana

UNIVERSIDAD DEL ZULIA



Quiébranos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Zulia

Patrimonio del Estado Zulia e
interés Cultural desde 2001

Fecha de Construcción:
1954-1958

Diseño: Arquitecto Carlos Raúl
Villanueva, con elementos
novedosos de adaptación
climática.

Policromía de la obra: Artista
Zuliano Víctor Valera.

Comparison of the effect on the solution using the time in system and system use rate as criteria to Optimization via Simulation

Lagos Hurel Dafne^{ID}, Mancilla Vargas Rodrigo^{ID}, Leal Mora Paola^{ID}, Castillo Pincheira Jaime^{ID}

Departamento de Procesos Industriales, Facultad de Ingeniería, Universidad Católica de Temuco, Rudecindo Ortega # 02950, Temuco, Chile.

*Autor Contacto: dlagos@uct.cl

<https://doi.org/10.22209/rt.ve2019a07>

Recepción: 20/06/2019 | Aceptación: 27/10/2019 | Publicación: 01/12/2019

Abstract

The study of real systems involves abstracting the relevant information and translating it into a model that can be managed and resolved. In the first instance, the relevant information is considered constant, and with this the solutions are generated. This assumption causes the results many times to move away from the real problem. One way to avoid this is to build simulated solutions that allow variable factors to be included in the results. In this line, this document explores the effect of using a criterion that minimizes the waiting time in the system versus a criterion that maximizes the level of use, by constructing a solution by means the optimizing via simulation of a problem that configures a productive waiting line system with stochastic characteristics. As a result of the investigation it was found that each criterion produces results with different assignments. Thus, when trying to shorten the time spent in the system, the number of service units must be increased, implying the underutilization of these and an additional cost. If you want to improve the rate of use of the system, you must work with fewer servers, but with an extra cost in the permanence time of customers.

Keywords: optimization via simulation; simulation of discrete events; OptQuest.

Comparación del efecto en la solución usando el tiempo en sistema y tasa de utilización como criterios en Optimización vía Simulación

Resumen

El estudio de sistemas reales implica abstraer la información relevante y plasmarla en un modelo que se pueda manejar y resolver. En primera instancia, la información relevante se considera constante, y con ella se generan soluciones. Esta suposición hace que los resultados muchas veces se alejen de la problemática real. Un modo de evitar esto, es construir soluciones simuladas, que permitan incluir factores variables dentro de los resultados. En esta línea, este trabajo explora el efecto que produce utilizar como objetivo un criterio que minimice el tiempo de espera en el sistema versus un criterio que maximice el nivel de utilización, al buscar una solución mediante Optimización vía Simulación de un problema que configure un sistema productivo de línea de espera con característica estocásticas. Como resultado de la investigación se encontró que cada criterio produce resultados de asignaciones diferentes. Así, al tratar de acortar los tiempos de permanencia en el sistema, se debe aumentar el número de unidades de servicio, implicando la subutilización de estas y un costo adicional. Si se busca mejorar la tasa de utilización del sistema, se debe trabajar con menos servidores, pero con un costo extra en el tiempo de permanencia de los clientes

Palabras clave: poptimización vía simulación; simulación de eventos discretos; OptQuest.

Introducción

La representación de la realidad a través de modelos matemáticos se ha convertido en una forma de estudiar problemas reales de manera segura y replicable todas las veces que sea necesario. Sin embargo, cada vez que se desea aumentar el nivel de aproximación con la realidad, el modelo resultante se vuelve más complejo de construir y analizar, pasando de modelos estáticos o deterministas a modelos probabilísticos y dinámicos. Este hecho implica que al abordar el problema de evaluar el rendimiento de un sistema que se ejecuta bajo valores desconocidos para sus parámetros estocásticos [1], sea necesario utilizar herramientas más poderosas en el manejo de escenarios variables. Así, la complejidad de los modelos ha dado origen al desarrollo de algoritmos de simulación para modelar el sistema [2]. En este sentido, [3] [4] indican que la aplicación de simulación ayuda a los tomadores de decisiones a mejorar los criterios de selección al verse enfrentados a problemas de diverso índole.

Asimismo, los autores en [5] y [6] indican que la búsqueda de la configuración óptima del sistema (problema de optimización) requiere la evaluación del rendimiento del sistema (problema de simulación), lo que resulta en un problema de mayor complejidad, que permite la interacción simulación-optimización.

