



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERÍA

# **PROGRAMACIÓN EFICIENTE DE SALAS DE OPERACIONES**

**GUILLERMO OCTAVIO LATORRE NÚÑEZ**

Tesis para optar al grado de Doctor en Ciencias de la Ingeniería.

Profesor Supervisor:

**VLADIMIR MARIANOV**

Santiago de Chile, Enero, 2018

© 2018, Guillermo Octavio Latorre Núñez



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE

ESCUELA DE INGENIERÍA

# **PROGRAMACIÓN EFICIENTE DE SALAS DE OPERACIONES**

**GUILLERMO OCTAVIO LATORRE NÚÑEZ**

Miembros del comité:

**VLADIMIR MARIANOV**

**ANDRÉS WEINTRAUB**

**JORGE VERA**

**CARLOS OBREQUE**

**MOZART MENEZES**

**JORGE VÁSQUEZ**

Tesis para optar al grado de Doctor en Ciencias de la Ingeniería.

Santiago de Chile, Enero, 2018

© 2018, Guillermo Octavio Latorre Núñez

*A mis padres, Elena y Manuel.*

*A mi esposa, Carla.*

*A mis hijos, Antonella, Rafaela y Vicente.*

*A mi familia.*

*Los pilares fundamentales de mi vida.*

## **AGRADECIMIENTOS**

A mi profesor supervisor, el Dr. Vladimir Marianov, gracias por su gran compromiso, dedicación y entrega. A través de estos años, he aprendido de él a realizar investigación, pero también he aprendido experiencias de vida que me han hecho crecer como persona. Le agradezco los innumerables consejos, apoyo y motivación brindada durante el doctorado. Es una persona admirable y ha sido un gran honor ser su alumno. Espero seguir aprendiendo de él.

A mis padres, Elena y Manuel, gracias por todo el apoyo y amor incondicional que siempre me han entregado, en especial durante esta etapa de mi vida.

A mi esposa, Carla, y mis hijos, Antonella, Rafaela y Vicente, quienes han sido mi fortaleza e inspiración para seguir adelante. Con su amor, apoyo y comprensión han hecho posible llevar y finalizar este proceso.

Al Dr. Carlos Obreque quien me introdujo en el mundo de la investigación de operaciones y se transformó en mi mentor, maestro y amigo. A quien siempre recorro cuando necesito un consejo.

A mis compañeros y amigos Armin, Andrés, Gabriel y Germán, con quienes he crecido, aprendido y compartido diferentes experiencias durante el doctorado. Espero seguir fortaleciendo nuestros lazos.

A mis hermanos y familia con quienes siempre he podido contar en todos los momentos de mi vida.

Al personal administrativo del Departamento de Ingeniería Eléctrica por el apoyo brindado durante estos años.

A mis amigos, Boris, Marcelo y Leonardo, por todo el apoyo y ánimo entregado durante este tiempo.

Al personal administrativo de la DIPEI por su apoyo y correcta labor administrativa.

Al Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad del Bío-Bío por su sólida formación.

Agradezco el apoyo entregado por CONICYT a través de la beca Doctorado Nacional 21110535 de 2011, y FONDECYT que parcialmente apoyó esta investigación a través del proyecto 1160025.

Al Instituto de Sistemas de Complejos de Ingeniería que parcialmente apoyó esta investigación a través del proyecto CONICYT PIA FB0816. En forma especial a Karla Jaramillo.

Y a todos quienes de alguna forma me apoyaron durante este periodo y colaboraron de algún modo para la finalización de esta tesis.

## CONTENIDOS

DEDICATORIA .....	i
AGRADECIMIENTOS .....	ii
CONTENIDOS .....	iv
LISTA DE TABLAS .....	vii
LISTA DE FIGURAS .....	viii
RESUMEN.....	x
ABSTRACT .....	xii
1. INTRODUCCIÓN .....	1
1.1. Programación de las salas de operaciones considerando todos los recursos, camas de recuperación post anestesia y las cirugías de emergencia. ....	4
1.2. Programación de las salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías y decisiones de cancelación. ....	5
1.3. Programación de múltiples salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías, inclusión de cirugías de emergencia y cancelación de cirugías.....	7
1.4. Contribución de la tesis .....	8
2. PROGRAMACIÓN DE LAS SALAS DE OPERACIONES CONSIDERANDO TODOS LOS RECURSOS, CAMAS DE RECUPERACIÓN POST ANESTESIA Y LAS CIRUGÍAS DE EMERGENCIA.....	10
2.1. Introducción.....	10
2.2. Revisión de literatura.....	11
2.3. Descripción del problema.....	14
2.4. Enfoques exactos propuestos.....	16

2.4.1.	Modelo MILP .....	18
2.4.2.	Modelo CP .....	22
2.5.	Metaheurística .....	23
2.5.1.	Algoritmo genético.....	24
2.5.2.	Heurística constructiva.....	26
2.5.3.	Metaheurística completa .....	27
2.6.	Experimentos computacionales .....	27
3.	PROGRAMACIÓN DE LAS SALAS DE OPERACIONES BAJO INCERTEZA EN LA DURACIÓN DE LAS CIRUGÍAS Y DECISIONES DE CANCELACIÓN .....	35
3.1.	Introducción.....	35
3.2.	El problema de la programación de la OT.....	39
3.3.	Metodología de resolución .....	47
3.3.1.	Algoritmo genético.....	48
3.3.2.	Heurística constructiva.....	50
3.4.	Experimentos computacionales .....	51
3.4.1.	Data .....	51
3.4.2.	Resultados .....	54
3.4.2.1.	Análisis del desempeño de la metaheurística .....	54
3.4.2.2.	Análisis de los costos totales .....	57
3.4.2.3.	Análisis de los costos de tiempos de espera .....	60
3.4.2.4.	Análisis de los costos de tiempo extra.....	61
3.4.2.5.	Análisis de los costos de cancelación a priori y de último minuto .....	62
3.4.2.6.	Análisis de los costos de tiempo adicional .....	64

3.4.2.7. Análisis individual de dos instancias .....	65
4. PROGRAMACIÓN DE MÚLTIPLES SALAS DE OPERACIONES BAJO INCERTEZA EN LA DURACIÓN DE LAS CIRUGÍAS, INCLUSIÓN DE CIRUGÍAS DE EMERGENCIA Y CANCELACIÓN DE CIRUGÍAS .....	71
4.1. Introducción.....	71
4.2. Descripción del problema.....	74
4.3. Método de solución .....	75
4.4. Metaheurística .....	77
4.4.1. Algoritmo genético.....	79
4.4.2. Heurística constructiva.....	80
4.5. Experimentos computacionales .....	82
4.5.1. Data .....	82
4.5.2. Resultados .....	84
4.5.2.1. Desempeño de la metaheurística.....	84
4.5.2.2. Análisis individual de una instancia .....	87
4.5.2.2.1. Programación de la instancia variando $\alpha$ .....	87
4.5.2.2.2. Trade-off entre la media y SD de la instancia con $\alpha=0,5$ .....	89
5. CONCLUSIONES .....	98
6. ANEXOS .....	104
Anexo 1: Modelo matemático .....	104
Anexo 2: Tiempos medios de resolución al variar $\omega$ para cada una de las instancias	117
Anexo 3: Programación de la OT al variar $\theta$ con criterio 2 y $\alpha=0,5$ .....	118
7. REFERENCIAS.....	119

## LISTA DE TABLAS

Tabla 2-1: Resumen de la literatura relacionada con la programación de las ORs.....	14
Tabla 2-2: Conjunto maestro de cirugías a programar.....	28
Tabla 2-3: Duración de las cirugías .....	29
Tabla 2-4: Comparación de los métodos de solución .....	31
Tabla 2-5: Robustez de la solución .....	34
Tabla 3-1: Características principales de las instancias .....	52
Tabla 3-2: Diferencia porcentual de la metaheurística (MH) y Knitro con respecto a la mejor solución obtenida .....	55
Tabla 3-3: Tiempos de ejecución de la metaheurística y Knitro para las Instancias 1-10 .....	56
Tabla 3-4: Diferencia porcentual de los costos totales al utilizar un determinado $\beta$ y criterio de cancelación.....	59
Tabla 3-5: Características de la Instancia A y B .....	65
Tabla 3-6: Programación de las ORs para la Instancia A y B.....	66
Tabla 4-1: Resumen comparativo con la literatura relacionada.....	73
Tabla 4-2: Comparación del modelo matemático contra la metaheurística.....	84
Tabla 4-3: Características de la instancia analizada.....	87
Tabla 4-4: Programación de la OT al variar $\alpha$ .....	89
Tabla 4-5: Trade-off entre la media y SD al variar $\theta$ con $\alpha=0,5$ .....	92
Tabla 4-6: Programación de la OT al variar $\theta$ con criterio 1 y $\alpha=0,5$ .....	93

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2-1: Programación de cirugías .....	17
Figura 2-2: Ejemplo GA.....	26
Figura 2-3: Pseudo-código de la metaheurística. ....	27
Figura 3-1: Ejemplo que muestra las características principales del problema propuesto .....	42
Figura 3-2: Representación de los individuos.....	49
Figura 3-3: Seudocódigo de la CH.....	51
Figura 3-4: Tiempos de ejecución de la metaheurística.....	57
Figura 3-5: Mean y SD para la diferencia porcentual de los costos totales con respecto a la simulación .....	58
Figura 3-6: Diferencia de los costos totales medios con respecto a la simulación para las 48 instancias utilizando 3 valores de $\beta$ .....	58
Figura 3-7: Mean y SD para los costos de tiempos de espera.....	61
Figura 3-8: Mean y SD costos de tiempo extra.....	62
Figura 3-9: Mean y SD para el costo de cancelación anticipada al variar $\beta$ .....	63
Figura 3-10: Mean y SD para el costo de cancelación al variar $\beta$ . (a) costo de cancelación de último minuto, criterio 1; (b) costo de cancelación de último minuto, criterio 2 .....	63
Figura 3-11: Mean y SD para el costo de tiempo adicional al variar $\beta$ .....	64
Figura 3-12: Costos totales de la Instancia A y B.....	67
Figura 3-13: Mean y SD costos de tiempo de espera y extra de la Instancia A y B .....	68
Figura 3-14: Mean y SD para los costos de cancelación de la Instancia A y B.....	69

Figura 3-15: Mean y SD para los costos de tiempo adicional de la Instancia A y B .....	70
Figura 4-1: Programación de las cirugías $a$ , $b$ y $c$ .....	76
Figura 4-2: Programación de las cirugías $a$ y $b$ cancelando previamente $c$ .....	77
Figura 4-3: Seudocódigo de la metaheurística .....	78
Figura 4-4: Seudocódigo del GA .....	79
Figura 4-5: Representación de los individuos en el GA .....	80
Figura 4-6: Seudocódigo de la CH.....	81
Figura 4-7: Diferencia de los costos totales con respecto a la simulación al variar $\omega$ .....	85
Figura 4-8: Diferencia de los costos totales al comparar el valor de la simulación de cada programación con respecto a la mejor programación encontrada, variando $\omega$ .....	85
Figura 4-9: Tiempos de resolución del algoritmo al variar $\omega$ .....	86
Figura 4-10: Trade-off entre la media y SD al variar $\theta$ con $\alpha=0,5$ .....	91
Figura 4-11: Costos de cancelación de último minuto al variar $\theta$ con $\alpha=0,5$ .....	94
Figura 4-12: Costos de tiempo adicional al variar $\theta$ con $\alpha=0,5$ .....	95
Figura 4-13: Costos de tiempo de espera al variar $\theta$ con $\alpha=0,5$ .....	96
Figura 4-14: Costos de tiempo extra al variar $\theta$ con $\alpha=0,5$ .....	97

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERÍA

## **PROGRAMACIÓN EFICIENTE DE SALAS DE OPERACIONES**

Tesis enviada a la Dirección de Postgrado en cumplimiento parcial de los requisitos para el grado de Doctor en Ciencias de la Ingeniería

**GUILLERMO OCTAVIO LATORRE NÚÑEZ**

### **RESUMEN**

La programación de las salas de operaciones (ORs) es una actividad que consiste principalmente en asignar y secuenciar las cirugías en las ORs. Esta actividad es de vital importancia, debido a que las ORs están entre los recursos más caros en hospitales y clínicas. Pero la programación de las ORs es difícil porque cada cirugía requiere una combinación particular de recursos humanos, así como diferentes equipos y materiales. También, después de la realización de cada cirugía, se requiere una cama post anestésica para que el paciente se recupere. Además, las ORs deben ser programadas bajo la incerteza en la duración de las cirugías y la posible llegada de cirugías de emergencias, las cuales deben ser atendidas dentro de un tiempo limitado. Una programación deficiente de las ORs puede generar, entre otros efectos indeseados, retrasos en los horarios establecidos para cada operación, exceso de horas extras, incluso la cancelación de algunas cirugías. Esto afecta directamente los costos del hospital, pero también la satisfacción del paciente y los cirujanos.

Esta tesis está compuesta por tres artículos en los cuales se proponen modelos de programación matemática y algoritmos de resolución eficientes que resuelven el problema de la programación de las ORs bajo diferentes consideraciones. En cada uno de los artículos entregamos extensos resultados computacionales.

En el *Primer Artículo* programamos las ORs considerando simultáneamente, por primera vez, quirófanos, camas de recuperación post anestesia, los recursos necesarios para la cirugía y la posible llegada de cirugías de emergencia. Proponemos un modelo de programación lineal entero que permite encontrar soluciones óptimas para instancias de tamaño pequeño, lo transformamos utilizando constraint programming y desarrollamos una metaheurística que resuelve instancias de mayor tamaño.

En el *Segundo Artículo* programamos las ORs mediante un enfoque robusto considerando la incerteza en la duración de las cirugías. Además, incluimos la decisión de cancelar cirugías durante la programación de las ORs. El objetivo es que, al aplicar la programación en la práctica, se minimice el valor esperado de la suma de los costos de tiempos de espera, tiempos extra, tiempo adicional al extra y costos de cancelar las cirugías tanto al momento de programarlas como en el último minuto. Desarrollamos una metodología que permite incorporar márgenes de retraso en las cirugías dependiendo de la aversión al riesgo de retraso del programador, lo cual permite variar la programación dependiendo del nivel de riesgo seleccionado. También, desarrollamos una metaheurística eficiente.

En el *Tercer Artículo* proponemos un modelo estocástico para la programación de cirugías, que incorpora incertidumbre en el tiempo de duración de éstas, la posible llegada de cirugías de emergencia y la decisión de cancelación anticipada de cirugías, con un costo menor al de las cancelaciones de último minuto. Al igual que en el segundo artículo el objetivo consiste en minimizar los costos, pero ahora incorporamos los de cancelación de último minuto de las cirugías. Desarrollamos una metaheurística capaz de entregar soluciones de buena calidad en un tiempo razonable de ejecución.

Miembros de la Comisión de Tesis Doctoral  
VLADIMIR MARIANOV  
ANDRÉS WEINTRAUB  
JORGE VERA  
CARLOS OBREQUE  
MOZART MENEZES  
JORGE VASQUEZ  
Santiago, Enero, 2018

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DE CHILE  
ESCUELA DE INGENIERÍA

## EFFICIENT SCHEDULING OF OPERATING ROOMS

Thesis submitted to the Office of Research and Graduate Studies in partial fulfillment of the requirements for the Degree of Doctor in Engineering Sciences by

**GUILLERMO OCTAVIO LATORRE NÚÑEZ**

### ABSTRACT

Operating room (OR) programming is an activity concerning allocation and sequencing of surgeries in the ORs. This activity is of vital importance because ORs are among the most expensive resources in hospitals and clinics. OR programming is difficult because, in addition to the OR itself, each surgery requires a particular combination of human resources, as well as different equipment and materials. Also, after performing each surgery, a post anesthetic bed is required for the patient recovery. In addition, the ORs should be programmed under uncertainty in the duration of surgeries and the possible arrival of emergency surgeries, which must be attended within a limited time. Poor scheduling of the ORs can lead to undesirable effects like delays in the schedules established for each operation, excessive overtime, even cancellation of some surgeries. These effects directly impact hospital costs, but also patient and surgeon satisfaction.

This thesis is composed by three articles in which mathematical programming models and efficient resolution algorithms are proposed. We aim to solve the OR programming problem under different considerations. In each of the articles we provide extensive computational experiments, aggregated numerical results and managerial insights.

In the *First Article* we program the ORs simultaneously considering, for the first time in the specialized literature, operating theaters, post anesthesia recovery beds, the resources

necessary for surgery and the possible arrival of emergency surgeries. We propose a mixed-integer linear programming model that allows finding optimal solutions for small sized instances. Then we transform our model using constraint programming. Finally, we develop a metaheuristic procedure that solves larger instances.

In the *Second Article* we program the ORs through a robust approach, considering uncertainty in the duration of the surgeries. In addition, we include surgery cancellation decisions during the OR programming. The objective is, when applying the program in practice, to minimize the expected value of the sum of the costs of waiting times, extra time, time in excess to the extra time and costs of canceling surgeries, both when programming them and in the last minute. We developed a methodology that allows incorporating margins of delay in the surgeries depending on the delay risk aversion of the programmer, which allows us to vary the programming depending on the desired level of risk. Also, we developed an efficient metaheuristic.

In the *Third Article* we propose a stochastic model for the programming of surgeries, which incorporates uncertainty in the duration of these surgeries, the possible arrival of emergency surgeries and the decision of early cancellation of surgeries, at a lower cost than cancellations of last minute. As in the second article, the objective is to minimize costs, but now incorporating last-minute cancellation of surgeries. We developed a metaheuristic capable of providing good quality solutions in a reasonable execution time.

## 1. INTRODUCCIÓN

Los problemas de optimización en el área de la salud han recibido una considerable atención por más de tres décadas. Más recientemente, debido a los cambios globales de natalidad y expectativas de vida, los temas relacionados con la optimización en la atención en salud se han vuelto notablemente importantes y han captado gran interés de la comunidad de investigación de operaciones (Rais & Viana, 2011).

En la última década se han publicado un gran número de trabajos relacionados con la optimización en el área de la salud, sobre temas tales como: la localización de centros de salud (Daskin & Dean, 2004; Marianov et al., 2001); localización de vehículos de emergencia (Araz et al., 2007); problemas de inventario relacionado con la determinación de stock de los productos de un almacén hospitalario (Little & Coughlan, 2008); asignación de recursos a entidades de salud (Flessa, 2003); determinación de los niveles adecuados de reservas de vacunas pediátricas (Jacobson et al., 2006); programación de turnos para enfermeras (Burke et al., 2008); reducción del tiempo de ciclo de un paciente (Jiang & Giachetti, 2008); la asignación de pacientes a la sala de operación (Zhang et al., 2008); coordinación táctica de laboratorios clínicos (Zaerpour et al., 2017); entre otros.

Sin embargo, la comunidad de investigación de operaciones ha mostrado gran inquietud hacia los problemas relacionados con la programación de las Salas de Operaciones (ORs) (Cardoen et al., 2010). La principal razón por la cual existe este interés radica en que las ORs son el recurso más costoso (B. Denton et al., 2007) y también una de las principales fuentes de ingresos que gestiona un hospital. Independientemente si el problema de la programación de las ORs ocurre en hospital público (Spratt & Kozan, 2016), privado o universitario (Aringhieri et al., 2015; Ghazalbash et al., 2012), se pueden definir diferentes características asociadas al problema:

- Existen 3 tipos principales de cirugías: las cirugías electivas, las cirugías de urgencia y las cirugías de emergencia. Las cirugías electivas son aquellas cirugías que pueden ser programadas de antemano, siendo este grupo de cirugías las únicas que pueden ser ingresadas en la Tabla Operatoria (OT) (Latorre-Núñez et al., 2016). Las cirugías de urgencia son aquellas cirugías que requieren una pronta atención, pero pueden esperar una cantidad prudente de horas. Las cirugías de emergencia son cirugías que aparecen en cualquier instante del día y deben ser atendidas lo antes posible, por lo general dentro de la primera hora.
- La programación de las ORs puede ser jerarquizada distinguiendo diferentes problemas dependiendo del nivel de decisión. En el *nivel estratégico* se resuelve especialmente un problema de asignación de recursos. Este consiste en determinar la asignación de bloques de tiempo a cada especialidad quirúrgica. Por lo tanto, aquí se deben determinar el personal médico necesario y los costos relevantes. También en este nivel, se deben resolver problemas como el dimensionamiento de la unidad de cuidados post anestesia (PACU), la unidad de cuidados intensivos (ICU), etc. En el *nivel táctico* se resuelve principalmente el problema de la construcción del programa maestro de cirugías MSS (Spratt & Kozan, 2016). El MSS es un calendario cíclico (1-3 meses por ejemplo) en el cual se define el número de ORs disponibles, el tiempo que permanecerán abiertas estas ORs y las especialidades quirúrgicas a las cuales está asignada la OR en un determinado día. En el *nivel operacional* se resuelve el problema de la programación individual de las cirugías. Aquí es necesario determinar la fecha de las cirugías y la programación diaria de las ORs. Para determinar la fecha de operación es necesario considerar la lista de espera de pacientes que requieren cirugía, la prioridad del paciente, la disponibilidad de camas, la cantidad de tiempo destinada a una especialidad quirúrgica un determinado día, etc. Luego, para el conjunto de cirugías asignadas a un día en particular, es necesario programar la OT. La programación de la OT consiste básicamente en asignar y secuenciar las cirugías en las ORs, determinando un horario de inicio para cada

cirugía. Esta actividad es de muy corto plazo (May et al., 2011), realizándose 24-48 horas previo a la ejecución de la OT.

- Para agendar las cirugías, existen tres diferentes formas: la programación abierta, la programación por bloques y la programación por bloques modificada (Fei et al., 2009; Guerriero & Guido, 2011). La programación abierta permite asignar las cirugías de acuerdo a la conveniencia de los cirujanos. El programa se construye a medida que se van ingresando las cirugías de acuerdo a la política First-Come, First-Served. La programación por bloques consiste en asignar bloques de tiempo para cada especialidad quirúrgica. Este tipo de programación requiere conocer el número de ORs disponibles cada día y la cantidad de tiempo que se encontrarán abiertas durante un determinado periodo, para así poder construir el MSS. El tiempo asignado a cada especialidad quirúrgica para un determinado día dependerá del MSS. Luego, cada especialidad quirúrgica puede asignar las cirugías considerando la disponibilidad de tiempo y la duración media de las cirugías. La programación por bloques modificada programa las cirugías por bloques considerando dejar algunos bloques libres para ser manejadas en forma abierta.

En esta tesis nos centraremos en el nivel operacional, específicamente en la programación de la OT. Consideramos que cada especialidad quirúrgica cuenta con una cantidad de bloques de tiempo asignada para un determinado día. De acuerdo a la disponibilidad de tiempo de ese día, cada especialidad quirúrgica determina las cirugías electivas que deben ser intervenidas. En ocasiones también se deben considerar aquellas cirugías que han sido canceladas la jornada anterior.

En la programación de la OT intervienen muchos factores que dificultan su programación. Entre estos factores se encuentran la disponibilidad de los recursos tanto humanos como de equipamiento e instrumental necesarios para realizar una cirugía, además de la disponibilidad de camas en la PACU y en la UCI. Otro factor clave que dificulta la programación de la OT es la incertidumbre propia del problema. Esta

incertidumbre es producida principalmente por la duración incierta de las cirugías y la llegada de las cirugías de emergencia. Un manejo inapropiado de la incertidumbre puede provocar una serie de efectos no deseados, impactando en la satisfacción del paciente y equipo quirúrgico, y además en los costos del hospital. Pero el efecto que todo hospital quisiera evitar consiste en la cancelación de una cirugía electiva el mismo día de la operación.

El objetivo principal de esta tesis consiste en desarrollar herramientas de apoyo al tomador de decisiones (programador de la OT) al momento de la programación de la OT. Estas herramientas se deben basar en modelos matemáticos y algoritmos de resolución eficientes, que consideren los recursos utilizados por las cirugías y la incertidumbre inherente del problema.

Esta tesis consta de tres artículos que resuelven el problema de la programación de la OT considerando diferentes factores que dificultan su programación, los artículos son: *“Programación de las salas de operaciones considerando todos los recursos, camas de recuperación post anestesia y las cirugías de emergencia”*; *“Programación de las salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías y decisiones de cancelación”*; y *“Programación de múltiples salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías, inclusión de cirugías de emergencia y cancelación de cirugías”*.

### 1.1. Programación de las salas de operaciones considerando todos los recursos, camas de recuperación post anestesia y las cirugías de emergencia.

Existen muchos factores relacionados con los recursos que influyen en la programación de las ORs: la disponibilidad de recursos humanos (cirujanos, enfermeras, anestesistas, etc.) (Nadine Meskens et al., 2013; Roland et al., 2006), recursos físicos (equipo especializado, instrumental, etc.) (Roland et al., 2006), la disponibilidad de camas de recuperación, la PACU, disponibilidad de camas en la ICU, etc.

Por otra parte, la mayoría de los trabajos que consideran las cirugías de emergencia en el problema de la programación de las ORs lo hacen para poder determinar el impacto que produce la llegada de las cirugías de emergencia en la programación determinada (Adan et al., 2011; Freeman et al., 2015; Heydari & Soudi, 2015; Stepaniak & Dexter; Wullink et al., 2007). Sin embargo, cuando llega una cirugía de emergencia esta debe ser atendida dentro de la primera hora, criterio conocido como la ‘regla de oro’ (Fleet & Poitras, 2011; Newgard et al., 2010), siendo este factor rara vez tomado en cuenta. J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012) se preocupan por minimizar el tiempo de espera máximo de una cirugía de emergencia antes de ser atendida, utilizando un enfoque determinístico en el cual asumen que no existen tiempos muertos en el programa.