Es así como la necesidad de tomar decisiones en sistemas de mayor complejidad, donde la formulación matemática es compleja, por la relación entre expresiones no lineales, combinatorias y la incertidumbre; provocó la convergencia de estas herramientas (optimización y simulación) en una nueva disciplina denominada Optimización vía Simulación (OvS) [7]. En la literatura, también puede ser consultada como simulation optimization u optimization for simulation. Esta disciplina tiene como propósito optimizar sistemas donde los modelos (funciones objetivo y/o variables) son evaluados a través de modelos de simulación computacional y, en consecuencia, buscar soluciones de alto estándar para problemas donde no existe una estructura matemática manejable [8].

La OvS se puede definir como el proceso de encontrar los mejores valores para las variables de decisión dentro de todas las posibilidades [7]. Los sistemas de interés son estocásticos, donde el objetivo es optimizar ciertas medidas de desempeño como disponibilidad, rendimiento o costos. Para esto, un ciclo de OvS utiliza la salida del modelo de simulación como entrada a la función objetivo del problema de optimización, con lo cual, se establece un nuevo conjunto de soluciones de entrada, repitiendo el proceso hasta alcanzar el criterio de termino, previamente establecido [9].

El objetivo del estudio es comparar el efecto que tiene sobre la solución obtenida por OvS de un problema que configure un sistema productivo de línea de espera

con característica estocásticas, al utilizar un criterio objetivo que optimice el tiempo de espera en el sistema, en contraste a un criterio que maximice el nivel de utilización de los servidores de este.

De acuerdo con ello, el resto del artículo está organizado de la siguiente manera: la sección 2 ofrece una descripción general de estudios aplicados relativos a optimización y/o simulación. La sección 3 describe la metodología y los supuestos considerados. En la sección 4 se presentan y discuten los resultados obtenidos. Finalmente, la sección 5 entrega las conclusiones de este trabajo.

En relación con la evolución de las aplicaciones de la OvS es posible mencionar los trabajos de: Rouky *et al.* [10] quienes utilizan un enfoque de Optimización vía Simulación para la programación de grúas de muelles donde los tiempos de carga/descarga de contenedores y el tiempo de viaje de las grúas de muelle se consideran inciertos. Proponen una metaheurística de optimización de colonias de hormigas (ACO, por sus siglas en inglés) híbrida con una búsqueda local de Descenso de vecindad variable (VND, por sus siglas en inglés) para determinar las asignaciones de tareas a las grúas de muelle y las secuencias de ejecución de tareas en cada grúa. La simulación se utiliza dentro del algoritmo de optimización para generar escenarios, evaluando estocásticamente las soluciones encontradas por cada hormiga. Los resultados experimentales mostraron que el algoritmo de optimización es competitivo en comparación con los métodos existentes y que las soluciones encontradas por el enfoque de Optimización de simulación son más robustas que las encontradas por el algoritmo de optimización.

Huang y Chiu [11] presentan un modelo de simulación-optimización para resolver el problema de la intrusión de agua de mar a lo largo de los acuíferos costeros en Pingtung Plain. Utilizan el código SEAWAT para simular el proceso de intrusión de agua de mar y un modelo sustituto de redes neuronales artificiales (ANN, por sus siglas en inglés) para aproximar el modelo numérico de intrusión de agua de mar (SWI) y aumentar la eficiencia computacional durante el proceso de optimización. El esquema de optimización heurística del algoritmo de evolución diferencial (DE, por sus siglas en inglés) fue seleccionado para identificar la solución de gestión óptima global. De los resultados optimizados establecen que el despliegue de barreras de inyección en el interior es más efectivo para reducir el total de sólidos disueltos (TDS, por sus siglas en inglés) y mitigar la intrusión de agua de mar que a lo largo de la costa.

Niessner *et al.* [12] investigan si la gestión de incidentes de víctimas masivas (MCI, por sus siglas en inglés) podría mejorarse mediante el uso de técnicas avanzadas de simulación y optimización. Sus resultados muestran que las políticas automatizadas optimizadas pueden mejorar el rendimiento de los puestos médicos de

avanzada (AMP, por sus siglas en inglés) en comparación con la gestión por heurística simple o por tomadores de decisiones humanos.

Ziarnetzky y Mönch [13] utilizan la Optimización vía Simulación para encontrar los parámetros apropiados para un problema de programación de la producción en la manufactura de semiconductores. En este caso, se busca minimizar el tiempo de ciclo de la maquinaria, con el objetivo de disminuir los costos ocasionados por los cuellos de botella en la línea de producción.

Aurich *et al.* [14] describen la utilización de Optimización vía Simulación para un problema de programación de un taller de flujo híbrido (HFS, por sus siglas en inglés), aplicándolo en un sistema de ensamblado de tarjetas de circuitos, compuesto por dos líneas de producción. El objetivo del modelo propuesto es minimizar el tiempo de manufactura y el total de las demoras, a través del secuenciamiento y asignación óptima de la maquinaria que compone el sistema de producción.

Lal *et al.* [15] presentan una metodología para la aplicación de Optimización vía Simulación en servicios de salud. Propone una herramienta para la asignación de pacientes a salas de atención, en la cual, se evalúan configuraciones de colas de espera y la programación semanal del personal que presta servicio directamente a los pacientes.

Azadeh *et al.* [16] implementan un modelo de simulación-optimización para sistemas de colas G/G/K en tándem (paralelo) con capacidad infinita, considerando la desconexión y las averías del servidor. El objetivo principal de la optimización es minimizar el tiempo total en el sistema manteniendo el tiempo de espera promedio en cada cola por debajo del tiempo de espera permitido.

Shahi y Pulkki [17] desarrollan un modelo de cadena de suministro de optimización basado en la simulación para suministrar troncos a un aserradero desde una unidad de manejo forestal. Para el modelo de simulación utilizan el flujo bidireccional de información y materiales bajo la demanda estocástica de la unidad de producción del aserradero, mientras que el modelo de optimización dinámica encuentra la política óptima de inventario (s, S) que minimiza el costo total de inventario para los tres agentes de la cadena de suministro: almacenamiento en aserradero, patio de comercialización y unidad de manejo forestal.

Zeinali *et al.* [18] proponen un sistema de apoyo a la decisión para mejorar el flujo de pacientes y aliviar la congestión al cambiar la cantidad de recursos del Departamento de emergencias (DE). Primero, desarrollan una rutina de simulación del DE para evaluar su desempeño en distintas configuraciones de recursos. Luego, usan un metamodelo con la máxima eficiencia para reemplazar el modelo de simulación de eventos discreto. El modelo propuesto minimiza el tiempo de espera promedio total

de los pacientes sujetos a restricciones de presupuesto y capacidad.

Materiales y Métodos

Enfoque de interacción en Optimización vía Simulación

Debido a la variabilidad propia de los sistemas reales, la toma de decisiones no puede ser desarrollada solo utilizando elementos constantes. Se hace necesario el complemento de la optimización mediante herramientas que permitan evaluar factores inciertos dentro de un modelo de decisión, como la simulación de eventos discretos (DES, por sus siglas en inglés); y de este modo robustecer la solución final, por medio de una búsqueda que incorpore elementos de variabilidad propios de un problema real [15] [14].

El método adoptado para el análisis de la problemática aborda la interacción de herramientas de optimización y simulación. En la Figura 1 se presenta el enfoque de interacción de Optimización vía Simulación utilizada en este estudio, según lo propuesto por [19], donde se define un modelo de simulación de eventos discretos, que servirá como un elemento de prueba para un criterio de optimización. Este último es el encargado de generar soluciones candidatas para ser evaluadas en el modelo de DES. A partir del modelo de DES se obtienen un conjunto de parámetros de salidas, que tienen la función de retroalimentar al criterio de optimización, para mejorar la búsqueda de la solución óptima o cercana al óptimo. De esta forma se obtiene un proceso cíclico e iterativo de optimización y simulación [20].



Figura 1. Enfoque de interacción para la Optimización vía Simulación. Fuente: Elaborado en base a [19]

Dentro de los algoritmos de optimización desarrollados para este fin, se encuentra OptQuest. Este es un algoritmo comercial que utiliza tres heurísticas: (i) búsqueda de dispersión (SS), (ii) búsqueda tabú (TS), y (iii) redes neuronales (NN) [21]. De esta manera, [22] establece que el tipo de problema resuelto por el algoritmo OptQuest es el presentado en el conjunto de ecuaciones (1).

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } f(x) \\
 & \text{s. a.} \\
 & Ax \leq b \\
 & h_1 \leq h(x) \leq h_u \\
 & l \leq x \leq u
 \end{aligned} \tag{1}$$

Donde $f(x)$ es la salida (*output*) de la simulación cuando la solución x es usada como set de entrada (*input*),

$Ax \leq b$ corresponde a un conjunto de restricciones, $h(x)$ es un vector de restricciones lineales o no lineales, acotado por h_1 y h_u , l y u corresponden a cotas sobre x .