El Capítulo 2 trata el problema de la programación de la OT considerando conjuntamente por primera vez los recursos humanos y físicos que intervienen en el proceso, la etapa de recuperación post anestesia y las cirugías de emergencia. Para incorporar la llegada de cirugías de emergencia nos basamos en el enfoque propuesto por J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012), pero en lugar de minimizar el tiempo máximo de espera, utilizamos este concepto y lo transformamos en una restricción de nuestro problema, respetando la ‘regla de oro’, asumiendo que una cirugía no puede esperar más 60 minutos para ser atendida. También, extendemos el enfoque propuesto por J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012) incorporando los tiempos muertos dentro del cálculo del tiempo espera. Basándonos en los resultados presentados por Wullink et al. (2007) no consideramos ORs dedicadas exclusivamente a las cirugías de emergencia.

## 1.2. Programación de las salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías y decisiones de cancelación.

Un factor relevante que afecta la programación de las ORs, es la incertidumbre en los tiempos de duración de las cirugías. Éste es sin lugar a dudas uno de los factores clave a tener en cuenta al momento de programar la OT. La duración incierta de las cirugías

puede producir muchos efectos no deseados, entre ellos, retrasos, tiempos ociosos, horas extras, cancelación de último minuto de cirugías, etc.

Los retrasos con respecto a la hora de inicio programada constituyen los tiempos de espera del paciente y staff médico. Si estos tiempos de espera son largos se traduce en una insatisfacción del paciente y los cirujanos. Las horas extras por su parte, producen insatisfacción de parte del equipo quirúrgico principalmente de las enfermeras y anestesistas quienes deben trabajar más allá de su jornada laboral. Las horas extras no sólo provocan insatisfacción del personal, sino también un aumento importante en los costos del hospital. Pero sin lugar a dudas, la cancelación de cirugías es uno de los efectos menos deseados por cualquier hospital.

Podemos separar las cancelaciones de cirugías en anticipadas y de último minuto (Adan et al., 2011). Las cancelaciones anticipadas son todas aquellas que se producen antes del día de operación, mientras que las de último minuto son las que se producen durante la jornada de trabajo. Lógicamente, la cancelación anticipada tiene un costo mucho menor al de la cancelación realizada en el último minuto. Aun cuando las cancelaciones no se produzcan habitualmente, el suspender una cirugía programada tiene un alto impacto en la satisfacción del paciente y los cirujanos (Wang et al., 2014). Por una parte la cancelación de la cirugía provoca un stress considerable en el paciente (Kim & Horowitz, 2002) y un quiebre en los horarios del cirujano.

En el Capítulo 3 estudiamos el problema de la programación de la OT considerando las duraciones inciertas de las cirugías, y la decisión de cancelación anticipada de una o varias cirugías que tienen fecha de ingreso en la OT.

Existen diversos trabajos que han incorporado de alguna forma la duración incierta de las cirugías (Bai et al., 2016; Batun et al., 2010; Brian Denton & Gupta, 2003; B. Denton et al., 2007; Freeman et al., 2015; Heydari & Soudi, 2015; Landa et al., 2016; Lee & Yih, 2014; C. Mancilla & R. Storer, 2012; Mancilla & Storer, 2013; Marcon & Dexter, 2006; Souki, 2011). Por otra parte, la cancelación de las cirugías ha sido tratada escasamente. Casi la totalidad de los trabajos se basan en estudios retrospectivos (Kumar

& Gandhi, 2012; Macarthur et al., 1995; Mangan et al., 1992; McWhinnie et al., 1994; Sanjay et al., 2007) y prospectivos (Pollard & Olson, 1999; Schuster et al., 2011) que son en gran medida estudios observacionales (van Klei et al., 2002). Sólo una muy pequeña parte involucra de alguna forma las cancelaciones con el proceso de la programación de las ORs: incorporando las cancelaciones en el proceso de la planificación de las ORs (Kim & Horowitz, 2002); utilizando las cancelaciones como medida de rendimiento (M. J. Persson & Persson, 2010); como estrategia de asignación de cirugías (Tung et al., 2010); como regla de programación para determinar la utilización de los recursos (Adan et al., 2011); y utilizando las cancelaciones como medida de riesgo al momento de asignar cirugías a las ORs (Wang et al., 2014). Por lo tanto, de acuerdo a nuestro conocimiento, no existen trabajos que hayan considerado cancelar anticipadamente una cirugía que cuenta con fecha de ingreso en la OT.

El objetivo de la programación de la OT presentada en el Capítulo 3 consiste en minimizar en la práctica la suma de los valores esperados de los costos de tiempos de espera, costos de tiempo extra, costos de tiempo adicional (exceso de tiempo extra), costos de tiempo regular y los costos de cancelación de las cirugías. Para incorporar la duración incierta de las cirugías desarrollamos una metodología basada un enfoque robusto. Hans et al. (2008) ha utilizado el enfoque para realizar la asignación de las cirugías a las ORs considerando una holgura para cada OR, pero no efectúan la secuencia ni tampoco determinan los horarios de las cirugías.

### 1.3. Programación de múltiples salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías, inclusión de cirugías de emergencia y cancelación de cirugías.

Incorporando la incerteza de la duración de las cirugías es posible determinar los costos esperados relacionados con los tiempos de espera, costos de tiempo extra, costos de cancelación de último minuto, etc., para una programación en particular, tal como se muestra en el Capítulo 3. Pero ¿qué sucede si se considera en el problema la llegada de cirugías de emergencia?, ¿cambia la asignación y secuencia de las cirugías?, ¿aumentan

los niveles de costos?, ¿qué sucede con las cancelaciones anticipadas y de último minuto?. En el Capítulo 3 también se demostró la importancia de considerar la decisión de cancelación anticipada al momento de programar la OT. Pero ¿es posible mejorar la programación al incorporar la decisión de cancelación de último minuto dentro del problema?.

En el Capítulo 4 resolvemos las interrogantes planteadas al extender el problema presentado en el Capítulo 3, aumentando su complejidad al incorporar la llegada de las cirugías de emergencia. Además de la toma de decisión de cancelar una cirugía anticipadamente, incluimos dentro del problema la decisión de cancelar las cirugías en el último minuto. A diferencia del enfoque robusto utilizado en el Capítulo 3, en el Capítulo 4 utilizamos un modelo estocástico de dos etapas.

#### 1.4. Contribución de la tesis

Los aportes de esta tesis son varios, los cuales se detallan en los siguientes capítulos de esta tesis y se resumen a continuación:

En el Capítulo 2, se consideran por primera vez en forma simultánea al momento de programar la OT las ORs, los recursos necesarios para efectuar cada cirugía, la PACU y las cirugías de emergencia. La metodología utilizada para manejar los recursos permite considerar cualquier tipo de recurso que pueda ser medido en base al tiempo de utilización. Para manejar la llegada de las cirugías de emergencia, extendemos el enfoque propuesto por J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012) lo cual permite considerar los tiempos ociosos. Proponemos diferentes herramientas para resolver el problema y evaluamos los resultados utilizando test computacionales.

En el Capítulo 3, se incorpora por primera vez la cancelación anticipada de las cirugías como decisión al momento de asignar y secuenciar las cirugías en las ORs. Desarrollamos un enfoque robusto que permite encontrar diferentes soluciones dependiendo del nivel de riesgo utilizado. Entregamos diferentes alternativas al

programador con respecto a los diferentes niveles de riesgo, en qué rango se encuentran las mejores soluciones y cuales resultan en un menor costo real. Desarrollamos una metaheurística eficiente, que permite encontrar soluciones rápidamente. Entregamos un completo análisis a través de resultados computacionales.

En el Capítulo 4 extendemos el problema planteado en el Capítulo 3 de esta tesis, incorporando en éste, explícitamente, la llegada de cirugías de emergencia y la decisión de cancelación de último minuto. Estudiamos la robustez de la programación mediante la desviación estándar de los costos totales. Proponemos un modelo estocástico de dos etapas que resuelve el problema, el cual es capaz de considerar explícitamente en la misma formulación tanto las cirugías canceladas anticipadamente, como en el último minuto. Proponemos también un enfoque de resolución eficiente basado en una metaheurística.

En adelante la tesis tendrá la siguiente estructura. En el Capítulo 2 se presenta el artículo *“Scheduling operating rooms with consideration of all resources, post anesthesia beds and emergency surgeries”*, publicado en la revista *Computers & Industrial Engineering*. En el Capítulo 3 se presenta el artículo *“Programación de las salas de operaciones bajo incerteza la duración de las cirugías y decisiones de cancelación”*. En el Capítulo 4 se presenta el artículo *“Programación de múltiples salas de operaciones bajo incerteza en la duración de las cirugías, inclusión de cirugías de emergencia y cancelación de cirugías”*. Finalmente en el Capítulo 5 se presentan las conclusiones de la tesis.

## **2. PROGRAMACIÓN DE LAS SALAS DE OPERACIONES CONSIDERANDO TODOS LOS RECURSOS, CAMAS DE RECUPERACIÓN POST ANESTESIA Y LAS CIRUGÍAS DE EMERGENCIA.**

### 2.1. Introducción

La relevancia del problema de la planificación y programación de las salas de operaciones (ORs) viene del hecho que las ORs se encuentran entre los recursos más caros y fundamentales de un hospital (Cardoen et al., 2010; Guerriero & Guido, 2011). Entre otras consecuencias, una pobre programación puede generar intervalos de tiempo ociosos, excesos en las horas extras, retrasos y cancelaciones de cirugías, lo que se refleja en costos excesivos y pérdida de ingresos para el hospital.

El proceso de la programación de las cirugías en las ORs tiene dos etapas principales: la asignación diaria de pacientes y la apropiada secuencia de las cirugías (B. Cardoen et al., 2009; Guerriero & Guido, 2011). La primera etapa consiste en determinar el conjunto de pacientes que deberían ser operados en un día particular sobre un horizonte de planificación determinado (Guinet & Chaabane, 2003). Los pacientes que son candidatos para una cirugía son generalmente seleccionados de la lista de espera de pacientes que son generadas por el hospital (M. Persson & Persson, 2009). Esta selección se realiza en base a la disponibilidad de los recursos, la prioridad de la cirugía y el tiempo de permanencia del paciente en la lista de espera. En este paso, se asigna el cirujano que realizará la operación. En el segundo paso, se realiza la programación diaria de cada OR, lo que se conoce como la programación de la tabla quirúrgica o tabla operatoria (OT). Esta actividad determina el secuenciamiento de las cirugías en las ORs y se programa con 24 a 48 horas de antelación (May et al., 2011). Nosotros nos concentramos en el segundo paso del proceso de programación de cirugías, es decir, la programación de la OT.

El programador debe construir la OT teniendo en cuenta la disponibilidad de las ORs, así como de los recursos humanos y físicos necesarios para llevar a cabo cada cirugía. Al mismo tiempo, el programador debe considerar la disponibilidad de camas en la unidad de cuidados post anestesia (PACU) para los pacientes, asegurándose de que la OR no esté bloqueada, lo que afectaría a la cirugía siguiente. El no considerar alguno de estos recursos físicos o humanos puede conducir a la cancelación de cirugías programadas.

Normalmente, el programador de la OT suele ser un médico o enfermera, familiarizado con el proceso de cada una de las cirugías que deben ser programadas. Sin embargo, aun cuando el programador está familiarizado con los elementos, tiempo y cuidados necesarios para realizar las cirugías, lograr una buena programación es un proceso sumamente complicado cuando se requiere manejar un gran número de factores en forma simultánea. Adicionalmente, cada día, un número de cirugías de emergencia llega al hospital las que deben ser atendidas lo antes posible. Así, aun cuando los cirujanos sean sumamente eficientes durante el acto quirúrgico, gran cantidad de tiempo desperdiciado ocurre debido principalmente a una pobre programación.

Nuestra principal contribución es la construcción de la OT considerando por primera vez simultáneamente las ORs, las camas de la PACU, recursos y las cirugías de emergencia. Proponemos diferentes herramientas para resolver el problema y las evaluamos mediante pruebas computacionales.

El resto del trabajo está organizado como sigue: Sección 2.2 se revisa la literatura. Sección 2.3 se describe el problema. Sección 2.4 se presenta un enfoque de solución exacto y las herramientas propuestas para resolver el problema. Sección 2.5 se describe la metaheurística. Sección 2.6 presenta y describen los experimentos computacionales.

## 2.2. Revisión de literatura

La programación de las ORs es un tema bastante amplio y una detallada revisión se puede encontrar en los trabajos Cardoen et al. (2010) y Guerriero and Guido (2011).

Aquí, nos enfocamos en la literatura directamente relacionada. Entre los trabajos relevantes se encuentra Jebali et al. (2006) y Dekhici and Belkadi (2010), en los cuales la asignación y secuenciamiento de las cirugías son tratadas como un flow shop flexible (FSF), sin considerar ninguno de los recursos adicionales requeridos en el proceso de programación. Roland et al. (2006) y Roland et al. (2010) enfatizan la importancia de considerar los recursos adicionales, especialmente los humanos, en el proceso de la programación de las cirugías pero no tienen en cuenta la etapa de recuperación post anestesia.

En Pham and Klinkert (2008), cada cirugía es descrita como una secuencia predeterminada de actividades con un máximo de tiempo de espera permitido entre dos actividades consecutivas, donde a cada una de las actividades se le asigna un conjunto de recursos. Los autores desarrollan un modelo de programación lineal entera (MILP). Vijayakumar et al. (2013) consideran los recursos materiales en el problema y lo modelan como un dual bin-packing problem. Dado el número de días y los recursos disponibles para la programación, maximizan el número total de cirugías a programar. Los autores formulan el problema como un MILP y desarrollan una heurística para resolver el problema sin considerar la segunda etapa (recuperación). La afinidad de trabajo del grupo quirúrgico (grupo de cirujanos, enfermeras y personal que usualmente trabajan juntos) es incluida como una limitación en Nadine Meskens et al. (2013), donde se utiliza constraint programming (CP) para resolver el problema. Lee and Yih (2014) determinan los tiempos de inicio de las cirugías en las ORs en base a la disponibilidad de camas en PACU y la incertidumbre de la duración de las tareas. El problema lo abordan como un job shop flexible con tiempos difusos. Para resolver, desarrollan un algoritmo genético (GA) que determina el ordenamiento de las cirugías y una heurística para determinar los tiempos de inicio.

Las cirugías de emergencia no pueden ser programadas con anterioridad, debido a que pueden llegar en cualquier momento del día. Sin embargo, estas deben ser atendidas prontamente. Para hacer frente a este tipo de incertidumbre, Erdem et al. (2012) formulan un modelo MILP y un GA que permite realizar la reprogramación de las

cirugías electivas. El modelo propuesto minimiza los costos de posponer cirugías, las horas extras de trabajo y el costo de rechazar un paciente de emergencia y desviarlo a un hospital diferente. Wullink et al. (2007) utilizan simulación para evaluar la reserva de horarios para las cirugías de emergencia. Se evalúan 2 metodologías tradicionales que son a) concentrar toda la capacidad de reserva en las ORs destinadas exclusivamente a cirugías de emergencia y b) reservar de manera uniforme la capacidad en todas las ORs destinadas a las cirugías electivas. Las medidas de rendimiento son el tiempo de espera, las horas extras de personal y la utilización de las ORs. Concluyen que el segundo enfoque resulta ser el más eficiente. J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012) estudian como minimizar el tiempo de espera de una cirugía de emergencia, para esto introducen dos nuevos conceptos: el “break in momento” (BIM) que corresponde a los momentos exactos en los cuales se puede realizar una cirugía de emergencia luego de haber concluido una cirugía electiva, y el “break-in-interval” (BII), que se define como el intervalo entre dos BIMs consecutivos. Lo que se busca es que los BIMs estén lo más uniformemente distribuidos durante el día, para lo cual minimizan el máximo BII. Los autores asumen que las cirugías son programadas sin tiempos muertos entre las operaciones. De acuerdo a la literatura, existe la llamada “hora de oro”, que consiste en darle atención a un paciente de emergencia que ha tenido una lesión traumática, en un lapso de tiempo de no más de una hora (Fleet & Poitras, 2011; Newgard et al., 2010).

Sintetizamos la literatura principal en la Tabla 2-1, resumiendo los trabajos relacionados. La primera columna lista los autores, mientras que desde la segunda hasta la séptima columna muestran las características del problema estudiado. Como se muestra en la Tabla 2-1 la mayoría de los trabajos abordan parcialmente las características involucradas en el problema. Nuestro modelo cubre la mayor parte de las características: la programación se realiza minimizando el makespan y considerando el tiempo de espera de las cirugías de emergencia, secuenciamiento y asignación individual de todo el personal médico así como de todos los recursos, y considerando la dos etapas importantes: las ORs y camas de recuperación.

Tabla 2-1: Resumen de la literatura relacionada con la programación de las ORs

Literatura	Tipo de problema	Staff medico	Tipo de Recursos	Aspectos estocásticos	Método de solución	Criterios
Addis et al. (2015)	1-2	-	-	1	1	10
Augusto et al. (2010)	1	-	1-5	-	7	2
B. Cardoen et al. (2009)	1	1	1-4-5	-	1-4	3-4-5-10
Brecht Cardoen et al. (2009)	1	1	1-4-5	-	1-8-9	3-4-5-10
Dekhici and Belkadi (2010)	1	-	1	-	1-5	1
Dios et al. (2015)	3	1	-	-	1-4	10
Erdem et al. (2012)	2	1-3	1-3	2	1-3	3-6-10
Fei et al. (2009)	3	1	-	-	1-4	3-6-7
Fei et al. (2010)	1-3	1	1	-	3-4	3-6-7-9
Guinet and Chaabane (2003)	1-3	1	1-3	-	1-4	3-6-10
Guo et al. (2014)	-	2	-	1	1	6-10
Jebali et al. (2006)	1-3	1	1-3	-	1	3-6-10
Lee and Yih (2014)	1	-	1	1	3-4	2-9-10
Marcon and Dexter (2006)	1	1	1	1	4-6	7-10
Marcon et al. (2003)	1	1	1-5	-	6	4-10
Marques et al. (2012)	1-3	1	-	-	1	10
Marques et al. (2014)	1-3	1	-	-	1-3	10
Nadine Meskens et al. (2013)	1	1-2-3	1-4	-	2	1-3-10
Paoletti and Marty (2007)	-	3	-	1	6	10
Perdomo et al. (2006)	1	-	1-5	-	1	2
M. Persson and Persson (2009)	1-3	1	1	-	1-6	3-6-10
Pham and Klinkert (2008)	1-2	1-2-3	1-2-3	-	1-7	1
Roland et al. (2006)	1-3	1-2-3	5	-	1-3	3-8
Roland et al. (2010)	1-3	1-2-3	5	-	1-3	3-8
J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012)	1	-	-	2	1-4-6	10
J. T. van Essen, J. L. Hurink, et al. (2012)	2	1-2-3	1-3	2-3	1	10
Vijayakumar et al. (2013)	1-3	1-2	3	-	1-4	10
Wullink et al. (2007)	-	-	-	2	6	3-7-10
Our model	1	1-2-3	1-3-4-5	1-2	1-2-5	1

**Tipo de problema:** 1 (programación); 2 (reprogramación); 3 (planificación). // **Staff medico:** 1 (cirujano); 2 (enfermera); 3 (anestesiista). // **Tipo de recurso:** 1 (camas de recuperación); 2 (ICU); 3 (equipo); 4 (instrumentos); 5 (otros) // **Aspectos estocásticos:** 1 (duración de la cirugía); 2 (cirugías de emergencia); 3 (cancelación de cirugías). // **Método de solución:** 1 (modelo de programación matemática); 2 (CP); 3 (GA); 4 (otras heurísticas); 5 (metaheurísticas); 6 (simulación); 7 (relajación lagrangeana); 8 (programación dinámica); 9 (Branch-and-price). // **Criterios:** 1 (makespan); 2 (total tiempo de finalización); 3 (sobretiempo); 4 (número de camas); 5 (tiempo de inicio); 6 (costos); 7 (utilización de la OR); 8 (apertura de OR); 9 (tiempo ocioso); 10 (otros).

### 2.3. Descripción del problema

El proceso de cirugía de un paciente consta de dos etapas principales Jebali et al. (2006). La primera corresponde al uso de la OR y se divide en la preparación de la OR para la cirugía, la cirugía misma (acto quirúrgico), y la limpieza de la OR. La segunda etapa es la recuperación post anestesia del paciente, que ocurre en una cama de la PACU.

En general, las ORs tienen tamaños y características diferentes. Por lo tanto, una cirugía sólo puede ser asignada a una OR que reúna las condiciones necesarias para dicha intervención. También, pueden existir prioridades entre las cirugías. Por ejemplo, puede ser necesario mover al final del día aquellas cirugías que puedan contaminar en un mayor grado una OR.

Cada cirugía cuenta con un médico o cirujano previamente asignado. El médico solo se encuentra presente durante el acto quirúrgico y requiere de cierta cantidad de tiempo entre cirugías (principalmente aseo, cambio de indumentaria y descanso) que depende de la duración de la última cirugía realizada.

Durante el acto quirúrgico, las cirugías requieren de recursos adicionales, muchas veces escasos. Estos recursos pueden ser enfermeras, anestesistas y otros profesionales, o recursos físicos (instrumental, aparatos de rayos, etc.). Pueden existir una o más unidades de un determinado tipo de recurso (humano o físico). El recurso asignado, debe estar presente durante la preparación y acto quirúrgico de la cirugía, y tiene un tiempo de preparación fijo, que depende del tipo de recurso utilizado.

Una vez finalizada la cirugía, el paciente debe pasar inmediatamente a una cama de la PACU. Algunos pacientes, después de la cirugía, requieren cuidados especiales y tienen que ser transportados a la ICU. Por lo tanto, la recuperación post anestesia puede requerir una cama especial.

Además, las cirugías de emergencia pueden aparecer en cualquier momento y deben ser atendidas dentro de un tiempo límite de espera máximo.

El objetivo del problema consiste en minimizar el tiempo de cierre de la última OR en uso (makespan).

## 2.4. Enfoques exactos propuestos

El problema de la programación de las ORs, recursos y PACU puede ser visto como un problema de programación flow shop híbrido (HFS). Este es un problema combinatorial NP-Hard (Gupta, 1988). Para conocer más acerca del HFS ver Ruiz and Vazquez-Rodriguez (2010) y Ribas et al. (2010), así como las referencias ahí contenidas.

Un flow shop simple es un entorno en el que los productos, las tareas o trabajos, requieren procesamiento que involucra más de una etapa. Cada etapa consiste en una máquina, y agrega al resultado final. Un flow shop híbrido tiene más de una (paralelo) máquina en al menos una de las etapas, y todas las máquinas en la etapa pueden realizar la misma tarea o tener diferentes capacidades. Cada máquina puede procesar sólo un producto, tarea o trabajo, y cada tarea es procesada por sólo una máquina en cada etapa.

Nuestro primer enfoque es abordar el problema como HFS de dos etapas. Cada trabajo (cirugía) es asignado a exactamente a una máquina, pertenecientes al conjunto de máquinas paralelas en la etapa 1 (ORs), y exactamente a una máquina pertenecientes al conjunto de máquinas paralelas de la etapa 2 (camas en la PACU). En ambas etapas, hay un subconjunto de máquinas que pueden realizar el trabajo. Cada trabajo requiere de recursos adicionales para ser procesado. Hay tiempos de setup dependientes de la secuencia y una restricción de 'no wait' para pasar de la etapa 1 a la etapa 2. El objetivo es minimizar el makespan.

Finalmente, hay trabajos urgentes (cirugías de emergencia) que pueden llegar, que deben ser atendidos dentro de un tiempo estándar. Para tratar el tema de las cirugías de emergencia, basándonos en los resultados de Wullink et al. (2007), no consideramos la reserva especial de ORs. Por esto, utilizamos el enfoque propuesto por J. T. van Essen, E. W. Hans, et al. (2012) que busca minimizar el máximo tiempo de espera de una cirugía de emergencia, y lo transformamos en una restricción de nuestro problema, mientras limitamos el máximo tiempo de espera a un valor predeterminado (60 min en base a la 'regla de oro').

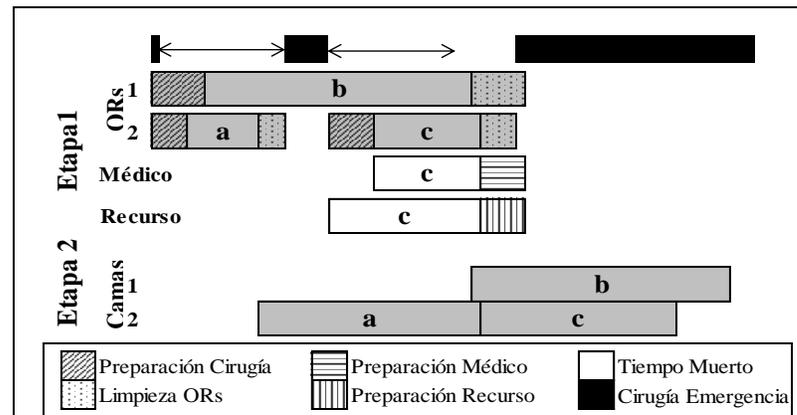


Figura 2-1: Programación de cirugías

La Figura 2-1 presenta un ejemplo en el cual 3 cirugías (*a*, *b* y *c*) son programadas en 2 ORs y 2 camas en la PACU. Notar que el inicio de la cirugía *c* es retrasado en la etapa 1, para tener disponibilidad de cama en la etapa 2 sin un periodo de espera. El cirujano asignado a la cirugía *c* sólo está presente durante el acto quirúrgico, mientras que el recurso utilizado (una enfermera, por ejemplo) está presente desde la preparación de la cirugía hasta que esta finaliza. Si se requiere atender una cirugía de emergencia, esta puede ser efectuada al inicio de la jornada, entre cirugías o al final del día. La doble flecha indica el límite de espera máximo para atender una cirugía de emergencia (una hora). Notar que este límite de tiempo no se cumple una vez comenzada la cirugía *c*. Si aparece una cirugía de emergencia, una vez comenzada *c*, ésta debe esperar hasta que *c* concluya. La finalización de la limpieza de *b* en la OR 1 determina el makespan.