Modelo de simulación de eventos discretos

Para la conceptualización del modelo de simulación, se utiliza como sujeto de estudio un sistema de atención de clientes, el que satisface distintos tipos de requerimientos. Por simplicidad, se segmentaron a los clientes en tres grupos: (i) cliente general, (ii) microempresas y, (iii) servicio técnico. Es por esto, que se plantean tres tipos de llegadas de usuarios al sistema de atención. La Tabla 1 presenta el tiempo medio entre llegada y su distribución de probabilidad, para los tres tipos de usuarios que ingresan al sistema.

Tabla 1. Características de tiempo entre llegadas, según tipo de cliente.

Tiempo entre llegadas (minutos)			
Tipo de cliente	Media	Distribución de probabilidad	Parámetros
General	0,74	Weibull	$\alpha = 0,391; \beta = 2,3$
Microempresa	2,87	Lognormal	$\mu = 1,55; \sigma = 0,792$
Servicio técnico	4,76	Normal	$\mu = 5,21; \sigma = 1,45$

El sistema de atención de público se puede enmarcar dentro de los modelos de líneas de espera. En su estructura clásica, los clientes llegan a uno o más servidores. Si otras personas están esperando, según el tipo de servicio, lo clientes que acaban de llegar esperarían su turno para ser atendidos por el siguiente servidor disponible y saldrían del sistema cuando terminen sus operaciones [23].

En este caso, los usuarios, luego de ingresar al sistema de atención, deben definir el requerimiento que necesitan satisfacer ingresando esta información en un dispositivo de autoatención. De tal modo, el dispositivo es el encargado de segmentar al usuario en alguno de los tres grupos definidos. Posteriormente, los usuarios deben esperar a ser llamados a acercarse a alguna estación de atención (servidor), las cuales están clasificadas según el tipo de usuario que pueden atender (Tabla 1). De esta manera, se constituye una fila de espera de tipo G/G/c única para cada segmento de cliente. Además, debido al alto flujo de llegada de clientes de tipo General, estos pueden ser atendidos en servidores destinados para clientes tipo Microempresas (si se encuentran disponibles). La Tabla 2 presenta el tiempo medio de atención y la distribución de probabilidad de este.

Tabla 2. Características de tiempo de atención, según tipo de cliente.

Tiempo de atención (minutos)			
Servidor	Media	Distribución de probabilidad	Parámetros
General	20,9	Beta	$\alpha = 1,94; \beta = 2,55$
Microempresa	27,5	Triangular	$a = 4; \text{Moda} = 29,6; b = 49$
Servicio técnico	25	Triangular	$a = 10; \text{Moda} = 26,5; b = 40$

El modelo conceptual de simulación para el caso en estudio se presenta en la Figura 2. Aquí se puede apreciar la segmentación en la atención de clientes en el sistema. Para cumplir con los requerimientos reales del caso en estudio, se evalúa un periodo de atención continuo de 9 horas.

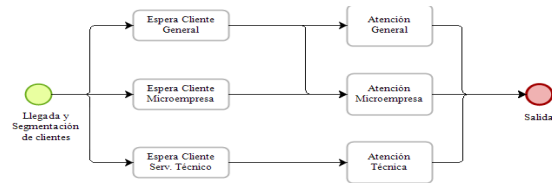


Figura 2. Modelo conceptual de simulación para el caso en estudio.

Criterios de optimización

Para estudiar la configuración del sistema de atención, es decir, la cantidad de servidores que deben funcionar en paralelo para atender cada tipo de cliente, se plantea un modelo de optimización probabilístico. Se realizará la comparación del efecto en la solución, mediante Optimización vía Simulación, al utilizar dos criterios de evaluación contrapuestos. El primer criterio es el nivel de servicio, lo cual es representado por medio de la minimización del tiempo promedio de permanencia del usuario en el sistema de atención (ecuación 2).

$$\text{Min } W_{\text{sistema}} = \frac{1}{3} (W_1 + W_2 + W_3) \tag{2}$$

con W_{sistema} como el tiempo promedio de permanencia en el sistema, W_1 como el tiempo promedio de permanencia en el sistema del usuario cliente general, W_2 como el tiempo promedio de permanencia en el sistema del usuario microempresa, y W_3 como el tiempo promedio de permanencia en el sistema del usuario servicio técnico.

Se utiliza como segundo criterio de evaluación la reducción del costo de servicio, lo cual es representado por la maximización de la tasa de utilización promedio del sistema (ecuación 3).

$$\text{Max } \rho_{\text{sistema}} = \frac{1}{3}(\rho_1 + \rho_2 + \rho_3) \quad (3)$$

con ρ_{sistema} como la tasa de utilización promedio del sistema, ρ_1 la tasa de utilización promedio de los servidores destinados a usuarios de tipo cliente general, ρ_2 como la tasa de utilización promedio de los servidores destinados a usuarios microempresa, y ρ_3 como la tasa de utilización promedio de los servidores destinados a usuarios servicio técnico.

Asimismo, se definieron restricciones para el rango mínimo y máximo de servidores de cada tipo, y la cantidad total máxima de servidores posibles de asignar para el sistema. Las anteriores, son adicionales a las restricciones implícitas presentes en el modelo de simulación de eventos discretos.

El modelo de Optimización vía Simulación se programó para evaluar una cantidad de 1000 escenarios, lo que corresponde a un 31% de las soluciones posibles para el problema planteado. Para un nivel de confianza del 95%, se estableció la cantidad de réplicas mínima y máxima a explorar en 50 y 100 unidades, respectivamente.

Resultados y Discusión

En la Figura 3 se presenta la evolución del proceso de Optimización vía Simulación, utilizando la minimización del tiempo promedio en el sistema, como criterio objetivo. En primer lugar, se aprecia la evolución del tiempo promedio respecto a la cantidad de escenarios evaluados de forma consecutiva (Figura 3a); en segundo lugar, la evolución en la mejora del tiempo promedio de las soluciones obtenidas (soluciones ordenadas según calidad) (Figura 3b).

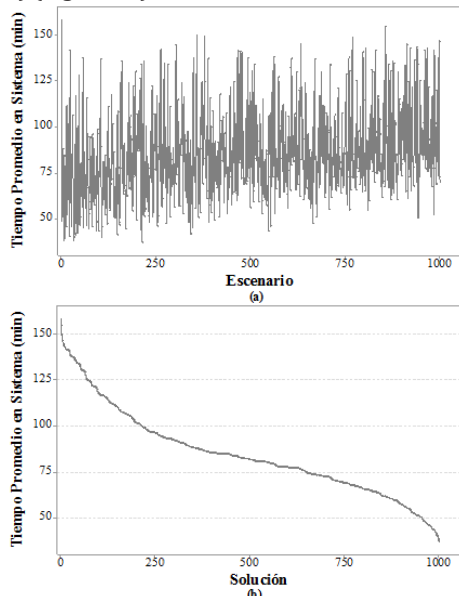


Figura 3. Evolución del proceso de Optimización vía Simulación, para el criterio de minimización del tiempo de permanencia en el sistema; ordenado según (a) la progresión (salida) de los escenarios evaluados y (b) la mejora en la solución obtenida.

De la Figura 3b es posible advertir razón en la mejora de la solución, existiendo un tramo de descenso rápido cuando la solución asociada al tiempo promedio se encuentra entre 160 y 100 minutos, al seguir descendiendo en la curva, la razón de mejora es menor, manteniendo este comportamiento hasta que el tiempo promedio se acerca a los 60 minutos. Desde ese punto, hasta su valor mínimo, vuelve a existir un aumento en la razón de mejora de la solución, pero a menor escala que en la etapa inicial.

En la Figura 4 se presenta la evolución del proceso de Optimización vía Simulación, utilizando la maximización de la utilización promedio del sistema, como criterio objetivo. En la primera gráfica (Figura 4a), se aprecia la evolución de la utilización promedio respecto a la cantidad de escenarios evaluados; en la segunda gráfica (Figura 4b), se observa la evolución en la mejora de la utilización promedio de las soluciones obtenidas (soluciones ordenadas según calidad).

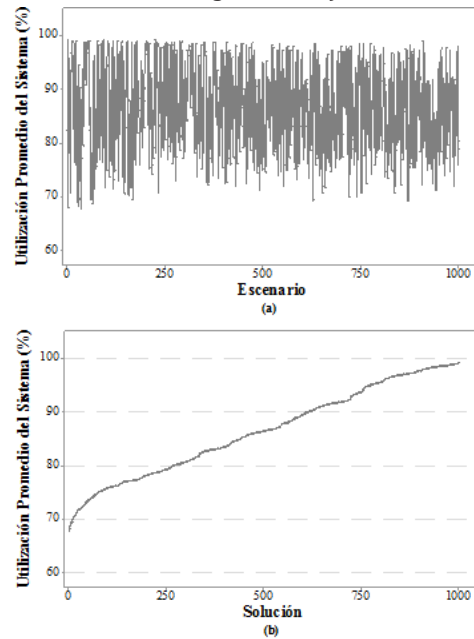


Figura 4. Evolución del proceso de Optimización vía Simulación, para el criterio de maximización de la utilización del sistema; ordenado según (a) la progresión (salida) de los escenarios evaluados y (b) la mejora en la solución obtenida.