Para resolver el problema, formulamos un MILP. Luego lo transformamos en una modelo de CP, ya que esta metodología ha demostrado producir soluciones factibles de buena calidad con un bajo costo computacional

### 2.4.1. Modelo MILP

La notación para el modelo es la siguiente.

#### Índices

$i, j$  cirugías.  
 $k$  ORs y camas en la PACU.  
 $h$  etapas.  
 $a$  médicos.  
 $r$  recursos.

#### Parámetros

$n$  número total de cirugías a programar.  
 $P_j^h$  tiempo de duración ( $h = 1$  es el acto quirúrgico,  $h = 2$  es la recuperación post anestesia) de la cirugía  $j$ .  
 $S_j$  tiempo de preparación de la cirugía  $j$ .  
 $L_j$  tiempo de limpieza de la cirugía  $j$ .  
 $S_j^a$  tiempo de preparación del cirujano  $a$ , luego de realizar la cirugía  $j$ .  
 $S_r$  tiempo de preparación para el recurso  $r$ .  
 $E_{\max}$  tiempo de espera máximo para una cirugía de emergencia.  
 $m^h$  número ORs/camas duración ( $h = 1$  es ORs,  $h = 2$  son camas).  
 $u_r$  unidades del recurso  $r$ .  
 $G$  número entero grande.

#### Conjuntos

$J$  conjunto de cirugías.  
 $K_j^h$  conjunto de ORs/camas ( $h = 1$  es ORs,  $h = 2$  son camas) donde puede ser asignada la cirugía  $j$ .  
 $K_j^2$  conjunto de camas post anestesia donde puede ser asignada la cirugía  $j$ .  
 $J_k^h$  conjunto de cirugías que pueden ser asignadas a la OR/cama  $k$  ( $h = 1$  es OR,  $h = 2$  es cama).  
 $M$  conjunto de cirujanos.  
 $M_a$  conjunto de cirugías asignadas al médico  $a$ .  
 $U$  conjunto de recursos.  
 $U_j$  conjunto de recursos que requiere la cirugía  $j$ .

- $J_r$  conjunto de cirugías que requieren del recurso  $r$ .  
 $B$  conjunto de cirugías que requieren de prioridad.  
 $B_j$  conjunto de cirugías que no puede preceder a la cirugía  $j$ .

Las siguientes, son las variables del modelo. Estas permiten determinar las asignaciones de las cirugías a las ORs en la etapa 1 y a las camas post anestesia en la etapa 2. Además, permiten la asignación de recursos y la programación de tal manera que el tiempo máximo de espera para las cirugías de emergencia,  $E_{max}$  se sobrepasa.

- $x_{jk}^h = 1$  si la cirugía  $j$ , en la etapa  $h$  ( $h=1$  es OR,  $h=2$  es cama), es asignada a la OR o cama  $k$ , 0 en caso contrario.  
 $y_{ij}^h = 1$  si el término de la cirugía  $i$  precede al término de la cirugía  $j$  en la etapa  $h$ , 0 en caso contrario.  
 $w_{ijr}^1 = 1$  si el comienzo de la cirugía  $i$  precede al término de la cirugía  $j$  y ambas cirugías requieren del recurso  $r$ , 0 en caso contrario.  
 $w_{ijr}^2 = 1$  si la cirugía  $i$  y la cirugía  $j$  son realizadas en paralelo en algún instante de tiempo común y ambas cirugías requieren del recurso  $r$ , 0 en caso contrario.  
 $z_{ij}^1 = 1$  si el gap entre el comienzo de la cirugía  $i$  y el término de la limpieza de la cirugía  $j$  es mayor a  $E_{max}$ , 0 en caso contrario.  
 $z_{ij}^2 = 1$  si el término de la limpieza de la OR donde se realizó la cirugía  $i$  precede al término de la limpieza de la OR de la cirugía  $j$ , 0 en caso contrario.  
 $z_{ij}^3 = 1$  si el tiempo de operación en paralelo de la cirugía  $i$  y la cirugía  $j$  es mayor a  $E_{max}$ , 0 en caso contrario.  
 $C_i^h =$  tiempo de finalización de la cirugía  $i$  en la etapa  $h$ .  
 $C_{max} =$  tiempo de cierre de la última OR.

La formulación del modelo es la siguiente:

$$\text{Min } C_{max} \quad (2.1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{k \in K_j^h} x_{jk}^h = 1, \quad \forall h = 1, 2; j \in J \quad (2.2)$$

$$C_i^h \leq C_j^h + G^*(1 - y_{ij}^h), \quad \forall h = 1, 2; j \in J; i \in J; i \neq j \quad (2.3)$$

$$y_{ij}^h + y_{ji}^h = 1, \quad \forall h=1,2; j \in J; i \in J, i \neq j \quad (2.4)$$

$$C_j^1 \geq S_j + P_j^1, \quad \forall j \in J \quad (2.5)$$

$$C_j^1 - C_i^1 \geq L_i + S_j + P_j^1 + G^*(x_{ik}^1 + x_{jk}^1 + y_{ij}^1 - 3), \quad \forall j \in J; k \in K_j^1; i \in J_k^1, i \neq j \quad (2.6)$$

$$C_j^2 - C_i^2 \geq P_j^2 + G^*(x_{ik}^2 + x_{jk}^2 + y_{ij}^2 - 3), \quad \forall j \in J; k \in K_j^2; i \in J_k^2, i \neq j \quad (2.7)$$

$$C_j^2 = C_j^1 + P_j^2, \quad \forall j \in J \quad (2.8)$$

$$x_{ik}^1 + x_{jk}^1 + y_{ij}^1 \leq 2, \quad \forall k=1 \dots m^1; j \in J_k^1 \cap B; i \in B_j \cap J_k^1 \quad (2.9)$$

$$C_i^1 - P_i^1 \geq C_j^1 + S_j^a - G^* y_{ij}^1, \quad \forall a \in M; j \in M_a; i \in M_a, i \neq j \quad (2.10)$$

$$C_i^1 - P_i^1 - S_i \geq C_j^1 + S_r - G^* w_{ijr}^1, \quad \forall r \in U; j \in J_r; i \in J_r, i \neq j \quad (2.11)$$

$$y_{ij}^1 + w_{ijr}^1 + w_{ijr}^1 \leq 2 + w_{ijr}^2, \quad \forall r \in U; i \in J_r; j \in J_r, i \neq j \quad (2.12)$$

$$\sum_{\substack{j \in J_r \\ j \neq i}} w_{ijr}^2 \leq u_r - 1, \quad \forall r \in U; i \in J_r \quad (2.13)$$

$$C_i^1 + L_i \leq C_j^1 + L_j + G^*(1 - z_{ij}^2), \quad \forall j \in J; i \in J, i \neq j \quad (2.14)$$

$$z_{ij}^2 + z_{ji}^2 = 1, \quad \forall j \in J; i \in J, i \neq j \quad (2.15)$$

$$E_{max} \geq (C_j^1 + L_j) - (C_i^1 - P_i^1 - S_i) - z_{ji}^1 * G, \quad \forall j \in J; i \in J, i \neq j: P_j^1 + S_j + L_j > E_{max} \quad (2.16)$$

$$z_{ij}^2 + z_{ij}^1 \leq z_{ij}^3 + 1, \quad \forall i \in J; j \in J, j \neq i \quad (2.17)$$

$$\sum_{\substack{j \in J \\ j \neq i}} z_{ij}^3 \leq m^1 - 2, \quad \forall i \in J: P_i^1 + S_i + L_i > E_{max} \quad (2.18)$$

$$C_{max} \geq C_j^1 + L_j, \quad \forall j \in J \quad (2.19)$$

$$x_{jk}^h \in \{0, 1\}, \quad \forall h=1,2; j \in J; k \in K_j^h \quad (2.20)$$

$$y_{ij}^h \in \{0,1\}, \quad \forall h=1,2; j \in J; i \in J, i \neq j \quad (2.21)$$

$$w_{ijr}^1, w_{ijr}^2 \in \{0,1\}, \quad \forall r \in U; j \in J_r; i \in J_r, i \neq j \quad (2.22)$$

$$z_{ij}^1, z_{ij}^2, z_{ij}^3 \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J; i \in J, i \neq j \quad (2.23)$$

$$C_i^h \geq 0, \quad \forall h=1,2; i \in J \quad (2.24)$$

$$C_{max} \geq 0, \quad (2.25)$$

La función objetivo (2.1) minimiza el tiempo de cierre de la última OR en uso. (2.2) se indica que todas las cirugías deben estar asignadas a sólo una OR y una cama de PACU. (2.3) señala que la cirugía  $i$  precede a la cirugía  $j$  en la etapa  $h$ , si el tiempo de finalización de  $i$  es menor o igual al tiempo de finalización  $j$  en la etapa  $h$ . (2.4) establece que puede existir sólo un único predecesor. (2.5) indica que el tiempo de finalización de cualquier cirugía es mayor o igual que la suma del tiempo de preparación de la cirugía, más el tiempo del acto quirúrgico. (2.6) es un conjunto de restricciones para determinar la precedencia entre las cirugías que son asignadas a una misma OR. (2.7) determinan la precedencia entre las cirugías que son asignadas a una misma cama de la PACU. (2.8) fuerza que no puedan existir tiempos de espera para pasar de la etapa 1 a la etapa 2, mientras (2.9) hace cumplir las prioridades entre las cirugías. (2.10) determina el orden en que cada médico realiza sus cirugías asignadas. (2.11) fuerza que el comienzo de una cirugía la cual utiliza un determinado recurso, nunca comience antes que la finalización de otra cirugía que utiliza el mismo recurso. (2.12) evita que cirugías operadas en paralelo utilicen un mismo recurso, mientras (2.13) condiciona que el máximo de cirugías programadas en paralelo está dado por el número de recursos disponibles. (2.14) determina la precedencia de acuerdo al término de la limpieza de la OR donde fueron programadas. Para cada combinación de cirugías (2.15) establece que existe sólo una predecesora. (2.16) determina si la diferencia entre el comienzo de la cirugía  $i$  y el término de la cirugía  $j$  es mayor a  $E_{max}$ . (2.17) determina si el tiempo de

las cirugías programadas en paralelo supera a  $E_{max}$ . (2.18) asegura el tiempo límite  $E_{max}$  se cumpla. (2.19) indica que  $C_{max}$  es mayor o igual que el tiempo de cierre de todas las ORs. (2.20)-(2.25) se define el dominio de las variables de decisión.

#### 2.4.2. Modelo CP

El modelo CP es formulado utilizando los mismos índices, parámetros y conjuntos descritos para el MILP. Adicionalmente, utiliza las siguientes variables:

$x_j^h$  = OR/cama donde es asignada la cirugía  $j$  en la etapa  $h$  ( $h=1$  es OR,  $h=2$  es cama).

$C_{start i}^h$  = tiempo de inicio de la cirugía  $i$  en la etapa  $h$ .

$C_{end i}^h$  = tiempo de finalización de la cirugía  $i$  en la etapa  $h$ .

En CP se utiliza la misma función objetivo que en el MILP, es decir (2.1), y está sujeto a los siguientes grupos de restricciones:

$$C_{start j}^1 + P_j^1 + S_j = C_{end j}^1, \quad \forall j \in J \quad (2.26)$$

$$C_{start j}^2 + P_j^2 = C_{end j}^2, \quad \forall j \in J \quad (2.27)$$

$$C_{start j}^2 = C_{end j}^1, \quad \forall j \in J \quad (2.28)$$

$$\text{if } x_j^1 = x_i^1 \text{ then } C_{end j}^1 + L_j \leq C_{start i}^1 \vee C_{end i}^1 + L_i \leq C_{start j}^1, \quad \forall j \in J; i \in J; i \neq j \quad (2.29)$$

$$\text{if } x_j^2 = x_i^2 \text{ then } C_{end j}^2 \leq C_{start i}^2 \vee C_{end i}^2 \leq C_{start j}^2, \quad \forall j \in J; i \in J; i \neq j \quad (2.30)$$

$$\text{if } x_j^1 = x_i^1 \text{ then } C_{end j}^1 + L_j \leq C_{start i}^1, \quad \forall j \in B; i \in B; i \neq j \quad (2.31)$$

$$C_{end j}^1 + S_j^a \leq C_{start i}^1 + S_i \vee C_{end i}^1 + S_i^a \leq C_{start j}^1 + S_j, \quad \forall a \in M; j \in M_a; i \in M_a; i \neq j \quad (2.32)$$

$$u_r - 1 \geq \sum_{\substack{i \in J_r \\ i \neq j}} (\text{if } C_{start j}^1 < C_{end i}^1 + S_r \wedge C_{start i}^1 < C_{end j}^1 + S_r \wedge C_{end j}^1 \leq C_{end i}^1 \text{ then } 1), \quad (2.33)$$

$$\forall r \in U; j \in J_r$$

$$m^1 - 2 \geq \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} (\text{if } C_{end\ j}^1 + L_j - C_{start\ i}^1 > E_{max} \wedge C_{end\ j}^1 \leq C_{end\ i}^1 \text{ then } 1), \quad (2.34)$$

$$\forall j \in J : P_j^1 + T_j + L_j > E_{max}$$

$$C_{end\ j}^1 + L_j \leq C_{max}, \quad \forall j \in J \quad (2.35)$$

$$x_j^h \in K_j^h, \quad \forall j \in J; h = 1, 2 \quad (2.36)$$

$$C_{start\ j}^h, C_{end\ j}^h \geq 0, \quad \forall h = 1, 2; j \in J \quad (2.37)$$

El conjunto de restricciones (2.26) establece que el tiempo final de la cirugía está dado por su tiempo de inicio más la duración de la preparación y la duración del acto quirúrgico. (2.27) señala que el tiempo de finalización de una cirugía en la etapa 2, está dado por el inicio de la recuperación post anestesia más el tiempo de recuperación. (2.28) es la restricción de ‘no wait’ entre la etapa 1 y 2. (2.29) indica que, si dos cirugías se programan en una misma OR sólo una puede preceder a la otra. (2.30) es similar a (2.29), pero para la etapa de recuperación post anestesia. (2.31) obliga a respetar las prioridades entre las cirugías. (2.32) indica que un médico sólo puede operar una cirugía a la vez. (2.33) indica que el número de unidades de un recurso utilizadas simultáneamente depende de la cantidad de unidades disponible del recurso. (2.34) restringe el tiempo de espera máximo para una cirugía de emergencia. (2.35) fuerza que  $C_{max}$  sea mayor o igual que el tiempo de cierre de todos las ORs. (2.36)-(2.37) declaran el dominio de las variables de decisión.

## 2.5. Metaheurística

Debido a la complejidad del problema (es NP Hard), se propone una metaheurística basada en un GA y una heurística constructiva (CH), que encuentra soluciones factibles en instancias de gran tamaño dentro de un tiempo de ejecución razonable.

La idea principal es la siguiente: el GA genera una población compuesta por vectores que representan posibles secuencias en las que las cirugías podrían ser asignadas a las ORs. Para cada secuencia, el CH calcula los valores correspondientes de los tiempos de inicio y finalización de todas las cirugías (elementos del vector), asigna recursos y camas post anestias según disponibilidad, comprueba la factibilidad y calcula el valor objetivo de la secuencia. Cada secuencia GA generada, completada con los valores calculados por el CH, es una solución factible al problema. Con el fin de mejorar la calidad de la población, el GA sustituye las viejas soluciones por otras nuevas, si éstas tienen un mejor valor objetivo. Una vez que se cumple la condición de parada, la mejor solución se selecciona entre todas las soluciones de la población.

#### 2.5.1. Algoritmo genético

El GA genera una población inicial mediante la realización aleatoria de permutaciones en un vector que contiene todas las cirugías. Cada permutación o solución generada por GA representa una secuencia en la que las cirugías pueden ser asignadas a las ORs.

En cada iteración, el GA elige aleatoriamente dos soluciones de la población actual y las cruza o las combina para generar dos nuevas soluciones. Una de estas nuevas soluciones se selecciona como candidato para reemplazar una solución antigua. Con una baja probabilidad, el GA aplica un operador de mutación a la solución candidata, consistente en probar todas las opciones de intercambio entre dos de sus elementos (cirugías) y evaluar el objetivo cada vez. La mejor solución resultante se almacena y se convierte en la nueva solución candidata. La solución candidata sustituye a la peor solución en la población actual si su valor objetivo es mejor, manteniendo una población de tamaño fijo.

Utilizamos dos condiciones de parada: un número de iteraciones consecutivas después de las cuales no ha habido mejoría en el valor de la función objetivo y un máximo de iteraciones totales.

El cruce entre dos soluciones en la etapa reproductiva del GA se realiza utilizando el cruzamiento descrito en Falkenauer and Bouffouix (1991). Sean los vectores  $vect_1$  y  $vect_2$  las soluciones seleccionadas para el crossover, y  $vect_4$  y  $vect_5$  las soluciones resultantes después del crossover. Dos puntos de corte dentro de los vectores  $vect_1$  y  $vect_2$  se seleccionan aleatoriamente,  $cut_1$  y  $cut_2$ . Todos los elementos de  $vect_1$  entre estos cortes se conservan en  $vect_4$ , en las mismas posiciones. Los elementos restantes de  $vect_4$  se llenan usando elementos de  $vect_2$ , como sigue: recoger el elemento de  $vect_2$  a la derecha de  $cut_2$  y reemplazar el mismo elemento de  $vect_4$ , si la cirugía representada por ese elemento no ha sido incluida ya en  $vect_4$ . Itere tomando cada vez el siguiente elemento a la derecha en ambos vectores, y cuando se llega al final del vector, haga lo mismo comenzando desde el primer elemento hasta que se alcance  $cut_2$ . En el ejemplo de la Figura 2-2, los elementos entre  $cut_1$  y  $cut_2$ , tercero y cuarto elementos de  $vect_1$ , se conservan en  $vect_4$ . Luego, partiendo de  $cut_2$ , el valor  $e$  del  $vect_2$  debería reemplazar la misma posición de  $vect_4$ , pero debido a que  $e$  ya pertenece al  $vect_4$ , el procedimiento se mueve al siguiente elemento a la derecha en  $vect_2$ . En este caso, no hay más elementos a la derecha en  $vect_2$ , y el procedimiento salta al primer elemento del  $vect_2$ , que es  $a$ . Como la cirugía  $a$  ya está contenida en  $vect_4$ , el siguiente elemento en  $vect_2$ ,  $b$ , se usa para llenar la posición en  $vect_4$ . Los siguientes elementos de  $vect_4$  se llenan con los siguientes elementos de  $vect_2$ ,  $c$  y  $d$ .

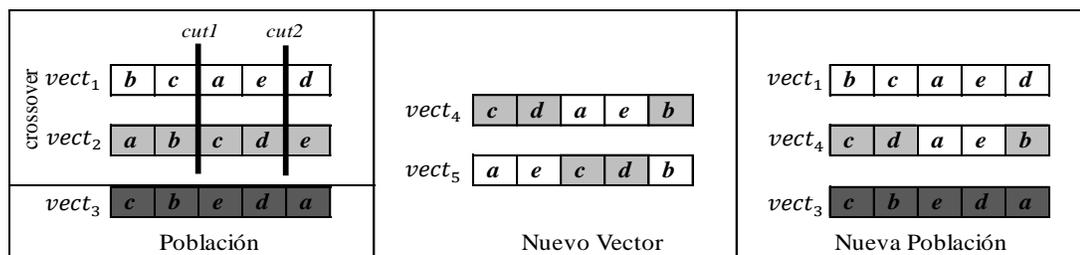


Figura 2-2: Ejemplo GA

### 2.5.2. Heurística constructiva

El CH realiza todos los cálculos requeridos para calcular el valor de la función objetivo para cada secuencia de cirugías generadas por el GA. El CH consta de los siguientes 7 pasos. Los primeros 6 pasos se aplican a cada cirugía o elemento de la secuencia, mientras que el séptimo paso se aplica una vez que los 6 primeros pasos se han aplicado a todas las cirugías en la secuencia:

- Paso 1: Tiempo de inicio de la cirugía. Asignar la cirugía a la OR menos utilizada. Establezca el tiempo de inicio de la cirugía.
- Paso 2: Disponibilidad del cirujano. Retardar (si es necesario) el tiempo de inicio de la cirugía que se acaba de asignar, para cumplir con la hora más temprana en que el cirujano está disponible.
- Paso 3: Disponibilidad de recursos. Retardar (si es necesario) el tiempo de inicio de la cirugía para satisfacer el tiempo más pronto en el que todos los recursos están disponibles.
- Paso 4: Tiempo máximo de espera. Retardar (si es necesario) el tiempo de inicio de la cirugía para cumplir  $E_{max}$ .
- Paso 5: Disponibilidad de cama en la PACU. Retardar (si es necesario) el tiempo de inicio de la cirugía para cumplir con el tiempo más pronto en el que una cama post anestesia está disponible.

- Paso 6: Asignación de tiempo. Calcule el tiempo de ocupación de todos los recursos (OR, cama, enfermera, etc.).
- Paso 7: Calcular  $C_{max}$ . Si hay prioridades violadas entre cirugías, repare la programación y vuelva a calcular los tiempos. De lo contrario, calcular  $C_{max}$ .

### 2.5.3. Metaheurística completa

La Figura 2-3 presenta el pseudo-código de la metaheurística completa (GA y CH).

Generar una población inicial (conjunto de vectores solución). Evaluar las soluciones utilizando la **función CH**.

Mientras que (la condición de parada no se cumple)

- Seleccione** al azar dos soluciones para crossover.
- Aplicar el **operador de cruce** a las soluciones, obteniendo dos nuevas soluciones.
- Guarde una de las nuevas soluciones como **solución candidata**. Evaluar utilizando la **función CH**.
- Con una probabilidad baja, aplicar el **operador de mutación** a todos los pares de elementos en la **solución candidata**. Evaluar utilizando la **función CH**. Guardar lo mejor como **solución candidata**
- Reemplazar la peor solución en la población con el candidato solución si su valor es mejor
- Entregue y guarde la **mejor solución** obtenida.

**Función CH:**

- Para cada cirugía en la secuencia
  - Aplique el paso 1 al paso 6.
  - Aplique el paso 7.
- Devuelva la solución al GA.

Figura 2-3: Pseudo-código de la metaheurística.

## 2.6. Experimentos computacionales

El grupo maestro de cirugías mostradas en la Tabla 2-2 se generó al azar. El grupo maestro incluye información sobre la especialidad clínica a la que pertenece cada cirugía, los recursos necesarios en el momento de la operación y el cirujano asignado.

La duración de las cirugías de la Tabla 2-2 maestra, se generó aleatoriamente utilizando una distribución log-normal, junto con la información presentada en la Tabla 2-3,

tomada de Marcon et al. (2003). Para generar tiempos de preparación y tiempos de limpieza, se utilizó la metodología de Jebali et al. (2006). Si la duración de la cirugía fue inferior a 90 min, el tiempo de preparación de la OR se ajustó a 10 min, de lo contrario a 20 min. El tiempo de preparación y anestesia del paciente fue de 10 min si la duración del acto quirúrgico fue inferior a 60 min, 20 min si el acto quirúrgico duró entre 60 y 120 min, y 30 min de lo contrario. Si la duración del acto quirúrgico fue menor de 20 min, la limpieza de OR duró 15 min, 30 min de lo contrario. El tiempo de recuperación después de la anestesia se genera utilizando una distribución log-normal con una media igual a la duración de la cirugía menos 10 min, y una desviación estándar de 15 min (Jebali et al., 2006).

Tabla 2-2: Conjunto maestro de cirugías a programar

Tipo de cirugía	Id. Cirugía	Recursos	Cirujano	Tipo de cirugía	Id. Cirugía	Recursos	Cirujano		
General	1	1	2	Ambulatoria	21		17		
	2		1		22	1	10	11	
	3	2	3		23	8	7		
	4	1			24				
	5	4		Ortopedia	25	13	18		
	6		6		26	14	15	19	
	7	3	5		6	27	14	15	20
	8		1		28			18	
Endoscopia y radiología	9	1	8	29	6	19			
	10	7	8	30	4	5	21		
	11		10	31	16		22		
	12		11	Otorrino-laringología	32	16	17	18	23
	13	8	9		10	33			21
	14	10			34	17	18	22	
	15		9		35	16		23	
16	9		10	Oftalmología	36	4	18	19	25
Ambulatoria	17	2	11		13	37		26	
	18				14	38		25	
	19	11	7		15	39	19	26	
	20	12	13	16	40	19	27		

Además, si el tiempo de la intervención quirúrgica fue inferior a 60 min, el tiempo de preparación del cirujano se ajustó a 15 min. Si el tiempo del acto quirúrgico fue entre 60 y 120 min, el tiempo de preparación del cirujano fue de 30 min, y 45 min de lo contrario. El tiempo de preparación de los recursos se generó aleatoriamente entre 15 y 90 min.

Tabla 2-3: Duración de las cirugías

Tipo de cirugía	Duración media de la cirugía	Desviación estándar	Rango
General	180	60	[30-420]
Endoscopia y radiología	30	10	[20-120]
Ambulatoria	30	10	[10-60]
Ortopedia	120	30	[45-200]
Otorrinolaringología	45	30	[20-180]
Oftalmología	60	15	[30-120]

Todos los tiempos se redondearon a múltiplos de 5. Por ejemplo, si el valor de tiempo aleatorio obtenido es 33,8 min, se redondeó a 35 min. Esto es consistente con lo que se hace en la práctica. El número de OR utilizados se generó como la suma del tiempo de preparación, limpieza y acto quirúrgico dividido por 600 min (10 h), es decir  $m^1 = (1/600) * \sum_{j \in J} (L_j + T_j + P_j^1)$ . El número de camas post anestesia se generó aleatoriamente, variando en el rango  $m^1 - 1 \leq m^2 \leq 2m^1$ . El número de unidades de recursos se generó aleatoriamente variando en el rango  $1 \leq u_r \leq |J_r|$ .

Se generaron 30 instancias utilizando las cirugías del conjunto maestro. Estas instancias consideran 15, 16, 17, 19, 21, 24, 27, 30, 35 y 40 cirugías, y para cada número de cirugías, se desarrollaron tres instancias. Por ejemplo, para los casos 1, 2 y 3, 15 cirugías fueron seleccionadas aleatoriamente de la Tabla 2-2, y así sucesivamente. Por las instancias 28, 29 y 30, se utilizaron las 40 cirugías.

Ambos modelos MILP y CP, incluyendo la metaheurística, se programaron en C ++, utilizando Win32 Console Application de Visual Studio 2010. MILP y CP se resolvieron con el paquete CPLEX 12.6. Todos los algoritmos fueron programados con un límite de ejecución. El MILP se ejecutó con un límite de tiempo de 1 hora (3.600 segundos) y un límite de 8 horas (28.800 segundos) para cada instancia. El CP se ejecutó con un límite de 1 hora y 1.000.000 de fallos permitidos antes de finalizar una búsqueda. La heurística fue programada para detenerse después de 1.500 iteraciones sin cambios en la población

o un máximo de 10.000 iteraciones totales. Las pruebas computacionales se realizaron en un computador con sistema operativo Windows 7 Professional de 64 bits, un procesador Intel® Core i7-2600 3.40 GHz de CPU a 3,40 GHz y 16 GB de RAM. Todas las pruebas se realizaron utilizando sólo un núcleo del procesador.

La Tabla 2-4 muestra algunos de los resultados de las pruebas computacionales usando el MILP, el CP y la meheurística. La primera columna de la Tabla 2-4 muestra el número de la instancia, mientras que la segunda muestra el número total de cirugías programadas en esa instancia. El valor objetivo, el tiempo de ejecución y el valor del gap obtenidos con el MILP, durante un tiempo de 1 hora, se muestran en las columnas tercera, cuarta y quinta. La sexta columna muestra el gap entre la solución del MILP con el límite de una hora y el mejor gap disponible (obtenido usando MILP con un límite de tiempo de 8 horas). La séptima octava y novena columnas muestran el valor objetivo, el tiempo de ejecución y el gap obtenido con el MILP cuando el tiempo límite de 8 horas. En la décima, undécima y duodécima columna se muestran el valor objetivo, el gap (entre la cota del MILP y las soluciones del CP) y el tiempo de ejecución del CP, mientras que en la decimotercera columna se muestra el tipo de solución obtenida (factible u óptima). Las columnas decimocuarta, decimoquinta y decimosexta muestran el objetivo, el gap y el tiempo de ejecución del CP que se ejecutaron con un valor límite durante una hora. Los valores del objetivo, el gap (entre la cota del MILP y las soluciones heurísticas) y los tiempos de ejecución para la heurística se muestran en las columnas restantes. El MILP alcanzó valores óptimos antes del límite de tiempo en 19 de las 30 instancias. Al comparar las instancias que se detuvieron en los límites de 1 y 8 horas, se observa un cambio promedio de 1,7% en el gap, con un rango de variación en el valor del objetivo de 0 a 35 minutos. En general, siete horas adicionales de funcionamiento no mejoran significativamente el valor del objetivo, excepto en los casos 8, 14 y 21.

Tabla 2-4: Comparación de los métodos de solución

Instancia	Número de Cirugías	MILP (3.600 s)				MILP (28.800 s)			CP (Fallos)				CP (3.600 s)			Heurística		
		Obj. (min)	Tiempo (s)	gap (%)	gap ** (%)	Obj. (min)	Tiempo (s)	gap (%)	Obj. (min)	Tiempo (s)	gap (%)	Sol.	Obj. (min)	Tiempo (s)	gap ** (%)	Obj. (min)	Tiempo (s)	gap ** (%)
1	15	570	15,3	0,0	*	*	*	*	*	414,6	*	Feas	*	Límite	*	*	1,0	*
2	15	505	Límite	4,0	*	*	Límite	*	510	454,9	4,9	Feas	*	*	*	*	1,7	*
3	15	570	Límite	26,3	23,5	*	Límite	23,5	590	393,5	26,1	Feas	585	*	25,5	590	1,4	26,1
4	16	545	Límite	37,1	30,7	*	Límite	30,7	560	599,9	32,6	Feas	560	*	32,6	550	1,6	31,3
5	16	515	Límite	17,5	*	*	Límite	*	525	623,0	19,1	Feas	525	*	19,1	520	1,5	18,3
6	16	525	Límite	17,1	*	*	Límite	*	530	444,0	17,9	Feas	530	*	17,9	*	2,1	*
7	17	560	Límite	1,0	*	*	Límite	*	575	680,0	3,6	Feas	575	*	3,6	565	3,3	1,9
8	17	585	Límite	26,5	*	550	Límite	21,8	561	583,0	23,3	Feas	560	*	23,2	555	4,2	22,5
9	17	625	9,6	0,0	*	*	*	*	*	4,1	*	Opt	*	4,1	*	*	1,4	*
10	19	685	14,4	0,0	*	*	*	*	*	1,6	*	Opt	*	1,6	*	*	1,3	*
11	19	670	6,2	0,0	*	*	*	*	*	2,5	*	Opt	*	2,5	*	*	1,5	*
12	19	565	Límite	13,4	*	*	Límite	*	575	406,3	14,9	Feas	575	*	14,9	*	2,7	*
13	21	605	Límite	16,5	*	*	Límite	*	615	945,0	17,9	Feas	*	*	*	595	4,0	15,1
14	21	665	Límite	22,6	*	645	Límite	20,2	655	1.060,5	21,4	Feas	655	*	21,4	650	5,0	20,8
15	21	805	3,6	0,0	*	*	*	*	*	0,9	*	Opt	*	0,9	*	*	1,7	*
16	24	770	54,5	0,0	*	*	*	*	*	1,6	*	Opt	*	1,6	*	*	2,5	*
17	24	560	120,1	0,0	*	*	*	*	*	8,1	*	Opt	*	8,1	*	*	3,4	*
18	24	600	58,8	0,0	*	*	*	*	*	6,4	*	Opt	*	6,4	*	*	6,6	*
19	27	830	77,0	0,0	*	*	*	*	*	1.790,6	*	Feas	*	Límite	*	*	5,1	*
20	27	705	507,5	0,0	*	*	*	*	*	2.566,4	*	Feas	*	Límite	*	720	6,4	2,1
21	27	575	Límite	40,9	40,8	555	Límite	38,7	571	1.704,7	40,4	Feas	570	*	40,3	545	8,4	37,6
22	30	705	143,2	0,0	*	*	*	*	*	2.801,2	*	Feas	*	*	*	*	14,8	*
23	30	1165	311,6	0,0	*	*	*	*	*	5.562,3	*	Feas	*	*	*	*	5,0	*
24	30	975	39,8	0,0	*	*	*	*	*	2.078,4	*	Feas	*	*	*	*	5,7	*
25	35	765	320,2	0,0	*	*	*	*	*	22,6	*	Opt	*	22,6	*	*	18,5	*
26	35	865	145,9	0,0	*	*	*	*	*	15,5	*	Opt	*	15,5	*	*	16,8	*
27	35	945	102,6	0,0	*	*	*	*	*	3.450,5	*	Feas	*	*	*	*	9,7	*
28	40	815	1.204,4	0,0	*	*	*	*	*	5.945,3	*	Feas	*	*	*	*	31,0	*
29	40	780	472,9	0,0	*	*	*	*	*	21,5	*	Opt	*	21,5	*	*	23,2	*
30	40	730	1.072,0	0,0	*	*	*	*	*	5.378,4	*	Feas	*	*	*	*	30,2	*

\* Valor idéntico al obtenido por el MILP con un límite de tiempo de 3.600 segundos.

\*\* Gap calculado utilizando la cota del MILP con un límite de tiempo de 28.000 segundos.

CP muestra optimalidad en 10 instancias antes de que se alcance el límite. Sin embargo, CP logra el mismo valor objetivo obtenido por MILP siempre que MILP alcance la solución óptima. Sin embargo, en la instancia 19, el valor objetivo tanto para MILP como para CP es 830, pero sólo MILP puede probar la optimalidad. Cuando se utilizaba un límite de 1.000.000 de fallos, se requería un tiempo de solución promedio de 1.265 segundos, mientras que con un límite de tiempo de una hora, se obtuvo un tiempo de resolución promedio de 2.400 segundos. Si se combinan ambos límites, se obtiene un tiempo de funcionamiento medio de 1.000 segundos. En todos estos casos, las soluciones son muy similares. En sólo cinco de los casos, los valores objetivos son diferentes, e incluso cuando se imponen ambos tipos de límites, los valores objetivos ( $C_{max}$ ) nunca aumentan en más de 10 min en comparación con imponer solamente límites de tiempo o sólo fallos. Comparando el CP con el MILP (ambos ejecutados durante 1 h), el MILP obtiene mejores soluciones que el CP en 6 casos, mientras que el CP es mejor en 3 casos. La mayor diferencia ocurre en la instancia 8, cuando el CP supera el MILP.

La heurística obtuvo muy buenas soluciones en un tiempo muy corto. Encontró la solución óptima en 18 de las 19 soluciones demostradas como óptimas por el MILP. La heurística incluso logró mejores soluciones que MILP con un límite de tiempo de 8 horas en los casos 13 y 21.

Por propósitos de comparación, el problema se resolvió en tres versiones relajadas: sin considerar las cirugías de emergencia, es decir, sin preocuparse por tener intervalos de como máximo una hora; sin la segunda etapa (recuperación); y sin recursos. Al no considerar las cirugías de emergencia, el 47% de las soluciones violan el  $E_{max}$ . Cuando no se consideraron las camas de recuperación, el 74% de las instancias tuvieron un conflicto de horario con respecto a la disponibilidad de camas. Al no considerar los recursos, el 100% de las soluciones tenían conflictos en cuanto a la demanda de recursos. Estas soluciones relajadas muestran la importancia de considerar todos estos factores juntos.

Como la programación en nuestro método se obtuvo utilizando tiempos de cirugía promedio, se analizó la robustez de la solución considerando la incertidumbre en la duración de las cirugías. Se generaron 2.000 realizaciones de la duración de las cirugías, utilizando Monte Carlo. Los tiempos de llegada de hasta 4 cirugías de emergencia en un día se asumieron uniformemente distribuidos entre 0 y  $C_{max}$ . Se analizaron los resultados, manteniendo fija la programación obtenida por el modelo MILP, CP o heurística. El análisis se centró en el retraso de cada cirugía con respecto a su hora de inicio programada, el tiempo de espera que una cirugía de emergencia puede sufrir en exceso de  $E_{max}$  y el retraso en el cierre de la última OR. La Tabla 2-5 muestra la media y desviación estándar de los resultados para cinco casos de diferentes tamaños.

Como muestra la Tabla 2-5, cuando se considera la incertidumbre en los tiempos quirúrgicos, el tiempo de cierre promedio es más largo que el valor obtenido de forma determinística hasta aproximadamente una hora, con una desviación estándar que también es cercana a una hora. A medida que aumenta el número de cirugías programadas, el retraso en relación con la hora de inicio programada de cada cirugía tiende a aumentar. El tiempo de espera de las cirugías de emergencia apenas excede el tiempo máximo  $E_{max}$ . Esto se debe a que la programación distribuye cirugías cortas entre las diferentes ORs y en el tiempo, evitando bloquear simultáneamente todas las ORs durante demasiado tiempo. Además, a medida que crece el tamaño de la instancia, también aumenta el número de ORs, aumentando la probabilidad de tener una OR disponible a la llegada de una cirugía de emergencia.

Tabla 2-5: Robustez de la solución

Instancia	Número de cirugías	Retraso de la cirugía		Tiempo extra de espera		Retraso en el $C_{max}$	
		Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.
3	15	13,1	30,3	4,5	16,0	67,0	51,3
9	17	19,4	41,7	1,5	3,0	49,5	58,3
17	24	23,4	46,5	0,9	2,2	65,5	48,6
22	30	23,1	52,7	0,0	0,5	58,2	53,2
30	40	28,9	53,4	0,0	0,5	63,6	57,8

### **3. PROGRAMACIÓN DE LAS SALAS DE OPERACIONES BAJO INCERTEZA EN LA DURACIÓN DE LAS CIRUGÍAS Y DECISIONES DE CANCELACIÓN**

#### **3.1. Introducción**

La programación de las Salas de Operaciones (ORs) es uno de los temas del área de la salud más estudiados en Investigación de Operaciones. Esto se debe principalmente al alto costo de este recurso y a la importante función que cumple al interior del hospital (Guerriero & Guido, 2011).

La literatura relacionada al problema de programación de las cirugías se puede categorizar bajo los siguientes tres niveles de decisión: estratégico, táctico y operacional. El nivel estratégico resuelve el problema de asignación de recursos, principalmente la distribución del OR time entre diferentes grupos quirúrgicos. Una vez definida la asignación del OR time, en el nivel táctico se construye el Master Surgical Schedule, que consiste en determinar un programa cíclico que establece el número y tipos de ORs disponibles, el tiempo que estarán disponibles y a qué grupos quirúrgicos se asigna el OR time durante este ciclo. Por último, en el nivel operacional, se realiza la programación individual de las cirugías electivas (Guerriero & Guido, 2011).

En el nivel operativo, se pueden distinguir dos pasos clave (B. Cardoen et al., 2009): determinar la fecha en que se realizará cada cirugía; y determinar diariamente la Tabla Operatoria (OT). Esta actividad establece la programación de las cirugías en las ORs (Latorre-Núñez et al., 2016). La programación de la OT es una actividad de muy corto plazo que se realiza de 24 a 48 horas antes del día de operación (May et al., 2011).

Una gran cantidad de factores influye en la programación de la OT, entre los que se encuentran los recursos (humanos y materiales) requeridos para realizar una cirugía (Latorre-Núñez et al., 2016; N. Meskens et al., 2013; Pham & Klinkert, 2008; Roland et al., 2006; Roland et al., 2010), la disponibilidad de camas en la unidad de recuperación

post anestesia (PACU) (Augusto et al., 2010; Bai et al., 2016; Brecht Cardoen et al., 2009; Heydari & Soudi, 2015; Jebali et al., 2006; Latorre-Núñez et al., 2016; Lee & Yih, 2014; Marcon & Dexter, 2006; M. Persson & Persson, 2009; Souki, 2011), la incertidumbre en los tiempos de duración de las cirugías (Bai et al., 2016; Batun et al., 2010; Brian Denton & Gupta, 2003; B. Denton et al., 2007; Freeman et al., 2015; Heydari & Soudi, 2015; Landa et al., 2016; Lee & Yih, 2014; C. Mancilla & R. Storer, 2012; Mancilla & Storer, 2013; Marcon & Dexter, 2006; Souki, 2011), la llegada de cirugías de emergencia (Freeman et al., 2015; Heydari & Soudi, 2015; Latorre-Núñez et al., 2016; Stepaniak & Dexter; J. T. van Essen, E. W. Hans, et al., 2012; Wullink et al., 2007). Debido a este gran número de factores, la programación de las ORs resulta ineficiente en muchas ocasiones, debiendo reprogramarse o incluso cancelar algunas de las cirugías en el último minuto (Addis et al., 2015; Erdem et al., 2012; Pham & Klinkert, 2008; J. Theresia van Essen et al., 2012).

La principal fuente de incertidumbre en la programación de las ORs es la que afecta la duración de las cirugías. Varios trabajos han considerado esta incertidumbre al momento de programar las cirugías. B. Denton et al. (2007) determinan los tiempos en que debe iniciarse un conjunto de cirugías en sólo una OR, en base a los costos de tiempos de espera del equipo quirúrgico y los tiempos ociosos de las ORs. Batun et al. (2010) establecen el número de ORs abiertas, la asignación, secuencia y los tiempos de inicio de las cirugías, considerando los costos fijos de abrir una OR, los costos de tiempos de espera y tiempos extra, en que el tiempo extra es un sobretiempo permitido, pero que aun así puede excederse en algunos casos. C. Mancilla and R. Storer (2012) estudian el mismo problema que B. Denton et al. (2007) y para resolver el problema desarrollan un algoritmo aproximado basado en descomposición de Benders. Mancilla and Storer (2013) programan cirugías para un cirujano que opera en dos ORs, suponiendo que mientras el staff realiza la limpieza y el setup en una de las OR, el cirujano opera en la otra. Para el problema se consideran los costos relacionados con los tiempos de espera, los tiempos ociosos y las horas extras. Lee and Yih (2014) determinan el tiempo de inicio de las cirugías considerando la disponibilidad de camas en la PACU. El problema

es abordado como un flexible job shop with fuzzy times, donde se consideran los tiempos de espera, tiempos ociosos en la OR y los tiempos en que se completan todos los procesos (incluida la PACU). Heydari and Soudi (2015) establecen el día de operación y programan las cirugías electivas en las OR, considerando la PACU y la posible llegada de cirugías de emergencia. El objetivo del problema es la minimización del makespan y el tiempo extra y la desviación del makespan, tiempo extra y tiempos de completación. Freeman et al. (2015) se preocupan de maximizar el beneficio esperado asociado con la programación de las ORs, realizando tanto la asignación como la secuencia de las cirugías y considerando la posible llegada de cirugías de emergencia. Bai et al. (2016) también buscan determinar los horarios de inicio de las cirugías en múltiples ORs, pero asumiendo que la asignación y secuencia de las cirugías se encuentran previamente definidas. Para definir los inicios de las cirugías, Bai et al. (2016) consideran la disponibilidad para ingresar a la PACU, asumiendo que al no existir disponibilidad, la OR permanece bloqueada. Los autores buscan minimizar los costos de tiempos de espera de los pacientes, costos de tiempos muertos del cirujano, costos de tiempo de bloqueo de la OR, costos de tiempo extra de la OR y costos de tiempo extra de la PACU.

Por otra parte, la cancelación de último minuto de una cirugía electiva, además de provocar un aumento en los costos para el hospital, genera insatisfacción al paciente y los cirujanos (Wang et al., 2014). Cancelar una cirugía en el último minuto involucra, por un lado, un quiebre en los horarios del cirujano y el equipo de apoyo, y por otro lado, puede provocar un stress considerable para el paciente y sus familiares (Kim & Horowitz, 2002). Sin embargo, son pocos los trabajos que consideran las cancelaciones de cirugías, centrándose más bien en la planificación de las ORs como Kim and Horowitz (2002). M. J. Persson and Persson (2010) consideran las cancelaciones de cirugías como medida de rendimiento al simular diferentes políticas de gestión. Adan et al. (2011) desarrollan un plan táctico que se adapta al plan operacional (jerárquico), para planificar la atención de las cirugías electivas y de emergencia, en base a la utilización de los recursos del hospital. Se asume duración determinística de las cirugías. Para

realizar el plan operacional se aplican reglas de cancelación de cirugías electivas si los recursos no son suficientes, por ejemplo consideran la utilización de camas de la unidad de cuidados medios y la UCI. Wang et al. (2014) consideran un riesgo de cancelación al realizar la asignación diaria de cirugías en las ORs, asumiendo que todas las cirugías deben ser programadas. Por lo tanto, de acuerdo a nuestro entender, no existen trabajos que consideren tomar la decisión de cancelar anticipadamente (no programar en la OT) una cirugía que cuenta con una fecha de operación, durante la construcción de la OT.

En resumen, abordamos la programación diaria de las ORs, tarea que requiere asignar y secuenciar las cirugías en las ORs, considerando la incerteza en los tiempos de duración de las cirugías y la cancelación de cirugías. Esta programación se realiza minimizando los costos de tiempos de espera, los costos de tiempo extra, los costos de tiempo adicional al tiempo extra y los costos de cancelación de cirugías, tanto al momento de programar como en el último minuto. Para incluir la incertidumbre en los tiempos de duración de las cirugías, permitimos que el operador incluya retrasos posibles o esperados de cada cirugía, los cuales pueden variar dependiendo del factor de riesgo seleccionado por el programador/manager de las ORs. Hans et al. (2008), utilizan un enfoque similar para determinar holguras en las ORs, las que dependen del conjunto de cirugías asignadas en cada OR, *sin programar la secuencia de las cirugías*. Por otra parte, Guo et al. (2014) programan los turnos de las enfermeras, donde la holgura representa el posible retraso de una enfermera, partiendo de la base que *las cirugías se encuentran previamente programadas*. Para altos niveles de riesgo, reflejados en mayores retrasos esperados, resulta necesario dejar de programar algunas cirugías al momento de programar diariamente las ORs, pues si fuesen programadas, de producirse los retrasos, se incurre en costos excesivos. En cierto modo, éste es un enfoque que puede clasificarse como robusto.

La contribución de este trabajo es múltiple: (a) incorporar la cancelación de las cirugías como decisión al momento de asignar y secuenciar las cirugías en las ORs; (b) dada la distribución probabilística de las duraciones de las cirugías, encontrar la o las programaciones que resulten en un menor costo real; (c) entregar al programador un

conjunto de soluciones dentro de un rango, para distintos niveles de aversión al riesgo; (d) mediante simulación de las programaciones, encontrar aquella cuyo costo refleja mejor los costos que pueden darse en la realidad; (e) considerar, a diferencia del resto de la literatura, un costo del tiempo extra que es diferente para cada tipo de cirugía, lo cual se adapta mejor a la práctica, permitiendo así que el costo de tiempo extra influya en la secuencia; (f) mostrar que el criterio de cancelación de último minuto utilizado influye directamente en los costos de cancelación; (g) desarrollar una metaheurística eficiente, que permite encontrar soluciones rápidamente.

El resto del artículo tiene la siguiente estructura: en la sección 3.2 se describe el problema estudiado y el enfoque utilizado; en la sección 3.3 se presenta la metodología de resolución, en la sección 3.4 se describen y muestran los experimentos computacionales.

### 3.2. El problema de la programación de la OT

Cada especialidad quirúrgica dispone de una cantidad limitada de horas de quirófano para un determinado día de la semana. Basados en esta disponibilidad horaria, las especialidades definen un conjunto de cirugías, de entre las listas de espera, para ser programadas en base a la priorización de los pacientes (MacCormick et al., 2003): tiempo de espera en la lista (Min & Yih, 2010), edad del paciente, urgencia, etc. Además, deben programarse con prioridad aquellas cirugías que han sido canceladas previamente, las cuales se guardan en un conjunto  $Q$  de cirugías que deben ser programadas en primer lugar en una OR. Luego, cada especialidad quirúrgica entrega el listado de cirugías al programador de las ORs.

El programador de las ORs, una vez que ha recibido la lista de cirugías que espera operar cada especialidad quirúrgica, requiere programar la OT teniendo en cuenta la duración de las cirugías, el tiempo normal de trabajo de las ORs  $RT_{OR}$  (comprendido

entre la apertura y el cierre programado de las ORs) y la cantidad de tiempo extra  $ET_{OR}$  disponible.

La OT debe fijar un horario de inicio para cada cirugía. Si existe una demora en el inicio de la cirugía  $j$ , se considera un tiempo de espera  $W_j$ , que es la diferencia entre el inicio programado  $I_j^P$  y el inicio retrasado  $I_j^R$ . Producto de los retrasos de las cirugías, en ocasiones el tiempo regular resulta insuficiente, haciendo que las ORs deban funcionar más allá del horario de cierre establecido, por lo tanto, algunas cirugías utilizan unidades de tiempo extra  $E$  a un costo mayor que el tiempo regular. Cuando el tiempo regular y tiempo extra no son capaces de cubrir el tiempo de operación de todas las cirugías programadas en una OR, es necesario determinar si utilizar unidades en exceso de tiempo extra  $A$  con un costo muy elevado o cancelar anticipadamente algunas de estas cirugías. Así, cada cirugía tiene un costo de tiempo de espera  $c^{WT}$ , costo de tiempo extra  $c^{ET}$ , costo de tiempo adicional  $c^{AT}$  (exceso de tiempo extra) y un costo de cancelación  $c^u$ .

Una parte de la literatura señala que el tiempo de duración de las cirugías se distribuye log-normal (Addis et al., 2014; Guinet & Chaabane, 2003; Jebali et al., 2006; Latorre-Núñez et al., 2016; Marcon & Dexter, 2006; Wang et al., 2014). Sin embargo, para poder aplicar el enfoque utilizado por Hans et al. (2008), debemos realizar una aproximación y asumir que el tiempo de duración de las cirugías se distribuye de forma normal (Guo et al., 2014; Hans et al., 2008; Sier et al., 1997; Van Houdenhoven et al., 2007), debido a que se requiere modelar la distribución de probabilidad de la suma de la duración de las cirugías, no conociéndose un resultado exacto para la distribución log-normal (Guo et al., 2014).