La Figura 4b permite visualizar un comportamiento creciente y aproximadamente constante en la mejora de la tasa de utilización, salvo en el segmento inicial donde la tasa de mejora presenta un aumento mayor. Lo anterior, se debe a que en el proceso de OvS se obtienen soluciones de baja calidad, que de forma inmediata no son exploradas por el algoritmo de optimización.

Finalizado el proceso de Optimización vía Simulación, la mejor solución obtenida, bajo el criterio de minimización del tiempo promedio en el sistema,

se establece en 36,96 minutos, con un promedio de utilización de 90,17%. Ahora bien, al enfocarse en la maximización de la utilización promedio del sistema, el mejor valor obtenido es de 99,11% en promedio, pero con un tiempo promedio en el sistema de 48,79 minutos. En la Tabla 3, se presentan los detalles de las mejores soluciones (configuraciones de los servidores) obtenidas para cada criterio de optimización.

Tabla 3. Solución obtenida por el proceso de Optimización vía Simulación.

Criterio	Mejor escenario	Solución	Configuración obtenida (servidores)		
			General	Micro-empresas	Técnica
Tiempo en sistema	214	36,9 min	11	23	4
Utilización de sistema	225	99,11%	10	11	1

De la información contenida en la Tabla 3, se aprecia una mayor asignación de unidades de atención al considerar el criterio de optimización correspondiente a minimizar el tiempo promedio de permanencia en el sistema. Situación que conlleva una tasa de utilización menor al mejor valor obtenido con el otro criterio evaluado. Además, se destaca una asignación mayor de unidades de atención de clientes para aquellos del tipo microempresas, pues estos servidores pueden apoyar en la atención de clientes de tipo general en el caso que se encuentren disponibles. Este hecho permite aumentar el número de atenciones a los clientes de tipo general y, por tanto, se puede interpretar como una mayor cantidad de servidores dispuestos para atender los requerimientos de estos.

Respecto al segundo criterio de optimización utilizado, que se vincula a la maximización de la utilización promedio del sistema, se presenta una menor asignación de unidades, con tasa mayor de utilización de cada uno de ellos, pero con el aumento de tiempo de espera de los clientes en comparación al otro criterio evaluado.

En comparación, se genera una diferencia de 16 unidades entre las configuraciones obtenidas por ambos criterios de optimización. Es decir, si se busca acortar los tiempos de permanencia en el sistema, necesariamente se debe aumentar el número de unidades prestadoras de servicio, lo que a su vez tendrá un costo adicional expresado en términos de la subutilización de los servidores. De manera equivalente, si se busca mejorar la tasa de utilización del sistema, se debe trabajar con menos servidores, pero con un costo adicional en el tiempo de permanencia de los clientes.

Los coeficientes de variación de los escenarios evaluados por cada criterio de optimización se presentan en la Figura 5, donde es posible observar la estabilización de la variabilidad de los escenarios evaluados en el proceso de Optimización vía Simulación.

La Figura del coeficiente de variación para el criterio de minimización del tiempo en el sistema muestra un crecimiento en la medida que se optimiza el modelo. Esto se puede explicar considerando que, al disminuir el tiempo de espera en el sistema, el término del divisor usado en el coeficiente de variación se torna más pequeño y, por tanto, el cociente resultante en un valor mayor. Lo anterior es consistente con lo que se esperaría de

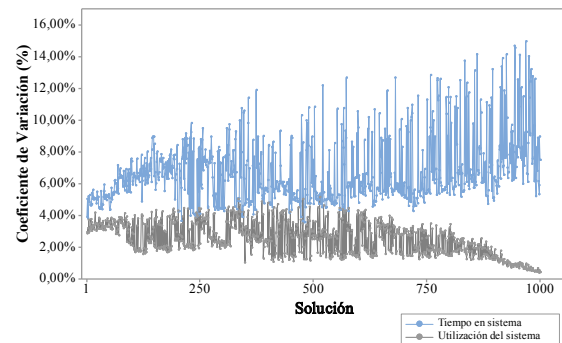


Figura 5. Valores del coeficiente de variación, para cada criterio de optimización, ordenados según mejora en la solución.