Así, asumiendo que la duración de las cirugías se distribuye de forma normal, con un valor medio  $d_j$  y una desviación estándar  $\sigma_j$  para la cirugía  $j$ , podemos modelar el retraso esperado (incertidumbre en la duración total) de  $n$  cirugías como:

$$\beta \sqrt{\sum_{j=1}^n \sigma_j^2} \quad (3.1)$$

donde  $\beta$  es el factor de riesgo de retraso de las cirugías y puede ser representado por  $Z$  de la distribución normal estándar. Por ejemplo, si queremos conocer el valor de  $\beta$  para un riesgo de retraso del 15%, lo podemos obtener de la tabla de distribución normal estándar acumulada, siendo  $\beta=1.04$  ( $P(Z \leq 1.04) \approx 1-0.15$ ). Así, si  $N_j$  es el conjunto de cirugías que precede a la cirugía  $j$  y asumimos que el horario de las cirugías se programa en base al tiempo medio de duración, tenemos:

$$\sum_{i \in N_j} d_i = I_j^P \quad (3.2)$$

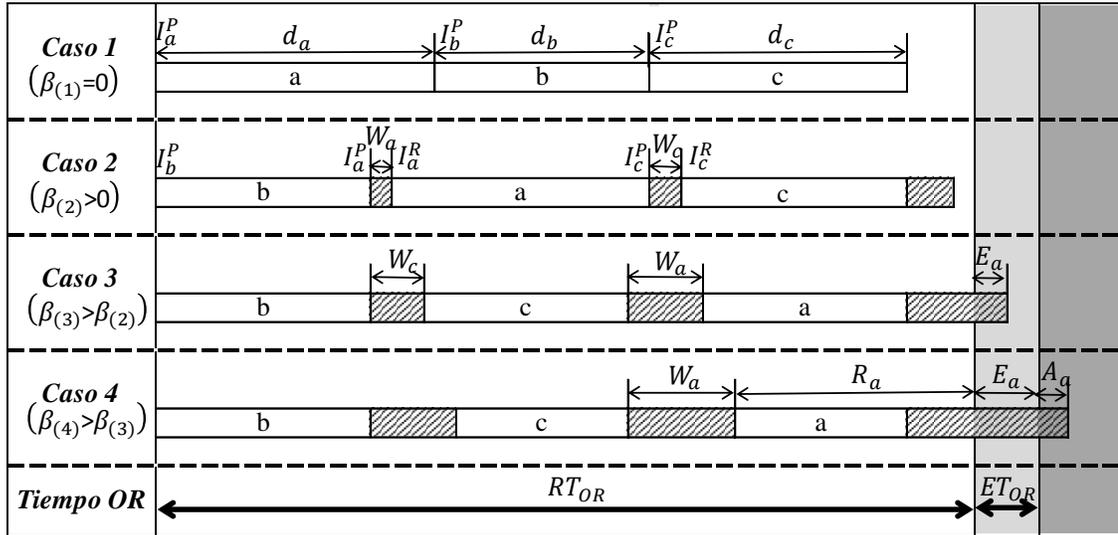
donde  $I_j^P$  es el tiempo de inicio programado para la cirugía  $j$ , mientras que el tiempo de espera  $W_j$  de la cirugía  $j$  está dado por:

$$\beta \sqrt{\sum_{i \in N_j} \sigma_i^2} = W_j \quad (3.3)$$

Así, el tiempo de inicio más tardío  $I_j^R$  para la cirugía  $j$  viene dado por  $I_j^P + W_j$ . De la misma forma, el final más tardío esperado para la cirugía  $j$  puede ser calculado como:

$$\sum_{i \in (N_j \cup j)} d_i + \beta \sqrt{\sum_{i \in (N_j \cup j)} \sigma_i^2} = F_j \quad (3.4)$$

En la Figura 3-1 se presenta un ejemplo que permite mostrar las características principales del problema, destacándose que la metodología propuesta permite cambiar la programación al variar el parámetro  $\beta$ . En el ejemplo, se debe programar tres cirugías,  $a$ ,  $b$  y  $c$  en una OR, utilizando cuatro diferentes valores para el parámetro  $\beta$ . Las desviaciones de los tiempos de duración de las cirugías son  $\sigma_a = \sigma_b < \sigma_c$ , los costos unitarios de tiempo de espera son  $c_a^{WT} < c_b^{WT} = c_c^{WT}$ , mientras que los costos de tiempo extra son  $c_a^{ET} < c_b^{ET} = c_c^{ET}$ , con  $c_a^{WT} < c_a^{ET}$ ,  $c_b^{WT} < c_b^{ET}$  y  $c_c^{WT} < c_c^{ET}$ .



$a$ ,  $b$  y  $c$ : cirugías //  $d$ : duración media //  $I^P$ : Inicio programado //  $I^R$ : Inicio tardío //  $W$ : tiempo de espera //  $\beta_{(*)}$ : valor de  $\beta$  para el Caso \* //  $R$ : tiempo regular utilizado //  $E$ : tiempo extra utilizado //  $A$ : tiempo adicional utilizado //  $RT_{OR}$ : tiempo regular de la OR //  $ET_{OR}$ : tiempo extra disponible de la OR.

Figura 3-1: Ejemplo que muestra las características principales del problema propuesto

En el *Caso 1*,  $\beta_{(1)} = 0$ , se programan las cirugías considerando únicamente los tiempos medios de duración, con una secuencia final  $a-b-c$ . En este *Caso 1*, es irrelevante la secuencia en que se programan las cirugías, debido a que no se incurre en ningún tipo de costo (tiempo de espera, tiempo extra o cancelación), por lo tanto, cualquier secuencia es válida. En el *Caso 2*, se programan las cirugías asumiendo que puede existir un retraso de las cirugías,  $\beta_{(2)} > 0$ . Debido a que la  $\sigma_a = \sigma_b$  y  $c_a^{WT} \leq c_b^{WT}$  los costos de tiempo de espera de la cirugía  $b$  (secuencia  $a-b-c$ ) son mayores a los costos de tiempo de espera de la cirugía  $a$  (secuencia  $b-a-c$ ), es decir  $c_b^{WT} W_b > c_a^{WT} W_a$ . Por lo tanto para el *Caso 2*, resulta más eficiente/económico programar la secuencia  $b-a-c$ . Para el *Caso 3*, se espera que exista un retraso mayor de las cirugías, asumiendo un  $\beta_{(3)} > \beta_{(2)}$ , incurriéndose en costos de tiempo extra. Debido a que la costos de la cirugía  $c$  (secuencia  $b-a-c$ ) son mayores a los costos de la cirugía  $a$  (secuencia  $b-c-a$ ),  $c_c^{ET} E_c + c_c^{WT} W_c > c_a^{ET} E_a + c_a^{WT} W_a$ , es necesario programar la secuencia  $b-c-a$ . Se debe destacar que si los costos unitarios de

tiempo extra son iguales para todas las cirugías,  $c_a^{ET} = c_b^{ET} = c_c^{ET}$ , como a menudo se consideran en la literatura, no existirían cambios en la secuencia, manteniendo el orden  $b-a-c$  determinado en el *Caso 2*. Por último, para el *Caso 4*, se asume un retraso aún mayor, haciendo  $\beta_{(4)} > \beta_{(3)}$ , incurriendo en  $ET_{OR}$  unidades de tiempo extra ( $E_a = ET_{OR}$ ) y necesitando  $A_a$  unidades de tiempo adicional para finalizar la cirugía  $a$ . Cuando el tiempo requerido es mayor a  $RT_{OR} + ET_{OR}$  (tiempo regular + tiempo extra), la cancelación de una cirugía depende de los costos. Si se requiere una cantidad moderada de tiempo adicional, puede resultar más eficiente/económico no cancelar una cirugía. Por otra parte, si los costos de programar todas las cirugías son muy altos, puede ser necesario cancelar alguna. Dependiendo de las características de cada cirugía (duración media y desviación estándar) podría suceder que una secuencia permita realizar las tres operaciones, pero otra distinta requiera la cancelación de una de ellas.

Luego, podemos plantear la siguiente formulación:

### Índices

$i, j, l$ : representan las cirugías  
 $k$ : representan las OR

### Parámetros

$n$ : número total de cirugías que deben ser programadas  
 $m$ : número total de ORs disponibles  
 $RT_{OR}$ : tiempo regular de operación de cada OR  
 $ET_{OR}$ : cantidad de tiempo extra disponible para cada una de las ORs  
 $d_j$ : tiempo medio de duración de la cirugía  $j$   
 $\sigma_j$ : desviación estándar del tiempo de duración de la cirugía  $j$   
 $c_j^{ET}$ : costo unitario de tiempo extra cuando es utilizado por la cirugía  $j$   
 $c_j^{WT}$ : costo unitario de tiempo de espera de la cirugía  $j$   
 $c_j^{AT}$ : costo unitario por utilizar tiempo adicional para la cirugía  $j$   
 $c_k^{RT}$ : costo unitario por mantener operando la OR  $k$  durante el tiempo regular  
 $c_j^H$ : costo por cancelar la cirugía  $j$

$M$  : número entero grande  
 $\beta$  : factor de riesgo de retraso

### Conjuntos

$J$  : conjunto total de cirugías que deben ser programadas ( $|J|=n$ )  
 $Q$  : conjunto de cirugías que requieren prioridad (deben ser asignadas a primera hora y no pueden ser canceladas) ( $|Q|\leq m$ )  
 $K$  : conjunto de ORs disponibles ( $|K|=m$ )

### VARIABLES DE DECISIÓN

$x_j^k = 1$  si la cirugía  $j$  es asignada a la OR  $k$ , 0 en caso contrario  
 $y_{ij} = 1$  si la cirugía  $i$  precede a la cirugía  $j$ , 0 en caso contrario  
 $u_j = 1$  si la cirugía  $j$  se cancela, 0 en caso contrario  
 $v_j^R = 1$  si el inicio tardío de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT$ , 0 en caso contrario  
 $v_j^{R+E} = 1$  si el inicio tardío de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT+ET$ , 0 en caso contrario  
 $b_j^R = 1$  si el final de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT$ , 0 en caso contrario  
 $b_j^{R+E} = 1$  si el final de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT+ET$ , 0 en caso contrario  
 $I_j^P =$  hora de inicio para la cirugía  $j$   
 $I_j^W =$  hora de inicio más tardía esperada para la cirugía  $j$   
 $W_j =$  tiempo de espera (retraso con respecto a la hora de inicio programada) de la cirugía  $j$   
 $F_j =$  final más tardío esperado para la cirugía  $j$   
 $E_j =$  unidades de tiempo extra utilizado por la cirugía  $j$   
 $R_j =$  unidades de tiempo regular utilizada por la cirugía  $j$   
 $A_j =$  unidades adicionales de tiempo utilizadas para no cancelar la cirugía  $j$  (una vez finalizado el tiempo extra)

$$\text{Min} \sum_{j \in J} W_j * c_j^{WT} + \sum_{j \in J} E_j * c_j^{ET} + \sum_{j \in J} A_j * c_j^{AT} + \sum_{k \in K} R_j * c_k^{RT} + \sum_{j \in J} u_j * c_j^u \quad (3.5)$$

Sujeto a:

$$\beta \cdot \sqrt{\sum_{i \in J, i \neq j} y_{ij} \cdot \sigma_i^2} = W_j \quad \forall j \in J \quad (3.6)$$

$$\sum_{i \in J, i \neq j} y_{ij} \cdot d_i = I_j^P \quad \forall j \in J \quad (3.7)$$

$$I_j^P + W_j = I_j^W \quad \forall j \in J \quad (3.8)$$

$$\beta \sqrt{\sum_{i \in J} y_{ij} \cdot \sigma_i^2} + \sum_{i \in J} y_{ij} \cdot d_i = F_j \quad \forall j \in J \quad (3.9)$$

$$\sum_{k \in K} x_j^k = 1 - u_j \quad \forall j \in J \quad (3.10)$$

$$y_{ji} \leq 1 - u_j \quad \forall i \in J, j \in J : j \neq i \quad (3.11)$$

$$y_{ij} + y_{li} \leq y_{lj} + 1 \quad \forall i \in J, j \in J, l \in J : i \neq j, l \neq j, l \neq i \quad (3.12)$$

$$y_{ij} + y_{ji} \leq 1 \quad \forall i \in J, j \in J \quad (3.13)$$

$$x_i^k + x_j^k \leq 1 + y_{ij} + y_{ji} \quad \forall i \in J, j \in J : i \neq j, k \in K \quad (3.14)$$

$$y_{ij} + x_i^k \leq 1 + x_j^k \quad \forall i \in J, j \in J : i \neq j, k \in K \quad (3.15)$$

$$y_{ij} = 1 \quad \forall j \in J \quad (3.16)$$

$$I_j^W \geq RT_{OR} - M \cdot (1 - v_j^R) \quad \forall j \in J \quad (3.17)$$

$$RT_{OR} + M \cdot v_j^R \geq I_j^W \quad \forall j \in J \quad (3.18)$$

$$I_j^W \geq RT_{OR} + ET_{OR} - M \cdot (1 - v_j^{R+E}) \quad \forall j \in J \quad (3.19)$$

$$RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot v_j^{R+E} \geq I_j^W \quad \forall j \in J \quad (3.20)$$

$$F_j \geq RT_{OR} - M \cdot (1 - b_j^R) \quad \forall j \in J \quad (3.21)$$

$$RT_{OR} + M \cdot b_j^R \geq F_j \quad \forall j \in J \quad (3.22)$$

$$F_j \geq RT_{OR} + ET_{OR} - M \cdot (1 - b_j^{R+E}) \quad \forall j \in J \quad (3.23)$$

$$RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot b_j^{R+E} \geq F_j \quad \forall j \in J \quad (3.24)$$

$$v_j^{R+E} \leq v_j^R \quad \forall j \in J \quad (3.25)$$

$$b_j^{R+E} \leq b_j^R \quad \forall j \in J \quad (3.26)$$

$$v_j^{R+E} \leq b_j^{R+E} \quad \forall j \in J \quad (3.27)$$

$$v_j^R \leq b_j^R \quad \forall j \in J \quad (3.28)$$

$$A_j \geq F_j - (RT_{OR} + ET_{OR}) - M \cdot (1 - b_j^{R+E} + v_j^{R+E}) \quad \forall j \in J \quad (3.29)$$

$$A_j \geq F_j - I_j^W - M \cdot (1 - v_j^{R+E}) \quad \forall j \in J \quad (3.30)$$

$$R_j \leq RT_{OR} - I_j^W + M \cdot (1 - b_j^R + v_j^R) \quad \forall j \in J \quad (3.31)$$

$$R_j \leq F_j - I_j^W \quad \forall j \in J \quad (3.32)$$

$$R_j \leq M \cdot v_j^R \quad \forall j \in J \quad (3.33)$$

$$A_j + E_j + R_j = F_j - I_j^W \quad \forall j \in J \quad (3.34)$$

$$u_j = 0 \quad \forall j \in Q \quad (3.35)$$

$$\sum_{i \in J, i \neq j} y_{ij} = 0 \quad \forall j \in Q \quad (3.36)$$

$$x_j^k \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J, k \in K \quad (3.37)$$

$$y_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in J, j \in J \quad (3.38)$$

$$u_j, v_j^R, v_j^{R+E}, b_j^R, b_j^{R+E} \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J \quad (3.39)$$

$$A_j, R_j, W_j, F_j, I_j^P, I_j^W \geq 0 \quad \forall j \in J \quad (3.40)$$

$$0 \leq E_j \leq ET_{OR} \quad \forall j \in J \quad (3.41)$$

El objetivo del problema se encuentra representado por (3.5) y consiste en minimizar la suma de los costos de tiempo de espera, los costos de tiempo extra, los costos de tiempo adicional, los costos de tiempo regular y los costos de cancelación anticipada. Con (3.6) se determinan las unidades de tiempo de espera de las cirugías. (3.7) indica la hora de inicio programada de cada cirugía, mientras (3.8) establece el inicio más tardío de las cirugías. Con (3.9) se determina la hora de finalización más tardía de las cirugías. (3.10) indica que todas las cirugías deben ser asignadas a una OR, excepto aquella cirugía que se cancela, mientras que (3.11) señala que si una cirugía se cancela, esta cirugía no puede preceder a ninguna otra. Con (3.12)-(3.16) se determina la secuencia de las cirugías. (3.17)-(3.18) determinan si la cirugía  $j$  inicia una vez finalizado el tiempo regular  $(v_j^R)$ . (3.19)-(3.20) determinan si la cirugía  $j$  inicia una vez finalizado el tiempo extra  $(v_j^{R+E})$ . (3.21)-(3.22) determinan si la cirugía  $j$  concluye una vez finalizado el tiempo regular  $(b_j^R)$ . (3.23)-(3.24) determinan si la cirugía  $j$  concluye una vez finalizado el tiempo extra  $(b_j^{R+E})$ . (3.25)-(3.28) muestran la relación entre las  $v_j^R$ ,  $v_j^{R+E}$ ,  $w_j^R$  y  $w_j^{R+E}$ . (3.29)-(3.30) determinan las unidades de tiempo adicional utilizado por las cirugías, mientras que (3.31)-(3.33) determinan la cantidad de tiempo regular. (3.34) indica que la suma del tiempo regular, tiempo extra y tiempo adicional utilizado por una cirugía, debe ser igual a la duración de la cirugía. (3.35) señala que las cirugías que deben ser programadas en primer lugar no pueden tener un predecesor y (3.36) establece que estas cirugías no pueden ser canceladas. Finalmente, en (3.37)-(3.41) se declara el dominio de las variables.

### 3.3. Metodología de resolución

El problema de la programación de la OT es muy complejo, dada la dificultad de resolución de la formulación propuesta. Ésta contiene una expresión no lineal para determinar el tiempo de espera y tiempo de finalización de las cirugías. Además,

necesita un gran número de restricciones de tipo big-M para determinar la cantidad de tiempo regular, tiempo extra y tiempo adicional utilizado por las cirugías. Por ello, se hace imprescindible desarrollar un método de resolución eficiente, que permita encontrar buenas soluciones en un tiempo razonable de ejecución. Desarrollamos una metaheurística que resuelve el problema propuesto, la cual utiliza un Algoritmo Genético (GA) para realizar la asignación y secuenciamiento de las cirugías en las ORs y una Heurística Constructiva (CH) para determinar que cirugías deben ser canceladas anticipadamente y el costo final de la programación. Utilizamos un GA como algoritmo de búsqueda de soluciones porque podemos incorporar todas las características principales del problema en el vector solución del GA. Los GA han sido previamente aplicados con éxito al problema de la programación cirugías (Latorre-Núñez et al., 2016; Lee & Yih, 2014).

### 3.3.1. Algoritmo genético

El GA se desarrolló utilizando los principios básicos de esta clase de procedimientos. Primero se genera una *población inicial*, donde en nuestro caso, cada individuo se representa por un vector de largo  $n+m-1$ , con  $n$  como el número total de cirugías y  $m$  como el número total de ORs disponibles. Los valores enteros desde 1 hasta  $n$ , simbolizan las diferentes cirugías, mientras que los enteros entre  $n+1$  y  $n+m-1$  se utilizan como separadores dentro del vector solución, lo que permite asignar las cirugías entre las diferentes ORs. Por ejemplo, si tenemos 5 cirugías ( $n=5$ ) que deben ser programadas en 2 OR ( $m=2$ ), cada uno de los individuos de la población tendrá un tamaño de 6 ( $n+m-1$ ), donde el entero “6” representa el separador, como se observa en los dos vectores de la Figura 3-2.

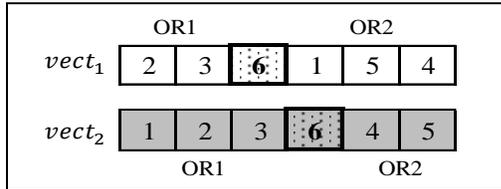


Figura 3-2: Representación de los individuos

El vector 1 de la Figura 3-2 indica que las cirugías 2 y 3 deben ser asignadas a la OR 1, mientras que las cirugías 1, 5 y 4 deben ser asignadas a la OR 2, en ese orden. Por otra parte, el vector 2 indica que las cirugías 1, 2 y 3 deben ser asignadas a la OR 1 mientras que las cirugías 4 y 5 deben ser asignadas a la OR 2.

Luego, en cada iteración se eligen aleatoriamente dos individuos para realizar el **cruzamiento** utilizado en Latorre-Núñez et al. (2016). Enseguida, de las dos soluciones obtenidas se elige una al azar como candidata para entrar a la población, teniendo cada una de ellas igual probabilidad. Se calcula el objetivo de la nueva solución y con una probabilidad baja, se aplica el operador de **mutación**. La mutación consiste en una búsqueda local del mejor intercambio dentro del vector solución. Este procedimiento prueba todas las opciones de intercambiar dos elementos en el cromosoma, evaluando el objetivo en cada caso. Si existe al menos un intercambio que mejora el valor de la función objetivo, se almacena el mejor de ellos, que pasa a ser el nuevo individuo. El procedimiento se repite mientras se sigan obteniendo mejoras en la solución.

Finalmente, se prueba entrar la nueva solución a la población. Si la solución no existe en la población y valor de la solución es mejor que el peor valor en la población, la nueva solución logra entrar, y sale de la población el individuo de peor valor.

El algoritmo se repite mientras no se cumpla una condición de parada, que en nuestro caso, consiste en un número máximo de iteraciones consecutivas, donde no ha existido mejora en el valor de la función objetivo, o que se cumpla un máximo de iteraciones totales,  $Max\_Unsuccessful\_Iter$  y  $Max\_Total\_Iter$ , respectivamente.

### 3.3.2. Heurística constructiva

En cada iteración del GA, una vez determinado el nuevo vector solución, es necesario estudiar si éste, como programa, cumple con las prioridades requeridas. Si  $|Q| > 0$ , es decir, si existe alguna cirugía que requiera ser programada a primera hora, es necesario verificar si esta condición se cumple. De lo contrario, la solución debe ser reparada.

Si una OR tiene asignada una cirugía con prioridad y ésta no se encuentra asignada en primera posición en la OR, la cirugía debe ser reasignada a la primera posición. Todas las cirugías que se encontraban programadas antes de la cirugía con prioridad se retrasan en una posición. Si existe más de una cirugía con prioridad asignada a una misma OR, la primera cirugía es asignada en primera posición. Las siguientes cirugías con prioridad deben ser reasignadas a otra OR que no contenga ninguna cirugía con prioridad, comenzando desde la OR 1.

A continuación, se deben determinar los tiempos de inicio  $I_j^P$ , y a partir de éstos, establecer el tiempo de espera  $W_j$ , tiempo regular  $R_j$ , tiempo extra  $E_j$  y tiempo adicional  $A_j$ , utilizado por cada cirugía  $j \in J$ . Junto con esto, se debe determinar si es necesario cancelar alguna cirugía. Los cálculos se realizan considerando cada OR  $k \in K$  por separado, comenzando por la cirugía en la primera posición. Se calculan los costos asociados a la programación de cada cirugía y si la suma de los costos de programación, son menores al costo de cancelar la cirugía, la cirugía se programa definitivamente, y se suman los costos de programación al objetivo. En caso contrario, la cirugía se cancela, y se agrega el costo de cancelación al objetivo. En la Figura 3-3, se presenta el pseudocódigo de la CH.

```

If ( $|Q| > 0$ ) Then Verificar cumplimiento de las prioridades
If (programación no cumple con las prioridades) Then Reparar la programación
Determinar los horarios de inicio programado de las cirugías
For (cada OR  $k$ )
  For (cada cirugía  $j$  asignada a  $k$ )
    Determinar los costos de programar  $j$ 
    If (costos de programar  $j <$  costos de cancelar anticipadamente  $j$ )
      Then Programar  $j$  y sumar los costos de programar al objetivo
    Else Cancelar  $j$  y sumar los costos de cancelación al objetivo
Entregar el costo medio total de la programación

```

Figura 3-3: Seudocódigo de la CH

### 3.4. Experimentos computacionales

#### 3.4.1. Data

Para generar los tiempos de duración de las cirugías y las listas de espera de las especialidades quirúrgicas, se utilizaron los datos presentados en Van Houdenhoven et al. (2007). Para cada especialidad quirúrgica (SS) los autores realizan una división de entre 4 y 8 categorías, presentando el tiempo medio, desviación estándar y frecuencia de cada tipo de cirugía.

Asumimos que las OR son idénticas, con un tiempo regular de operación de 480 minutos (Wang et al., 2014) y una capacidad de tiempo extra de 120 minutos (Addis et al., 2014).

Generamos 48 instancias, suponiendo que el tiempo del cual dispone cada especialidad quirúrgica está dado por el tiempo regular multiplicado por número de ORs asignadas a la especialidad quirúrgica, donde el número máximo de ORs asignadas a cada especialidad es: 3 General (Ge), 1 Ginecología (Gy), 1 Oral (Ora), 2 Oído–nariz–garganta (ENT), 2 Neurocirugía (N), 1 Trauma (T), 1 Oftalmología (Op), 1 Ortopedia (Ort), 2 Cirugía Plástica (P) y 2 Urología (U) (Van Houdenhoven et al., 2007). En la Tabla 3-1, presentamos los tamaños y tipos de cirugías que componen cada instancia resuelta, donde la Instancia 1 consta de 2 ORs, 10 cirugías y sólo una especialidad

quirúrgica (ENT). La descripción “2ENT”, quiere decir que la especialidad de ENT dispone de dos bloques (2 ORs) de 480 minutos cada uno.

Tabla 3-1: Características principales de las instancias

Instancia	#ORs	#Cirugías	#ORs por SS
1	2	10	2ENT
2	2	5	2N
3	2	5	2Ge
4	2	10	2P
5	2	8	2U
6	2	9	2Ort
7	2	7	1ENT-1N
8	2	11	1ENT-1Op
9	2	8	1N-1Op
10	2	8	1Ora-1T
11	2	7	1Ora-1Ort
12	2	7	1Ora-1P
13	2	8	1T-1Ort
14	2	8	1T-1P
15	2	5	1Ort-1P
16	2	9	1Gy-1U
17	3	11	2ENT-1N
18	3	16	2ENT-1Op
19	3	11	2N-1ENT
20	3	12	2N-1Op
21	3	14	1ENT-1N-1Op
22	3	8	3Ge
23	3	10	1Ora-1T-1Ort
24	3	12	1Ora-1T-1P
25	3	11	1T-Ort-1P
26	3	10	1Ora-1Ort-1P
27	3	12	1Ora-2Ort
28	3	13	1Ora-2P
29	3	12	1T-2Ort
30	3	12	1T-2P
31	3	11	2Ora-1P
32	3	12	2P-1Ora
33	3	9	1Gy-2U
34	4	16	2ENT-2N
35	4	19	2ENT-1N-1Op
36	4	15	1ENT-2N-1Op
37	4	15	1Ora-1T-2Ort
38	4	15	1Ora-1T-2P
39	4	14	1Ora-2Ort-1P
40	4	14	1Ora-1Ort-2P
41	4	17	1T-2Ort-1P
42	4	16	1T-1Ort-2P
43	4	14	2Ort-2P
44	5	19	2ENT-2N-1Op
45	5	20	1Ora-1T-2Ort-1P
46	5	20	1Ora-1T-1Ort-2P
47	5	17	1Ora-2Ort-2P
48	5	18	1T-2Ort-2P

Para los costos de tiempo de espera, costos de tiempo extra y costos de cancelación de las cirugías, usamos los valores en la literatura (Dexter et al., 2003; Lamiri, Xie, Dolgui, et al., 2008; Lee & Yih, 2014; M. J. Persson & Persson, 2010). Hacemos  $c^W = 0,5$ ,  $c^E = 1,75$  y  $c^A = 7$ . Debido a que existen diferentes tipos de cirugías, las cuales utilizan diferentes recursos, y asumiendo que las cirugías más largas tienden a ser más costosas, hacemos  $c_j^W = 0,5\varepsilon_j$ ,  $c_j^E = 1,75\varepsilon_j$  y  $c_j^A = 7\varepsilon_j$ , con  $\varepsilon_j = 1 + (d_j / \min_{i \in J} (d_i)) / 2$ . Para

considerar que algunas cirugías requieren ser asignadas a primera hora (pertenecen a  $Q$ ), en forma aleatoria se determinan  $\lambda$  cirugías, con  $\lambda$  aleatorio entre  $[0, m]$ .

El parámetro  $\beta$  fue sensibilizado asumiendo distintos porcentajes de riesgo: un 50% ( $\beta=0,0$ ), 45% ( $\beta=0,13$ ), 40% ( $\beta=0,26$ ), 35% ( $\beta=0,39$ ), 30% ( $\beta=0,52$ ), 25% ( $\beta=0,68$ ), 20% ( $\beta=0,84$ ), 15% ( $\beta=1,04$ ), 10% ( $\beta=1,28$ ), 5% ( $\beta=1,65$ ) y 1% ( $\beta=2,32$ ).

Para evaluar el desempeño de la metaheurística, simulamos el funcionamiento de cada una de las programaciones resultantes, para cada valor de  $\beta$ , en cada una de las instancias. Ello permite tener una estimación de los costos reales que se obtendrían con cada programación, para cada instancia. Para esto, generamos 20.000 realizaciones para los tiempos de duración de las cirugías utilizando la distribución normal. Debido a que gran parte de la literatura asume que el tiempo de duración de las cirugías sigue una distribución log-normal (Addis et al., 2014; Guinet & Chaabane, 2003; Jebali et al., 2006; Latorre-Núñez et al., 2016; Marcon & Dexter, 2006; Wang et al., 2014), también simulamos las programaciones utilizando la distribución log-normal para generar la realizaciones de las cirugías, al igual que Guo et al. (2014). Permitimos de esta forma, determinar los valores del parámetro  $\beta$  que mejor se ajustan a la realidad.

Durante la simulación consideramos dos posibles criterios de cancelación de cirugías en el último minuto. El primero consiste en cancelar una cirugía cada vez que el costo de mantenerla programada es mayor que el costo de cancelarla, considerando tiempo extra y adicional. El segundo criterio consiste en cancelar una cirugía cuando usar el tiempo extra en la OR no resulta suficiente. Al tomar la decisión de cancelar una cirugía  $j$  en el último minuto, no se conoce la duración real que hubiese tenido, de modo que se considera la duración promedio  $d_j$  de una cirugía del mismo tipo. Con esta duración se calcula también su costo. Consideramos que el costo de cancelación de último minuto de una cirugía  $j$  es  $c_j^{u(post)} = 5d_j$ . El costo de cancelación anticipada (durante la programación) es mucho menor, pues se evita preparar al paciente, el material, los

recursos humanos y el stress del paciente y su familia. En nuestro caso, asumimos que el costo de cancelar previamente una cirugía  $c_j^{u(prev)} = 0,5c_j^{u(post)}$ .

Por otra parte, el GA utiliza un tamaño de población igual a 40 individuos, una probabilidad de mutación igual a 0,1, un número máximo de iteraciones consecutivas igual a 3.000 (*Max\_Unsuccessful\_Iter*=3.000) y un número total de iteraciones igual a 30.000 (*Max\_Total\_Iter*=30.000).

Se utilizó AMPL para la generación de números aleatorios, con la semilla 1 en la Instancia 1, la semilla 2 para la Instancia 2, y así sucesivamente hasta la instancia 48 donde se utilizó la semilla 48.

El modelo no lineal entero propuesto fue programado en AMPL y resuelto utilizando Knitro 10.1. La metaheurística fue programada en C++, usando la Console Application de Visual Studio 2010. Las pruebas computacionales fueron realizadas utilizando un computador con un sistema operativo Windows 7 Professional 64-bit, una CPU Intel (R) Core (TM) i7-2600 @ 3.40 GHz y 16 GB de RAM. Todas las pruebas fueron realizadas utilizando sólo un núcleo (core).

### 3.4.2. Resultados

#### 3.4.2.1. Análisis del desempeño de la metaheurística

Comparamos el valor objetivo y los tiempos de resolución de la metaheurística con los obtenidos por el solver Knitro. Debido a los altos tiempos de ejecución del *solver*, sólo comparamos las primeras 10 instancias, para cada uno de los valores de  $\beta$ . En cada una de las instancias comparadas, la metaheurística encuentra siempre la mejor solución. Cuando Knitro recibe como punto de partida la solución encontrada por la metaheurística, converge a este mismo valor.

En la Tabla 3-2 se muestran las diferencias porcentuales del valor objetivo, con respecto a la mejor solución, para la metaheurística y Knitro. En general, las mayores diferencias entre Knitro y la mejor solución se producen en las instancias con el mayor número de cirugías, y cuando  $\beta \geq 0,84$ . La máxima diferencia entre Knitro y la mejor solución es de un 236,3% (Instancia 8 y  $\beta=1,28$ ).

Tabla 3-2: Diferencia porcentual de la metaheurística (MH) y Knitro con respecto a la mejor solución obtenida

$\beta$	Instancia 1		Instancia 2		Instancia 3		Instancia 4		Instancia 5	
	MH	solver	MH	solver	MH	solver	MH	solver	MH	solver
0,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,13	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,26	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,39	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,52	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,3
0,68	0,0	6,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	4,2	0,0	0,0
0,84	0,0	1,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	6,4	0,0	0,0
1,04	0,0	14,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	7,4	0,0	0,0
1,28	0,0	27,9	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	9,4	0,0	0,0
1,65	0,0	4,0	0,0	2,6	0,0	0,0	0,0	82,6	0,0	0,5
2,32	0,0	4,3	0,0	9,9	0,0	0,0	0,0	4,5	0,0	2,2
$\beta$	Instancia 6		Instancia 7		Instancia 8		Instancia 9		Instancia 10	
	MH	solver	MH	solver	MH	solver	MH	solver	MH	solver
0,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,13	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1
0,26	0,0	0,0	0,0	1,0	0,0	0,3	0,0	0,0	0,0	0,0
0,39	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,8
0,52	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
0,68	0,0	0,0	0,0	0,6	0,0	1,8	0,0	0,0	0,0	0,0
0,84	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	9,9	0,0	0,0	0,0	3,0
1,04	0,0	0,0	0,0	2,0	0,0	15,3	0,0	0,1	0,0	0,0
1,28	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	236,3	0,0	0,1	0,0	0,0
1,65	0,0	0,4	0,0	0,0	0,0	136,9	0,0	0,0	0,0	0,0
2,32	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	77,9	0,0	0,0	0,0	0,0

En la Tabla 3-3, se presentan los tiempos computaciones en segundos para la metaheurística y Knitro. Se observa que en todas las instancias la metaheurística converge en menos de un segundo, mientras que Knitro presenta un tiempo medio de

ejecución de 8.654 segundos, con una desviación estándar (SD) de 20.116 segundos y un tiempo máximo de 107.892 segundos (Instancia 8 y  $\beta=1,28$ ).

Tabla 3-3: Tiempos de ejecución de la metaheurística y Knitro para las Instancias 1-10

$\beta$	Instancia 1		Instancia 2		Instancia 3		Instancia 4		Instancia 5	
	MH	knitro	MH	knitro	MH	knitro	MH	knitro	MH	knitro
0,00	0,25	77,14	0,11	2,78	0,10	1,39	0,24	105,18	0,17	1,69
0,13	0,48	53,73	0,13	6,16	0,11	1,44	0,37	28,05	0,27	36,47
0,26	0,46	48,27	0,14	15,37	0,11	3,43	0,44	6909,28	0,26	33,73
0,39	0,47	23837,16	0,12	8,85	0,11	3,65	0,41	8089,23	0,27	34,90
0,52	0,47	16641,08	0,12	15,82	0,11	3,71	0,38	10265,27	0,27	282,89
0,68	0,47	17589,47	0,12	19,86	0,11	4,88	0,41	8677,68	0,26	3980,27
0,84	0,42	18526,84	0,12	27,68	0,11	4,37	0,39	10203,40	0,26	3926,69
1,04	0,47	24889,49	0,12	32,82	0,11	6,66	0,42	10098,80	0,27	6121,71
1,28	0,47	28755,09	0,12	24,49	0,11	7,85	0,43	8938,65	0,27	12264,75
1,65	0,42	21687,68	0,12	22,78	0,11	8,17	0,41	10847,39	0,24	7451,11
2,32	0,42	16226,58	0,12	16,74	0,10	7,30	0,41	11769,67	0,25	14278,16
$\beta$	Instancia 6		Instancia 7		Instancia 8		Instancia 9		Instancia 10	
	MH	knitro	MH	solver	MH	knitro	MH	knitro	MH	knitro
0,00	0,22	43,45	0,15	15,93	0,28	5,07	0,18	9,02	0,17	11,53
0,13	0,35	469,06	0,26	137,09	0,64	574,58	0,27	23,29	0,28	42,14
0,26	0,32	1464,71	0,22	81,84	0,70	2111,10	0,26	14,17	0,29	42,53
0,39	0,32	1087,11	0,23	244,33	0,65	5574,51	0,29	88,56	0,30	88,55
0,52	0,29	1988,33	0,21	207,33	0,74	67592,99	0,27	183,11	0,29	1030,43
0,68	0,33	1777,73	0,20	623,77	0,67	73330,83	0,31	170,37	0,26	1463,80
0,84	0,30	5265,00	0,20	1217,84	0,67	63624,98	0,27	330,74	0,27	346,43
1,04	0,32	6156,52	0,19	453,06	0,67	83893,89	0,27	254,72	0,27	3627,57
1,28	0,31	5741,74	0,19	1117,93	0,65	107892,05	0,26	937,33	0,26	6015,93
1,65	0,30	6012,58	0,18	1366,26	0,60	78212,13	0,26	644,53	0,24	7740,89
2,32	0,30	7062,60	0,18	794,00	0,49	92591,68	0,22	839,99	0,23	6389,26

Para complementar el análisis del desempeño de la metaheurística, en la Figura 3-4 se presentan la media y SD de los tiempos de ejecución de la metaheurística para cada una de las instancias resueltas. En esta figura se observa que la metaheurística requiere un corto tiempo de ejecución para converger a la mejor solución.

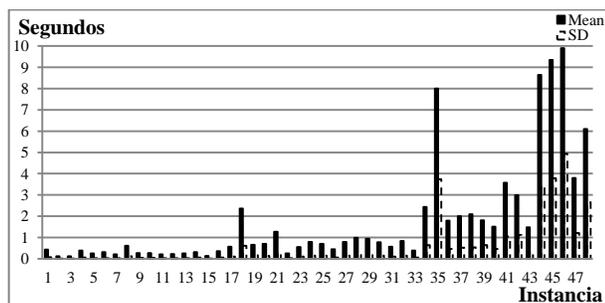


Figura 3-4: Tiempos de ejecución de la metaheurística

#### 3.4.2.2. Análisis de los costos totales

En primer lugar, se estudió la diferencia entre los costos totales obtenidos mediante la metaheurística y los costos totales entregados por la simulación para cada programación, al variar  $\beta$ . Esta comparación permite determinar cuán parecido a los costos reales son los costos obtenidos por la metaheurística, dependiendo de  $\beta$ . En la Figura 3-5 se presenta el valor medio (Mean) y la desviación estándar (SD) para la diferencia porcentual de los costos totales con respecto a la simulación. Para la simulación los tiempos de duración de las cirugías fueron generados utilizando primero la distribución normal, y luego la distribución log-normal. Para la Figura 3-5 se utilizó como criterio de cancelación de último minuto que el costo de mantener la cirugía en el programa sea más caro que cancelarla (criterio 1). Al utilizar la distribución normal para generar los tiempos de las cirugías se observa que la menor diferencia se logra haciendo  $\beta=0,68$ , mientras que al utilizar la distribución log-normal la menor diferencia se logra con  $\beta=0,52$ . Los resultados son similares cuando se utiliza como criterio de cancelación la falta de tiempo en la OR (criterio 2).

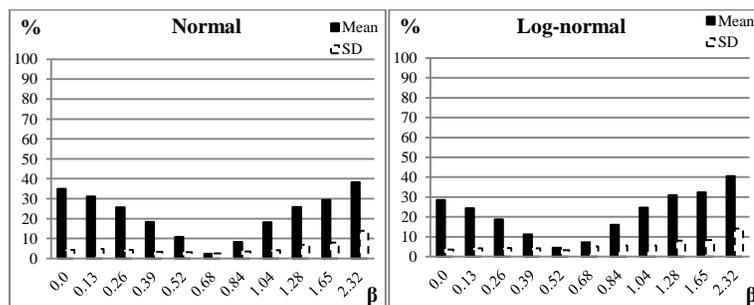


Figura 3-5: Mean y SD para la diferencia porcentual de los costos totales con respecto a la simulación

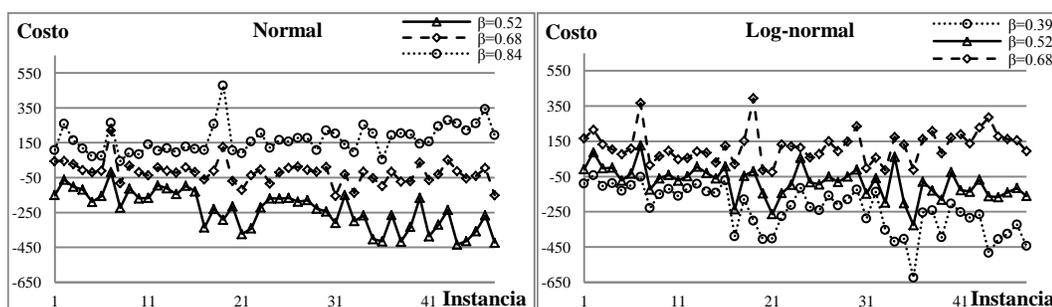


Figura 3-6: Diferencia de los costos totales medios con respecto a la simulación para las 48 instancias utilizando 3 valores de  $\beta$

En la Figura 3-6 se muestra la diferencia de los costos totales con respecto a la simulación obtenida para cada una de las 48 instancias resueltas utilizando 3 valores de  $\beta$ . Se utilizó  $\beta=0,52$ ,  $\beta=0,68$  y  $\beta=0,84$  cuando los tiempos de las cirugías fueron generados con la distribución normal, y  $\beta=0,39$ ,  $\beta=0,52$  y  $\beta=0,68$  cuando los tiempos se generaron con la distribución log-normal. La Figura 3-6 se obtuvo utilizando el criterio 1 para la decisión de cancelación de último minuto. Al asumir que los tiempos de las cirugías se distribuyen normal se observa que para  $\beta < 0,68$  la solución obtenida tiende a subestimar los costos, mientras que al utilizar un valor  $\beta > 0,68$  la solución es propensa a sobreestimar los costos. Por otra parte, cuando se asume que los tiempos de las cirugías

se distribuyen log-normal para  $\beta < 0,52$  la solución obtenida tiende a subestimar los costos, mientras que para  $\beta > 0,52$  la solución es propensa a sobreestimar los costos.

Tabla 3-4: Diferencia porcentual de los costos totales al utilizar un determinado  $\beta$  y criterio de cancelación

Normal								
$\beta$	Criterio 1				Criterio 2			
	Mean	SD	Mean+SD	CV	Mean	SD	Mean+SD	CV
0,00	3,92	3,22	7,14	0,82	3,95	3,25	7,20	0,82
0,13	4,28	3,25	7,53	0,76	4,79	4,28	9,07	0,89
0,26	3,44	2,86	6,29	0,83	3,59	2,81	6,40	0,78
0,39	1,87	2,07	3,95	1,11	1,93	1,99	3,92	1,03
0,52	1,45	1,45	2,90	1,00	1,50	1,44	2,94	0,96
0,68	1,20	1,44	2,64	1,20	1,29	1,59	2,89	1,24
0,84	1,99	2,27	4,25	1,14	2,03	2,25	4,29	1,11
1,04	3,66	3,11	6,77	0,85	3,74	3,40	7,14	0,91
1,28	7,56	4,48	12,04	0,59	7,53	4,40	11,93	0,58
1,65	16,64	5,02	21,66	0,30	16,48	4,96	21,44	0,30
2,32	26,13	7,81	33,94	0,30	26,00	7,81	33,80	0,30
Log-normal								
$\beta$	Criterio 1				Criterio 2			
	Mean	SD	Mean+SD	CV	Mean	SD	Mean+SD	CV
0,00	2,98	3,03	6,01	1,02	3,25	3,83	7,08	1,18
0,13	2,97	2,42	5,39	0,81	3,51	3,02	6,53	0,86
0,26	2,45	2,36	4,81	0,96	2,73	2,46	5,20	0,90
0,39	1,42	1,77	3,19	1,24	1,46	1,75	3,21	1,20
0,52	1,29	1,22	2,50	0,94	1,33	1,22	2,55	0,92
0,68	1,42	1,88	3,30	1,32	1,52	1,97	3,49	1,30
0,84	2,91	3,62	6,52	1,24	2,93	3,72	6,65	1,27
1,04	5,97	5,10	11,07	0,85	5,96	5,14	11,10	0,86
1,28	11,05	6,02	17,06	0,54	10,89	5,88	16,76	0,54
1,65	21,06	5,93	27,00	0,28	20,76	5,96	26,72	0,29
2,32	30,60	7,63	38,23	0,25	30,30	7,68	37,98	0,25

Para analizar cuan robustos son los resultados de la metaheurística, se comparó, para cada instancia, el costo medio de la simulación de cada programación (es decir cada  $\beta$ ) con el mejor costo medio obtenido mediante la simulación, de entre todos los valores de  $\beta$  para esa instancia.

En la Tabla 3-4 se presenta la media, SD y Coeficiente de Variación (CV) de la diferencia porcentual entre los costos totales reales (simulados) y la mejor solución encontrada por la metaheurística, agregando todas las instancias. Al considerar la Mean+SD, las programaciones con los menores costos totales se logran con  $\beta=0,68$  (utilizando la distribución normal) y  $\beta=0,52$  (utilizando la distribución log-normal). Lo anterior es válido para ambos criterios de cancelación de último minuto utilizados.

#### 3.4.2.3. Análisis de los costos de tiempos de espera

A continuación, se estudiaron separadamente los diferentes costos involucrados en la toma de decisiones. En la Figura 3-7 (a) se muestra la diferencia entre la suma de todos los costos de tiempos de espera resultado de la metaheurística y los costos obtenidos mediante la simulación de la programación correspondiente. Se observa que las menores diferencias se logran haciendo  $\beta=0,52$  cuando se asume en la simulación que los tiempos de duración de las cirugías se distribuyen normal. Por otra parte, cuando en la simulación se asume que los tiempos de la duración de las cirugías se distribuyen log-normal las menores diferencias se logran haciendo  $\beta=0,39$ . En general, utilizando la distribución normal, para  $\beta < 0,52$  se tiende a subestimar los costos de tiempo de espera, mientras que para  $\beta > 0,52$  se tiende a sobreestimar el cálculo de los costos. Utilizando la distribución log-normal para  $\beta < 0,39$  y  $\beta > 0,39$  se tiende a subestimar y sobreestimar el cálculo de los costos, respectivamente. La Figura 3-7 (b) muestra el rango de valores de la media y SD de los costos de tiempo de espera.

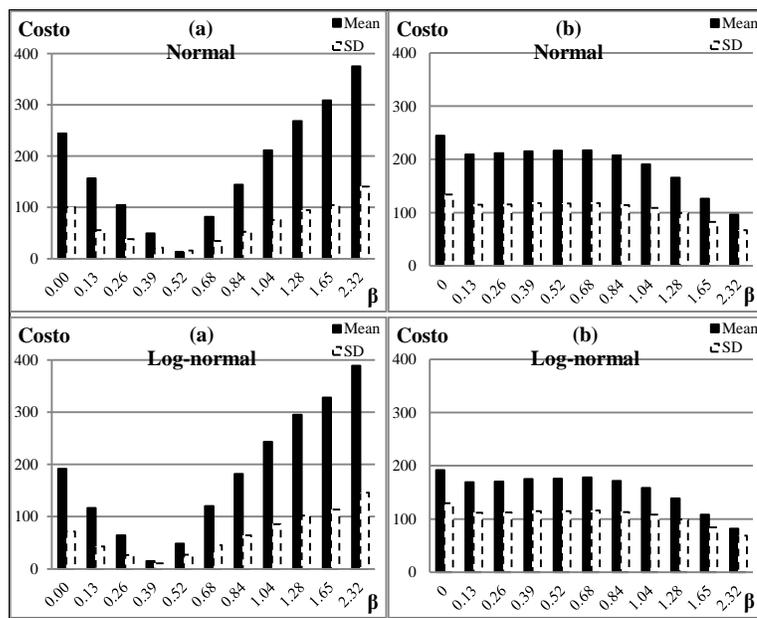


Figura 3-7: Mean y SD para los costos de tiempos de espera

#### 3.4.2.4. Análisis de los costos de tiempo extra

Se compararon los costos de tiempo extra obtenidos mediante la metaheurística con los costos de tiempo extra determinados por la simulación. En la Figura 3-8 (a) se presenta la media y SD para la diferencia de los costos de tiempo extra con respecto a la simulación. Utilizando la distribución log-normal se observa que las menores diferencias se logran haciendo  $\beta=0,68$ . Cuando  $\beta < 0,68$  se tiende a subestimar los costos de tiempo extra, mientras que para  $\beta > 0,68$  se tiende a sobreestimar el cálculo de los costos. Cuando se utiliza la distribución normal la menor diferencia se obtiene haciendo  $\beta=0,68$  (considerando Mean+SD) y  $\beta=0,84$  (considerando únicamente la Mean). La Figura 3-8 (b) muestra el rango de los costos de tiempo extra. Naturalmente los costos disminuyen a medida que  $\beta$  aumenta.

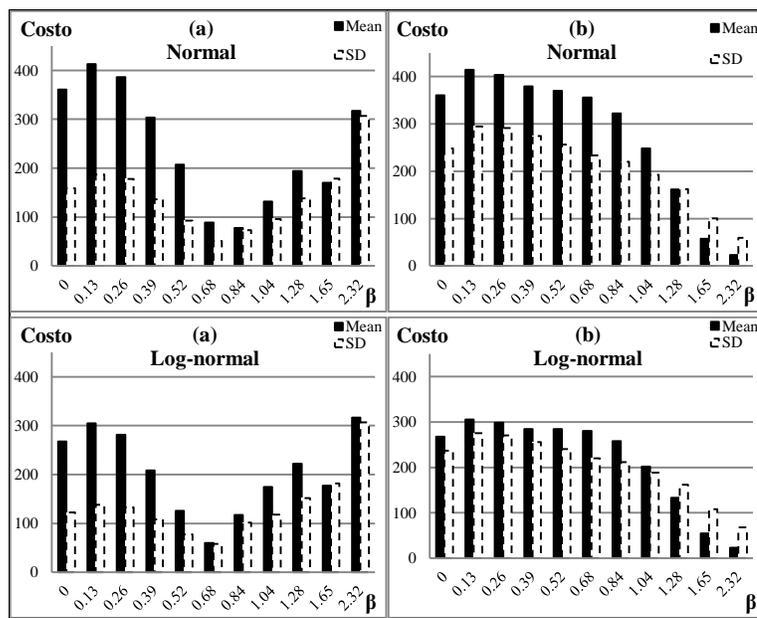


Figura 3-8: Mean y SD costos de tiempo extra

#### 3.4.2.5. Análisis de los costos de cancelación a priori y de último minuto

La Figura 3-9 (a) muestra la mean y SD para los costos de cancelación anticipada al aumentar  $\beta$ . En la Figura 3-10 (a) y (b) se muestra la mean y SD para el costo de cancelación de último minuto. La Figura 3-10 (a) se obtuvo utilizando el criterio 1 de cancelación de último minuto, mientras que la Figura 3-10 (b) se obtuvo con el criterio 2 de cancelación. Como es esperable, a medida que aumenta  $\beta$ , o la aversión al riesgo del programador, se cancelan más cirugías anticipadamente y se incurre en un mayor costo por este concepto (Figura 3-9). La mean de los costos de cancelación de último minuto es mucho menor a su SD, debido a que es un costo menos frecuente pero muy alto (Figura 3-10). Además se observa que el criterio de cancelación de último minuto utilizado influye directamente en los costos de cancelación. Es interesante notar que utilizando valores crecientes de  $\beta$ , se intercambia incerteza por un costo cierto pero creciente. Este efecto es especialmente notorio cuando se usa el criterio 2 de cancelación

de cirugías en el último minuto. Ello permite que el programador adecúe la situación a su aversión al riesgo.