un sistema en el que la varianza tiende a estabilizarse, y la solución promedio tiende a disminuir. De manera similar, el coeficiente de variación para el criterio de maximización de la tasa de utilización del sistema decrece en la medida que aumenta la tasa de utilización; lo que se puede entender de forma equivalente al criterio anterior, pero donde al aumentar la tasa de utilización se genera una caída en el coeficiente de variación. Finalmente, la mayor o menor oscilación entre los valores numéricos, considerando de manera particular cada criterio, se puede explicar al observar la diferencia entre el valor mayor y menor de las soluciones obtenidas con cada criterio. Para el caso del criterio de minimización del tiempo, esta diferencia fue de 121,35 minutos, mientras que, para el criterio de maximización de la utilización, esta diferencia fue de solo 31,26 unidades porcentuales. El tiempo tuvo un mayor cambio de valor, y por tanto, un efecto mayor en los valores del coeficiente de variación, en comparación con lo ocurrido con el criterio contrapuesto.

Conclusiones

El uso de criterios de optimización como

minimizar el tiempo promedio en el sistema o maximizar la tasa promedio de utilización, generan resultados distintos de asignaciones.

Si se busca acortar los tiempos de permanencia en el sistema, necesariamente se debe aumentar el número de unidades prestadoras de servicio. Esto implica la subutilización de los servidores y por tanto un costo adicional en este sentido. De manera equivalente, si se busca mejorar la tasa de utilización del sistema, se debe operar con menos servidores, pero con un costo adicional en la calidad de la atención a los clientes.

La evolución en la mejora del tiempo promedio de las soluciones obtenidas presentó razones de mejoras variables, existiendo un tramo de descenso rápido en la etapa inicial, luego la razón de mejora fue menor, manteniendo este comportamiento hasta que el tiempo promedio se acercó a los 60 minutos. En el tramo final y hasta llegar a su valor mínimo, la razón de mejora volvió a aumentar, pero a menor escala en comparación a la etapa inicial.

La evolución en la mejora de la utilización promedio de las soluciones obtenidas mostró un comportamiento creciente y aproximadamente constante en su razón de mejora, salvo en el segmento inicial donde la tasa de mejora abrupta. Esto debido a que el algoritmo OptQuest utilizado para el proceso de OvS desestima inmediatamente soluciones de baja calidad, por lo cual las metaheurísticas que lo integran no continúan explorando tales soluciones.

El resultado del coeficiente de variación para el criterio de minimización del tiempo en el sistema presentó un crecimiento en la medida que se minimiza el resultado del criterio. Este resultado es consistente con lo que se esperaría de un sistema en el que la varianza tiende a estabilizarse, y el promedio tiende a disminuir. De modo similar, al considerar el criterio de maximización de la tasa de utilización del sistema, el coeficiente de variación decrece en la medida que aumenta la primera.

Dando esto, para trabajos futuros sería conveniente definir e implementar en OvS un tercer parámetro de optimización de carácter multicriterio, que permita abordar la optimización del tiempo de permanencia y la utilización del sistema de atención.