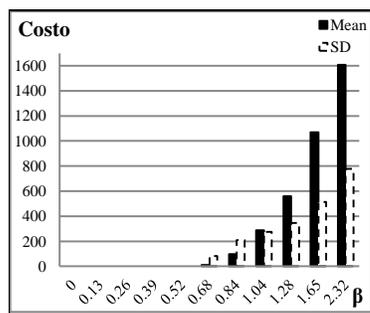


Figura 3-9: Mean y SD para el costo de cancelación anticipada al variar  $\beta$

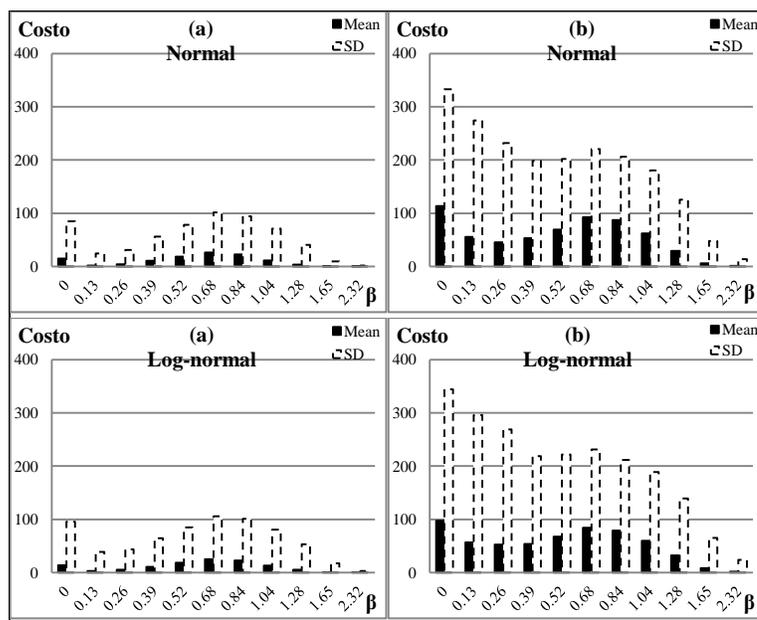


Figura 3-10: Mean y SD para el costo de cancelación al variar  $\beta$ . (a) costo de cancelación de último minuto, criterio 1; (b) costo de cancelación de último minuto, criterio 2

### 3.4.2.6. Análisis de los costos de tiempo adicional

En la Figura 3-11 se muestra la mean y SD para los costos de tiempo adicional. La Figura 3-11 (a) se obtuvo simulando las programaciones bajo el criterio 1, mientras que la Figura 3-11 (b) se obtuvo con el criterio 2. Se observa que el criterio de cancelación de último minuto influye directamente en el costo de tiempo adicional. Con el primer criterio de cancelación estos costos son ligeramente mayores que bajo el segundo criterio. Al igual que el costo de cancelación (Figura 3-10), el costo de tiempo adicional tiene una SD mucho mayor a la media, por la misma razón.

Nuevamente, valores crecientes de  $\beta$  significan una reducción de la SD, es decir, la incerteza.

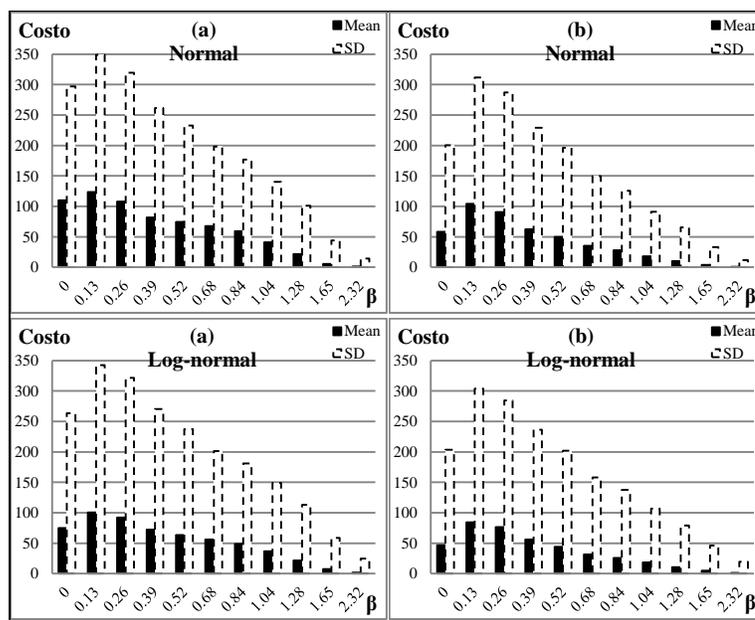


Figura 3-11: Mean y SD para el costo de tiempo adicional al variar  $\beta$

### 3.4.2.7. Análisis individual de dos instancias

Luego, para visualizar como cambia la programación de las ORs y la cancelación de cirugías en una instancia en particular al variar  $\beta$ , se estudió que ocurre con la toma de decisiones de dos instancias, denominadas Instancia A e Instancia B. Para este análisis generamos los tiempos de duración de las cirugías utilizando sólo la distribución log-normal. De esta forma simulamos las programaciones utilizando una distribución que se ajusta más a la realidad, y así,  $\beta$  resulta ser más representativo de ésta.

Ambas instancias están compuestas por 10 cirugías y 2 ORs. La cirugía 9 de la Instancia A y la cirugía 3 de la Instancia B tienen prioridad, y por lo tanto, deben ser asignadas en primer lugar. Los tiempos medios de duración, SD de la duración y los costos de cancelación de último minuto de las cirugías de cada instancia se muestran en la Tabla 3-5. Las cirugías 1, 5, 7 y 8 son iguales para ambas instancias (duración, SD y costos). El grupo de cirugías diferentes (cirugías 2, 3, 4, 6, 9 y 10) hacen que la carga media de trabajo de la Instancia A sea un 7% superior a la de la Instancia B. Además, este grupo de cirugías resultan más variables para la Instancia A.

Tabla 3-5: Características de la Instancia A y B

Instancia A				Instancia B			
Cirugía	Mean	SD	$c^{u(post)}$	Cirugía	Mean	SD	$c^{u(post)}$
1	40	17	300,0	1	40	17	300,0
2	59	30	442,5	2	40	17	300,0
3	97	37	870,6	3*	65	24	5890,6
4	100	68	903,2	4	102	35	1160,3
5	182	65	2980,3	5	182	65	2980,3
6	80	65	619,2	6	127	32	1643,1
7	65	24	589,1	7	65	24	589,1
8	102	125	1160,3	8	102	125	1160,3
9*	80	65	6191,8	9	40	17	300,0
10	150	89	1166,7	10	127	32	1643,1

\* La cirugía tiene prioridad.

Tabla 3-6: Programación de las ORs para la Instancia A y B

$\beta$	Instancia A			Instancia B		
	Programación	Cancelación		Programación	Cancelación	
0.00	OR1	2 6 1 3 4 8		OR1	3 5 8 10	
	OR2	9 7 5 10		OR2	7 9 1 2 6 4	
0.13	OR1	9 3 4 6 8		OR1	3 1 10 4 8	
	OR2	1 7 2 5 10		OR2	2 9 7 6 5	
0.26	OR1	9 4 10 8		OR1	2 1 7 6 5	
	OR2	1 7 2 3 5 6		OR2	3 9 10 4 8	
0.39	OR1	9 4 8 10		OR1	9 4 5 8	
	OR2	1 7 2 3 5 6		OR2	3 1 7 10 6 2	
0.52	OR1	9 2 4 8 10		OR1	9 1 6 4 8	
	OR2	1 7 3 5 6		OR2	3 7 10 5 2	
0.68	OR1	9 4 8 10		OR1	2 7 5 8	
	OR2	1 7 3 5 2 6		OR2	3 6 10 4 9 1	
0.84	OR1	1 7 3 5 2 6	6	OR1	10 4 5	1 2 9
	OR2	9 4 8 10		OR2	3 7 6 8	
1.04	OR1	1 7 2 5 6	8	OR1	10 7 6 4	1 2 9
	OR2	9 3 4 10		OR2	3 5 8	
1.28	OR1	1 7 5 3	2 6 8	OR1	3 10 5	8
	OR2	9 4 10		OR2	2 9 1 7 6 4	
1.65	OR1	9 3 10	1 2 6 8	OR1	3 2 7 5	8 9
	OR2	7 5 4		OR2	6 10 1 4	
2.32	OR1	7 3 5	1 2 4 6 8	OR1	3 9 7 5	1 2 8
	OR2	9 10		OR2	10 6 4	

En la Tabla 3-6 se presenta la programación de las ORs y las cirugías canceladas para la Instancia A y B. En ambas instancias se observa que la programación de las ORs cambia al variar  $\beta$ . Cuando  $\beta = 0,00$  se resuelve el problema determinístico, para el cual existe más de una solución válida. Por ejemplo, cualquier secuencia para las cirugías asignadas a la OR1 y OR2 (Instancia A y B) es permitida. Cuando  $\beta = 0,13$  las secuencias tienden a realizarse de menor a mayor SD, debido a que en este punto los costos totales están comprendidos en gran medida por los costos de tiempo de espera. En el caso de la Instancia B ( $\beta = 0,13$ ), los costos totales son equivalentes a los costos de tiempo de espera.

En general se observa que para  $\beta > 0,13$  se tiende a programar algunas cirugías menos

variables temprano en la jornada (cirugías 1 y 7) y otras más variables cerca del final (cirugías 8 y 10 Instancia A y cirugías 5 y 8 Instancia B). Luego, se observa que a medida que  $\beta$  aumenta, la cirugía 5 (más cara de cancelar luego de la cirugía con prioridad) se comienza a alejar del final de la jornada. Luego, cuando  $\beta = 0,84$  se comienzan a cancelar cirugías. Finalmente cuando  $\beta = 2,32$ , se cancela la mitad del conjunto de cirugías.

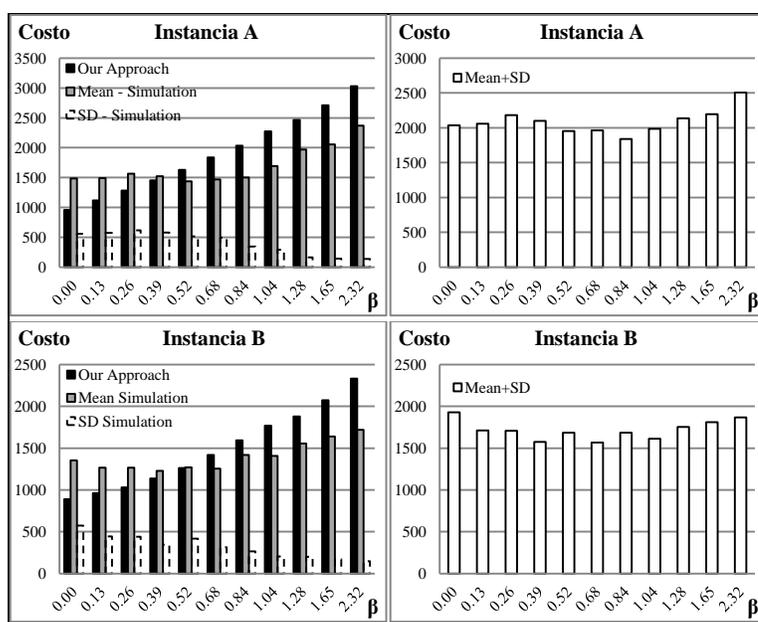


Figura 3-12: Costos totales de la Instancia A y B

En la Figura 3-12 se muestran los costos totales obtenidos por nuestra heurística, junto a la media y SD obtenidos en la simulación, para la Instancia A y B. La simulación fue realizada utilizando el criterio 1 de cancelación de último minuto. También, para ambas instancias, se presenta la suma de la mean+SD. En la Instancia A se observa que el menor costo medio (simulación) se obtiene cuando  $\beta = 0,52$ , con una media de 1.470 y una SD de 513. Sin embargo, cuando  $\beta = 0,84$  se cancela la cirugía 6 (ver Tabla 3-6), obteniendo un valor medio de 1.499 y una SD de 341. Debido a que la SD representa la incertidumbre con respecto al costo total resultante, puede ser más conveniente utilizar

la programación determinada con  $\beta = 0,84$ , dado que la  $\text{mean} + \text{SD}$  de  $\beta = 0,84$  es menor que la  $\text{mean} + \text{SD}$  de  $\beta = 0,52$ . Cuando  $\beta = 0,84$  los costos medios aumentan aproximadamente un 2% con respecto a los costos de  $\beta = 0,52$ , mientras que la SD disminuye en aproximadamente un 34%. La Instancia B, a pesar de ser diferente a la Instancia A, presenta efectos similares. Los patrones de comportamiento son similares al utilizar el criterio 2 de cancelación de último minuto.

En la Figura 3-13 se muestra la media y SD de los costos de tiempo de espera y los costos de tiempo extra para la Instancia A e Instancia B, utilizando el criterio 1 de cancelación de último minuto. Se observa que a medida que  $\beta$  aumenta se tiende a disminuir tanto la media como la SD, acentuándose el efecto a partir de  $\beta = 0,84$  que es el punto donde se comienzan a cancelar cirugías anticipadamente. También, se observa que los costos de la Instancia A son mayores a los de la Instancia B. Los resultados son similares al utilizar el criterio 2 de cancelación de último minuto.

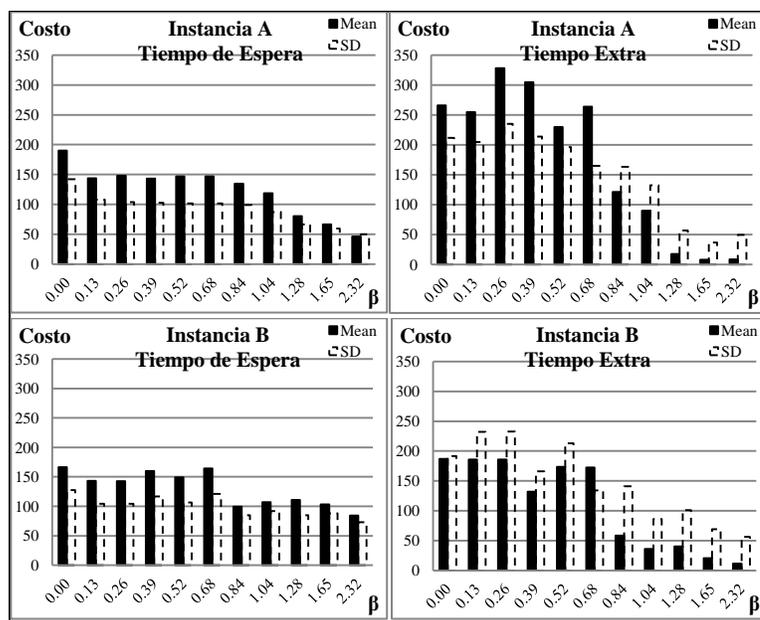


Figura 3-13: Mean y SD costos de tiempo de espera y extra de la Instancia A y B

En la Figura 3-14 se presentan la media y SD de los costos de cancelación de último minuto obtenidos al simular las programaciones obtenidas para la Instancia A e Instancia B utilizando los criterios 1 y 2 de cancelación. Se observa que la media y SD de los costos de cancelación de último minuto son mayores cuando se utiliza el criterio 2. Estos costos disminuyen fuertemente cuando se comienzan a cancelar cirugías anticipadamente (a partir de  $\beta = 0,84$ ).

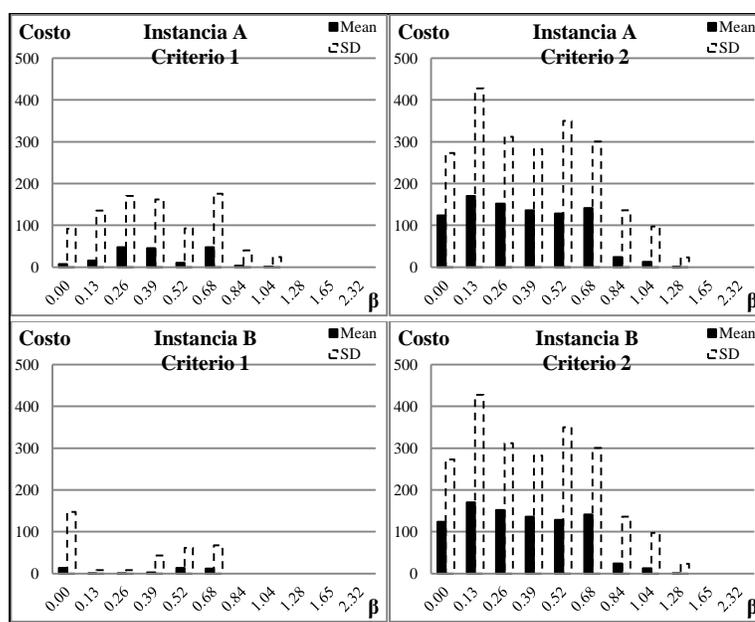


Figura 3-14: Mean y SD para los costos de cancelación de la Instancia A y B

En la Figura 3-15 se muestran los costos de tiempo adicional para la Instancia A e Instancia B, obtenidos al simular la cancelación de último minuto de las cirugías utilizando los criterios 1 y 2. Nuevamente, el criterio de cancelación influye fuertemente en los costos de tiempo adicional. Al utilizar el criterio 1, se incurre en una menor cantidad de costos de cancelación pero se hace necesario utilizar más tiempo adicional. Por otra parte, los costos de cancelación del criterio 2 son más altos pero los costos de tiempo adicional resultan menores. Por esta razón, los costos de tiempo adicional de la Instancia A tienden a ser mayores a los costos de tiempo adicional de la Instancia B.

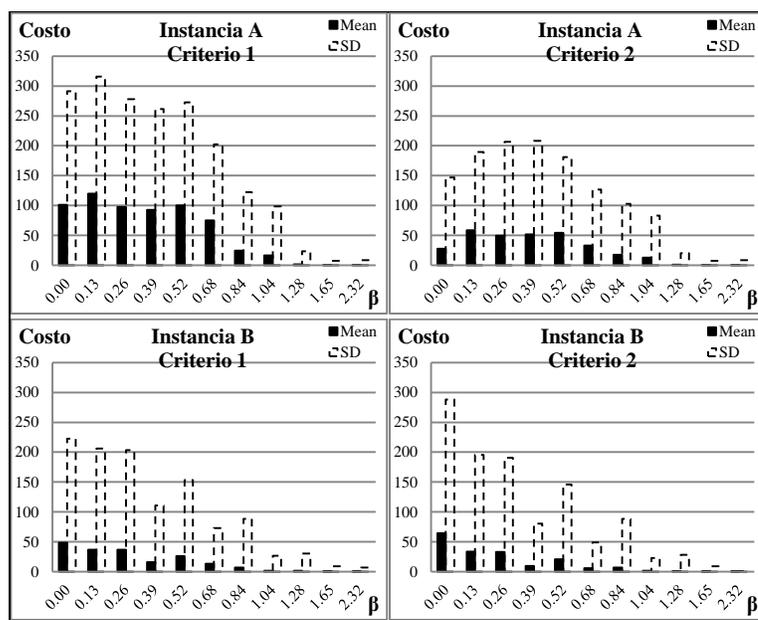


Figura 3-15: Mean y SD para los costos de tiempo adicional de la Instancia A y B

## **4. PROGRAMACIÓN DE MÚLTIPLES SALAS DE OPERACIONES BAJO INCERTEZA EN LA DURACIÓN DE LAS CIRUGÍAS, INCLUSIÓN DE CIRUGÍAS DE EMERGENCIA Y CANCELACIÓN DE CIRUGÍAS**

### 4.1. Introducción

Durante la etapa operativa de la programación de las Salas de Operaciones (ORs), se selecciona, de entre la lista de espera de cada especialidad quirúrgica, a aquellos pacientes que serán intervenidos dentro de un horizonte de planificación, y se les asigna una fecha para la operación. Una vez conocidas las operaciones de cada día, el programador asigna cada una a una OR y determina su secuencia en cada una de ellas. Esta última actividad se conoce como la programación de la Tabla Operatoria (OT) (Latorre-Núñez et al., 2016), tema de este Capítulo.

Una de las principales dificultades de programar la OT es que la duración de cada cirugía es incierta. A lo anterior, se debe sumar el efecto que provoca la llegada de cirugías de emergencia, las cuales pueden aparecer en cualquier instante y deben ser atendidas lo antes posible. Si la programación de la OT resulta ser deficiente, estas fuentes de incertidumbre provocan largos tiempos de espera, excesos de horas extra, o la cancelación de último minuto de alguna cirugía electiva, generando no sólo un aumento en los costos del hospital, sino también insatisfacción del paciente y los cirujanos (Wang et al., 2014). Cuando una cirugía electiva es cancelada en el último minuto, provoca un quiebre en los horarios del equipo quirúrgico y genera un stress considerable para el paciente y sus familiares (Kim & Horowitz, 2002).

En este Capítulo resolvemos el problema de la programación de la OT, considerando la incerteza en la duración de las cirugías, la llegada de cirugías de emergencias y la cancelación de cirugías, tanto anticipada como de último minuto. Se debe notar que cancelar anticipadamente una cirugía tiene un costo significativamente menor al de cancelarla en el último minuto. El objetivo del problema consiste en minimizar los

costos de tiempo regular, tiempo de espera, tiempo extra y tiempo que excede al tiempo extra permitido, así como el costo de cancelaciones anticipadas y de último minuto. Consideramos una capacidad máxima de atención de cirugías de emergencia, pudiéndose rechazar algunas de éstas (Erdem et al., 2012). Para resolver el problema, formulamos un modelo matemático de programación estocástica de dos etapas. En la primera etapa, se realiza la asignación y secuencia de las cirugías, mientras que en la segunda se evalúa el resultado de la primera etapa, usando un gran número de posibles escenarios. Debido a la dificultad de resolución del modelo matemático propuesto, desarrollamos una metaheurística, capaz de resolver el problema en un tiempo razonable de ejecución.

Existen diversos trabajos que han abordado el problema de la programación de cirugías considerando fuentes de incertidumbre (Capítulo 3). Sin embargo, pocos trabajos han considerado la cancelación de cirugías. M. J. Persson and Persson (2010) simulan diferentes políticas de gestión y utilizan las cancelaciones de cirugías como medida de rendimiento. Adan et al. (2011) desarrollan un plan táctico que se adapta al plan operacional. Para realizar el plan operacional se aplican reglas de cancelación de cirugías electivas si los recursos no son suficientes. Wang et al. (2014) asumen que todas las cirugías deben ser programadas, considerando un riesgo de cancelación al realizar la asignación diaria de cirugías en las ORs. Así, el trabajo más cercano al nuestro es el presentado en el Capítulo 3 donde se resuelve el mismo problema propuesto aquí, pero sin considerar la aparición de cirugías de emergencia y, a diferencia de lo que se propone en este Capítulo, utilizan un enfoque robusto. Otra diferencia con Capítulo 3, es que en este trabajo incorporamos explícitamente las cancelaciones de último minuto dentro del procedimiento de asignación y secuenciamiento. En la Tabla 4-1, se presenta un resumen comparativo con la literatura relacionada.

Los aportes de este trabajo son varios, entre los cuales destacamos: (a) extendemos el problema planteado en el Capítulo 3, incorporando en éste la llegada de cirugías de emergencia; (b) proponemos un modelo estocástico de dos etapas que resuelve el problema, el cual es capaz de considerar explícitamente en la misma formulación tanto

las cirugías canceladas anticipadamente, como en el último minuto; (c) estudiamos la robustez de la programación mediante la desviación estándar de los costos totales; (d) proponemos un enfoque de resolución eficiente basado en una metaheurística.

Tabla 4-1: Resumen comparativo con la literatura relacionada

Trabajos	Asignación de OR	Secuencia de las cirugías	Tiempo de inicio de las cirugías	Cirugías de emergencia	Cancelación (en distintas etapas)	Cancelación de cirugías programadas	Criterios de la función objetivo
Batun et al. (2010)	✓	✓	✓				1-2-5
Adan et al. (2011)	✓			✓	✓		5
C. Mancilla and R. H. Storer (2012)	✓	✓	✓				1-2-3-5
Mancilla and Storer (2013)	✓	✓					1-2-3
Lee and Yih (2014)	✓	✓	✓				2-3-5
Wang et al. (2014)	✓			✓	✓		1-5
Heydari and Soudi (2015)	✓	✓	✓	✓			1-5
Freeman et al. (2015)	✓	✓	✓	✓			1-2
Capítulo 3	✓	✓	✓		✓	✓	1-2-4
Nuestro trabajo	✓	✓	✓	✓	✓	✓	1-2-4-5
Criterios de la función objetivo: 1 (Tiempo extra); 2 (Tiempo de espera); 3 (Tiempo ocioso); 4 (Cancelación); 5 (Otro).							