Referencias Bibliográficas

- [1] Lejeune M.A. y Margot F.: Optimization for simulation: LAD accelerator. *Ann. Oper. Res.*, Vol. 188, No. 1 (2011) 285–305.
- [2] Vaghefi A. y Sarhangian V.: Contribution of simulation to the optimization of inspection plans for multi-stage manufacturing systems. *Comput. Ind. Eng.*, Vol. 57, No. 4 (2009) 1226–1234.
- [3] Akpinar M.E., Yildizel S.A., Karabulut Y. y Dogan E.: Simulation Optimization for Transportation System: A Real Case Application. *Tem Journal-Technology Educ. Manag. Informatics*, Vol. 6, No. 1 (2017) 97–102.
- [4] Nageshwaranier S.S., Son Y.J. y Dessureault S.: Simulation-based optimal planning for material handling networks in mining. *Simulation-Transactions Soc. Model. Simul. Int.*, Vol. 89, No. 3 (2013) 330–345.
- [5] Alfieri A., Matta A. y Pedrielli G.: Mathematical programming models for joint simulation-optimization applied to closed queueing networks. *Ann. Oper. Res.*, Vol. 231, No. 1 (2015) 105–127.
- [6] Pasupathy R. y Henderson S.G.: SimOpt: A library of simulation optimization problems. *WSC 2011 - Proceedings Winter Simulation Conference*, (2011) 4075–4085.
- [7] Amaran S., Sahinidis N.V., Sharda B. y Bury S.J.: Simulation optimization: a review of algorithms and applications. *Ann. Oper. Res.*, Vol. 240, No. 1 (2016) 351–380.
- [8] Song E. y Nelson B.L.: Input-Output Uncertainty Comparisons for Discrete Optimization via Simulation. *Oper. Res.*, Vol. 67, No. 2 (2019) 562–576.
- [9] Gocken T., Dosdogru A.T., Boru A. y Gocken M.: Integrating process plan and part routing using Optimization via Simulation approach. *Int. J. Simul. Model.*, Vol. 18, No. 2 (2019) 254–266.
- [10] Rouky N., Abourraja M.N., Boukachour J., Boudebous D., Alaoui A.E. y El Khoukhi F.: Simulation optimization based ant colony algorithm for the uncertain quay crane scheduling problem. *Int. J. Ind. Eng. Comput.*, Vol. 10, No. 1 (2019) 111–132.
- [11] Huang P.S. y Chiu Y.C.: A Simulation-Optimization Model for Seawater Intrusion Management at Pingtung Coastal Area, Taiwan. *Water*, Vol. 10, No. 3 (2018).
- [12] Niessner H., Rauner M.S. y Gutjahr W.J.: A dynamic simulation-optimization approach for managing mass casualty incidents. *Oper. Res. Health Care*, Vol. 17 (2018) 82–100.
- [13] Ziarnetzky T. y Mönch L.: Simulation-based optimization for integrated production planning and capacity expansion decisions. *WSC 2017 - Proceedings Winter Simulation Conference*,

- (2017) 2992–3003.
- [14] Aurich P., Nahhas A., Reggelin T. y Tolujew J.: Simulation-based optimization for solving a hybrid flow shop scheduling problem. WSC 2017 - Proceedings Winter Simulation Conference, (2017) 2809–2819.
- [15] Lal T.M., Roh T. y Huschka T.: Simulation based optimization: Applications in healthcare. WSC 2016 - Proceedings Winter Simulation Conference, (2016) 1261–1271.
- [16] Azadeh A., Nasirian B., Farahani M.H. y Soltanpoor M.: Simulation-optimization of complex tandem queue systems with renegeing and server breakdowns considering budget constraints. Simulation-Transactions Soc. Model. Simul. Int., Vol. 91, No. 10 (2015) 925–941.
- [17] Shahi S. y Pulkki R.: A simulation-based optimization approach to integrated inventory management of a sawlog supply chain with demand uncertainty. Can. J. For. Res., Vol. 45, No. 10 (2015) 1313–1326.
- [18] Zeinali F., Mahootchi M. y Sepehri M.M.: Resource planning in the emergency departments: A simulation-based metamodeling approach. Simul. Model. Pract. Theory, Vol. 53, (2015) 123–138.
- [19] Marques A.F., de Sousa J.P., Rönnqvist M. y Jafe R.: Combining optimization and simulation tools for short-term planning of forest operations. Scand. J. For. Res., Vol. 29, (2014) 166–177.
- [20] Rooeinfar R., Azimi P. y Pourvaziri H.: Multi-echelon supply chain network modelling and optimization via simulation and metaheuristic algorithms. Sci. Iran., Vol. 23, No. 1 (2016) 330–347.
- [21] Eskandari H., Mahmoodi E., Fallah H. y Geiger C.D.: Performance analysis of comercial simulation-based optimization packages: OptQuest and witness optimizer. WSC 2011 - Proceedings Winter Simulation Conference, (2011) 2358–2368.
- [22] Laguna M. y Martí R.: Neural network prediction in a system for optimizing simulations. IIE Trans. Institute Ind. Eng., Vol. 34, No. 3 (2002) 273–282.
- [23] Nahmias S.: Análisis de la producción y las operaciones, 6th. McGraw Hill Education, Mexico, 2014.



UNIVERSIDAD
DEL ZULIA

REVISTA TECNICA

DE LA FACULTAD DE INGENIERIA
UNIVERSIDAD DEL ZULIA

Volumen Especial, 2019, No. 1, pp. 154 - 262_____

*Esta revista fue editada en formato digital y publicada en Diciembre de 2019, por el **Fondo Editorial Serbiluz**, Universidad del Zulia. Maracaibo-Venezuela*

**www.luz.edu.ve
www.serbi.luz.edu.ve
www.produccioncientificaluz.org**