El artículo tiene la siguiente estructura: en la sección 4.2 se describe el problema estudiado; en la sección 4.3 se presenta el método de solución; en la sección 4.4 se describe el algoritmo desarrollado para resolver el problema, en la sección 4.5 se describen y muestran los experimentos computacionales.

## 4.2. Descripción del problema

Se tienen  $m^1$  ORs, que tienen una disponibilidad diaria de  $RT_{OR}$  unidades de tiempo regular y hasta  $ET_{OR}$  unidades de tiempo extra cada una. Se debe programar una  $OT$ , considerando un conjunto  $J$  de cirugías. Cada cirugía  $j \in J$  requiere ser asignada a una de las  $m^1$  ORs y en cada OR se debe secuenciar las cirugías. Existe un conjunto de cirugías  $Q \subseteq J$ ,  $|Q| \leq m^1$ , que requieren de prioridad, debiendo ser asignadas a primera hora en alguna OR.

Cada cirugía  $j \in J$  tiene un costo unitario de tiempo de espera  $c_j^{WT}$  y un costo unitario de tiempo extra  $c_j^{ET}$ . Cuando una cirugía requiere sobrepasar el tiempo extra, se incurre en un costo unitario de  $c_j^{AT}$ . El costo unitario de mantener operando las  $OR$  durante el tiempo regular es de  $c^{RT}$ . Para cada cirugía programada se reserva un tiempo  $d_j$ , que es el tiempo medio de duración de la cirugía  $j$ , estimado de acuerdo a las duraciones históricas de cirugías del mismo tipo. Las cirugías no pueden comenzar antes de su horario de inicio programado y la primera cirugía programada en una OR siempre comienza en el instante de tiempo 0.

Por otra parte, si una cirugía  $j$  es cancelada anticipadamente, se incurre en un costo  $c_j^{pre}$ , mientras que si ésta es cancelada en el último minuto, se incurre en un costo de  $c_j^{post}$ , con  $c_j^{post} > c_j^{pre}$ , ya que las cancelaciones de último minuto incluyen costos de preparación del paciente, del personal médico y de apoyo, stress adicional de todos los involucrados, etc. Utilizamos y comparamos aquí dos criterios de cancelación en el último minuto. Según el criterio 1, una cirugía es cancelada si los costos de realizarla (utilizando el tiempo medio de duración  $d_j$ ) son mayores al costo de cancelación de último minuto  $c_j^{post}$ . De acuerdo al criterio 2, se cancela una cirugía en el último minuto

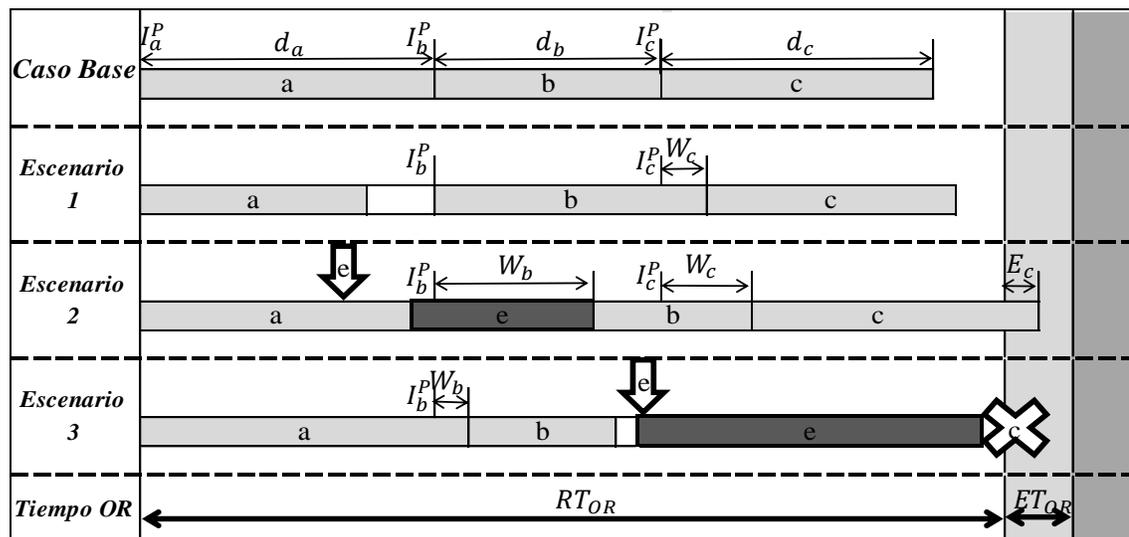
cuando se estima que el tiempo regular y tiempo extra disponibles no son suficientes para programar la cirugía (utilizando  $d_j$ ).

Para la programación se debe considerar que existen cirugías de emergencia, las que pueden llegar en cualquier momento y deben ser atendidas lo antes posible. Se considera, en todo caso, que el hospital dispone para ello de hasta  $m^2$  OR ( $m^1 \geq m^2$ ), y en esas OR, se atiende como máximo una cirugía de emergencia en cada una durante el día. Si llega un número de cirugías mayor que  $m^2$ , las que exceden este número son rechazadas.

#### 4.3. Método de solución

El método de solución consiste en encontrar la programación de la OT para la cual el costo sea el mínimo para un promedio de  $\omega$  posibles escenarios previamente determinados. A continuación, se analiza un ejemplo en que se compara dos programaciones de tres cirugías  $a$ ,  $b$  y  $c$  en una misma OR. En la Figura 4-1, se muestra una programación sin cancelación de cirugías. El Caso Base muestra la programación determinística. Luego, se consideran 3 posibles escenarios de realización de los tiempos de duración de las cirugías y las posibles llegadas de cirugías de emergencia. En el escenario 1, la cirugía  $a$  dura menos de lo planificado, generándose un tiempo libre para los recursos (tiempo ocioso), mientras que la cirugía  $b$ , que comienza en el momento programado, dura más de lo esperado, haciendo que la cirugía  $c$  sufra un tiempo de espera  $W_c$  con respecto a su hora de inicio programada. En el escenario 2, aparece una cirugía de emergencia mientras la cirugía  $a$  se encuentra en ejecución. Una vez finalizada la cirugía  $a$  (ligeramente antes del tiempo programado), se atiende de inmediato la cirugía de emergencia  $e$ . Existe un tiempo de espera de las cirugías  $b$  y  $c$ , debido al cual la cirugía  $c$  utiliza tiempo extra. En el escenario 3 la cirugía  $a$  se retrasa, provocando un tiempo de espera de la cirugía  $b$ . Terminada ésta, llega una cirugía de emergencia durante el tiempo ocioso y es atendida inmediatamente. Debido al extenso

tiempo de duración de la cirugía de emergencia  $e$ , la cirugía  $c$  debe ser cancelada en el último minuto, incurriéndose en el costo de cancelación correspondiente.



$a$ ,  $b$  y  $c$ : cirugías a programar //  $e$ : cirugía de emergencia //  $d$ : duración media //  $I^P$ : Inicio programado //  $W$ : tiempo de espera //  $E$ : tiempo extra utilizado //  $RT_{OR}$ : tiempo regular de la OR //  $ET_{OR}$ : tiempo extra disponible de la OR //  $\Downarrow$ : llegada cirugía de emergencia //  $X$ : cancelación cirugía.

Figura 4-1: Programación de las cirugías  $a$ ,  $b$  y  $c$

En la Figura 4-2 se presenta una segunda programación, que considera la cancelación anticipada de la cirugía  $c$ . Con esta programación e iguales escenarios que antes, no existen retrasos en el escenario 1. En el escenario 2 la cirugía  $b$  se retrasa producto de la llegada de la cirugía de emergencia  $e$ . En el escenario 3 no existen cancelaciones de último minuto, sino sólo el tiempo de espera de la cirugía  $b$ .

De las dos posibles programaciones del ejemplo (Figura 4-1 y Figura 4-2), el método selecciona aquella con el menor costo promedio calculado considerando todos los escenarios.

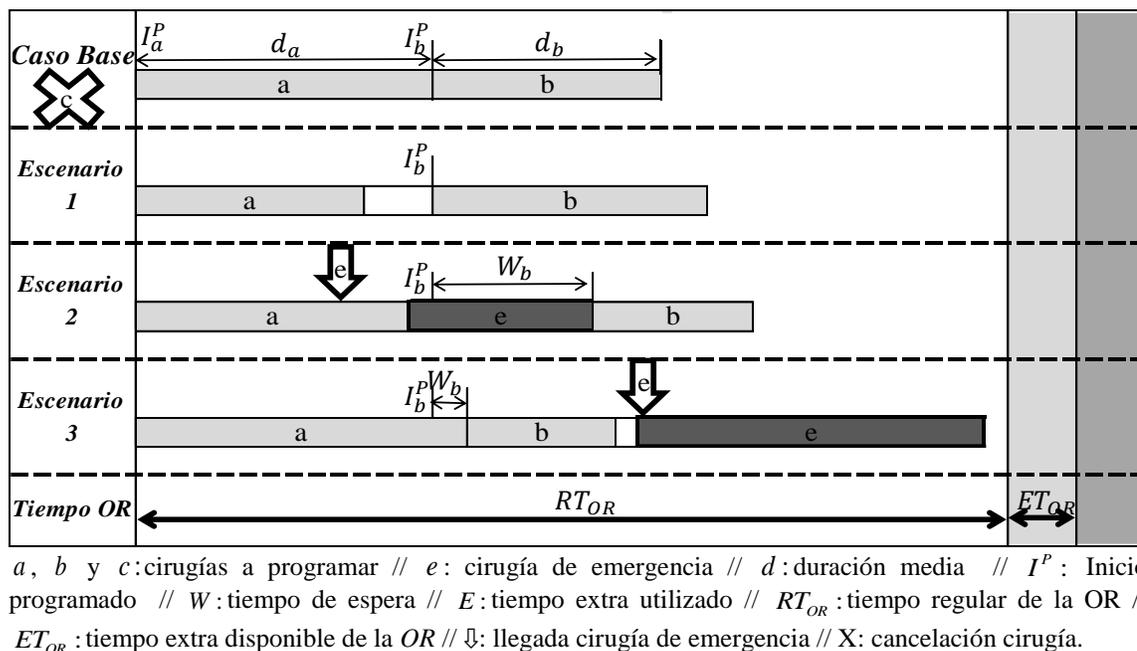


Figura 4-2: Programación de las cirugías  $a$  y  $b$  cancelando previamente  $c$

Como primera aproximación, desarrollamos un modelo de programación entera, que se presenta en el Anexo 1. Se consideran  $\omega$  posibles escenarios en los cuales varían la duración de las cirugías electivas y de emergencia y las llegadas de las cirugías de emergencia. En el modelo,  $t_j^s$  representa el tiempo de duración de la cirugía  $j$  en el escenario  $s$ ,  $p_e^s$  la duración de la cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$  y  $h_e^s$  el horario de llegada de la cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$ .

#### 4.4. Metaheurística

Debido a la dificultad del problema y el tiempo requerido por el modelo matemático para resolverlo, se desarrolló una metaheurística compuesta por un algoritmo genético (GA) y una heurística constructiva (CH). El GA genera una cantidad de posibles programaciones (individuos o soluciones) que representan asignación y secuenciamiento

de las cirugías en las ORs. Posteriormente, para cada programación entregada por el GA, la CH verifica que se asigne en primera prioridad las cirugías que lo requieren, reparando las programaciones que no cumplen con esta restricción y determina el valor de la función objetivo, como se explicará.

En este artículo, la metaheurística tiene dos diferencias fundamentales respecto de aquella presentada en el Capítulo 3, que tiene etapas similares. En primer lugar, el GA incluye la cancelación anticipada de cirugías. En segundo lugar, la CH calcula los costos totales de cada programación para cada uno de los  $\omega$  escenarios, que representan distintas realizaciones de duración de las cirugías electivas y llegada de cirugías de emergencia, entregando el promedio. También, a diferencia de la metaheurística presentada en el Capítulo 3 se utiliza aquí una caché que permite almacenar soluciones. De esta forma se evita que el CH analice programaciones repetidas, disminuyendo así el tiempo de resolución. En la Figura 4-3 se presenta el pseudocódigo de la metaheurística.

```

Generar escenarios
GA:
Generar población inicial (conjunto inicial de programaciones)
While (No se cumpla la condición de parada) Do
    Determinar una programación
    CH:
        If (no se respeta la prioridad de las cirugías)
            Then Reparar la programación
        If (no se encuentra almacenado el costo promedio de la programación)
            Then Calcular la función objetivo para cada escenario
                Determinar el costo promedio de la programación sobre todos los escenarios
                Guardar la programación y su costo promedio
        Determinar si se ingresa la programación a la población
    Entregar la mejor programación
  
```

Figura 4-3: Seudocódigo de la metaheurística

#### 4.4.1. Algoritmo genético

El GA se desarrolló de forma similar al utilizado en Latorre-Núñez et al. (2016) y el Capítulo 3. En la Figura 4-4, se presenta el seudocódigo del GA. La condición de parada del algoritmo consiste en un número máximo de iteraciones consecutivas durante las cuales no ha existido mejora en el valor de la función objetivo (*Max\_Unsuccessful\_Iter*) o un número máximo de iteraciones totales (*Max\_Total\_Iter*).

Generar una **población inicial** (conjunto de soluciones)  
**While** (No se cumpla la **condición de parada**) **Do**  
 Elegir dos soluciones (programaciones) para el **cruzamiento**  
 Aplicar el **operador de cruzamiento** (se obtienen **dos nuevas soluciones**).  
 Elegir un individuo (**solución candidata**).  
 Con probabilidad baja, aplicar el **operador de mutación**.  
**Ingresar** la nueva solución a la población si es mejor que la peor solución de la población  
**Entregar la mejor solución**

Figura 4-4: Seudocódigo del GA

Note que el GA no considera las características de cada operación ni las posibles cirugías de emergencia. Solamente genera un gran número de posibles programaciones (individuos) de asignación y secuencia, incluyendo programaciones con cancelación anticipada, en la forma de vectores de largo  $n+m$ , en que  $n$  es el número de cirugías y  $m$  el número de ORs. Los valores enteros desde 1 hasta  $n$  simbolizan las diferentes cirugías, mientras que los valores entre  $n+1$  y  $n+m$  son separadores dentro del vector, para representar la asignación las cirugías a las diferentes ORs y el conjunto de cirugías canceladas. Todas las cirugías que se encuentren después del último separador, son aquellas canceladas *a priori*.

Por ejemplo, si se tiene 6 cirugías ( $n=6$ ) que deben ser programadas en 2 OR ( $m=2$ ), los individuos de la población tendrán un tamaño de 8 ( $n+m$ ). Los dígitos desde 1 hasta 6 representan a cada una de las cirugías, mientras que los dígitos 7 y 8 simbolizan los separadores dentro del vector.

En la Figura 4-5 se muestran dos diferentes vectores solución, que representan dos individuos generados por el GA. El *vector 1* indica que las cirugías 4 y 3 deben ser asignadas a la OR 1 con la secuencia 4-3. Luego aparece un separador (el dígito 8), de modo que en la OR 2 la asignación y secuencia es 1-5-6. Luego, aparece el segundo separador (dígito 7). A su derecha, se encuentra la cirugía 2, que por estar a continuación del último separador del vector, debe ser cancelada. Por otra parte, el *vector 2* indica la programación 1-2-3 en la OR 1 y 5-4-6 en la OR 2. No existen cirugías después del último separador, es decir canceladas anticipadamente.

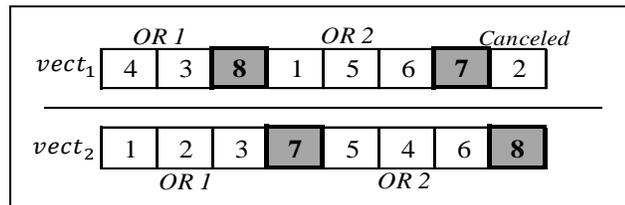


Figura 4-5: Representación de los individuos en el GA

#### 4.4.2. Heurística constructiva

Luego, que el GA ha definido una población de programaciones, conteniendo cada una de ellas una asignación, una secuencia de cirugías y eventuales cancelaciones anticipadas (si las hubiera), es necesario determinar la calidad de cada programación. Esto se realiza mediante la Heurística Constructiva.

En primer lugar, existe un conjunto  $Q$  de cirugías que requieren ser realizadas a primera hora, por haber sido canceladas el día anterior. Es necesario verificar que esta condición se cumpla. Si existe una cirugía con prioridad que no se encuentra asignada en primera posición en su OR, debe ser adelantada a la primera posición, mientras que las cirugías que la precedían se retrasan en una posición. Si existe más de una cirugía con prioridad asignada a una misma OR, sólo la primera cirugía permanece en la OR. El resto de las

cirugías con prioridad deben ser reasignadas en primera posición a otras OR que no tengan cirugías con prioridad, partiendo la búsqueda desde la OR  $m^l$ . De igual forma, si una cirugía con prioridad se encuentra cancelada en alguna programación, debe programarse en primera posición en una OR sin cirugías con prioridad.

Una vez verificado el cumplimiento de las prioridades, es necesario determinar, para cada programación, el costo para cada escenario  $s$  y el costo promedio de todos los escenarios. Dado que en un gran número de ocasiones la programación en las OR se repite, la CH utiliza una cache para almacenar el valor de la función objetivo para una determinada programación, acelerando así la resolución del algoritmo. Para cada asignación y secuencia definida en una OR, la CH verifica si éstas han sido utilizadas anteriormente. Si es así, utiliza el costo almacenado. De lo contrario, resuelve la programación y almacena el nuevo costo. En la Figura 4-6 se presenta el seudocódigo de la CH.

```

If ( $Q \neq \phi$ ) Then Verificar cumplimiento de las prioridades
If (programación no cumple con las prioridades) Then Reparar la programación
Determinar los horarios de inicio programado de las cirugías
For (cada OR)
    If (no se encuentra almacenado el costo de la programación de la OR)
        Then Utilizar la Función Costo para calcular el costo de la programación de la OR
            Almacenar el costo de la programación de la OR
        Sumar el costo de la programación de la OR al objetivo
If(existen cirugías canceladas) Then Sumar el costo de la cancelación anticipada al objetivo
Entregar el valor del objetivo para la programación de todas las ORs

Función Costo
For(cada escenario  $s$ )
    For (cada cirugía electiva  $j$  asignada a la OR)
        If (apareció una cirugía de emergencia  $e$ )
            Then Determinar el horario en que la OR se encontrará disponible debido a  $e$ 
        If ( $j$  cumple con el criterio de cancelación de último minuto)
            Then Cancelar  $j$ 
            Else Programar  $j$ 
        Determinar el costo de Cancelar/Programar  $j$ 
        Determinar el horario en que la OR se encontrará disponible debido a  $j$ 
    Determinar el costo de la programación de la OR para el escenario  $s$ 
    Determinar el costo final de la programación de la OR (promedio de los  $\omega$  escenarios)

```

Figura 4-6: Seudocódigo de la CH

## 4.5. Experimentos computacionales

### 4.5.1. Data

Para el estudio se recrearon las instancias propuestas en el Capítulo 3. El set está compuesto por 48 instancias que consideran [5-20] cirugías y [2-5] OR.

Asumimos que todas las ORs cuentan un  $RT_{OR}$  de 480 minutos (Wang et al., 2014) y una capacidad de  $ET_{OR}$  igual a 120 minutos (Addis et al., 2014).

Utilizamos los costos propuestos en el Capítulo 3, los cuales están calculados en base a la literatura (Dexter et al., 2003; Lamiri, Xie, Dolgui, et al., 2008; Lee & Yih, 2014; M. J. Persson & Persson, 2010). Así, los costos unitarios de tiempo regular, extra, de espera y de tiempo en exceso del extra son, respectivamente,  $c^{RT} = 1,0$ ,  $c^{ET} = 1,75$ ,  $c^{WT} = 0,5$  y  $c^{AT} = 7,0$ .

Asumimos que el costo de cancelación de último minuto de una cirugía  $j$  es  $c_j^{u(post)} = 5d_j$  al igual que el Capítulo 3. Como el costo de cancelación anticipada es menor, usamos  $c_j^{u(prev)} = \alpha \cdot c_j^{u(post)} = \alpha \cdot 5d_j$ , siendo  $\alpha < 1$ . Considerando que el costo de cancelar previamente una cirugía no puede ser menor que el costo de realizarla,  $c_j^{u(prev)} = \alpha \cdot 5d_j > d_j$ , por lo tanto,  $\alpha > 0,20$ . Para nuestro estudio, sensibilizamos  $\alpha$  asumiéndolo igual a 0,5, 0,45, 0,4, 0,35, 0,30 y 0,25.

Luego, para diferenciar los costos entre los diferentes tipos de cirugías utilizamos la metodología del Capítulo 3. Así, para cada cirugía, y asumiendo que las cirugías más largas tienden a ser más costosas, determinamos el parámetro  $\varepsilon_j = 1 + (d_j / \min_{i \in J} (d_i)) / 2$  el que permite ponderar/diferenciar los costos de diferentes cirugías. A continuación, para cada cirugía  $j$  multiplicamos  $\varepsilon_j$  por cada uno de los costos de la cirugía. Además, si una cirugía requiere prioridad hacemos todos sus costos

de cancelación 10 veces más grandes, mientras que el resto de los costos aumentan el doble.

Para la realización de los tiempos de duración de las cirugías electivas, utilizamos la distribución log-normal (Addis et al., 2014; Guinet & Chaabane, 2003; Jebali et al., 2006; Latorre-Núñez et al., 2016; Marcon & Dexter, 2006; Wang et al., 2014). Asumimos que las cirugías de emergencia tienen una tasa de llegada que sigue una distribución Poisson con media igual al 4% de las cirugías electivas (Bruni et al., 2014), es decir  $0,04n$ . El horario de llegada se determina utilizando la distribución uniforme entre 2 horas antes del inicio de la jornada y 1 hora después de finalizado el tiempo extra. La demanda de emergencia diaria en una OR sigue una distribución exponencial (Lamiri, Xie, & Zhang, 2008; Wang et al., 2014). Por lo tanto asumimos que la duración de las cirugías de emergencia sigue una distribución exponencial con una media de 80 minutos (Wang et al., 2014).

También asumimos que la capacidad máxima de las ORs que pueden atender una cirugía de emergencia es igual a 2 ( $m^2=2$ ). Consideramos que la primera cirugía en llegar es atendida en la OR 1.

Sensibilizamos el número de escenarios haciendo  $\omega$  igual a 20, 100, 200, 500, 1.000, 3.000 y 6.000.

El GA utiliza un tamaño de población igual a 40 individuos, una probabilidad de mutación de 0,1, un número máximo de iteraciones consecutivas sin cambio en la población igual a 3.000 ( $Max\_Unsuccessful\_Iter=3.000$ ) y un número total de iteraciones igual a 30.000 ( $Max\_Total\_Iter=30.000$ ).

El modelo propuesto fue programado en AMPL y resuelto utilizando CPLEX 12.63. La metaheurística fue programada en C++, usando la Console Application de Visual Studio 2010. Las pruebas computacionales fueron realizadas utilizando un computador con un sistema operativo Windows 7 Professional 64-bit, una CPU Intel (R) Core (TM) i7-2600 @ 3.40 GHz y 16 GB RAM. Todas las pruebas fueron realizadas utilizando sólo un núcleo (core).

## 4.5.2. Resultados

### 4.5.2.1. Desempeño de la metaheurística

Para evaluar el desempeño de la metaheurística primero comparamos la calidad de sus soluciones contra las del modelo matemático. En la Tabla 4-2 se presenta una comparación entre el modelo matemático y la metaheurística, al resolver la Instancia 1 para los diferentes niveles de costos de cancelación anticipada utilizando el criterio 1 para las cancelaciones de último minuto, considerando 1, 2, 3 y 4 escenarios. Para ambos enfoques se presenta el gap y tiempo de resolución. El cálculo del gap de CPLEX y la metaheurística se realiza utilizando la cota inferior obtenida por CPLEX. El modelo matemático se ejecutó con un tiempo límite de 2 horas (7.200 segundos). Se observa que el modelo matemático logra resolver y converger antes del tiempo límite solamente cuando se considera un solo escenario ( $\omega=1$ ). Sin embargo, la metaheurística converge a la mejor solución en menos de 1 segundo en todas las instancias, con un mejor gap en todos los casos.

Luego, la mejor programación determinada por la metaheurística fue simulada, con el objeto de evaluar su calidad, utilizando 20.000 escenarios. El objetivo es calculado de igual forma que en la metaheurística.

Tabla 4-2: Comparación del modelo matemático contra la metaheurística

$\alpha$	$\omega=1$				$\omega=2$				$\omega=3$				$\omega=4$			
	CPLEX		Meta-heurística		CPLEX		Meta-heurística		CPLEX		Meta-heurística		CPLEX		Meta-heurística	
	Gap	Tiempo	Gap	Tiempo												
0,50	0,0	7150,0	0,0	0,30	43,6	*	42,9	0,45	52,2	*	51,6	0,51	75,8	*	75,2	0,40
0,45	0,0	6213,6	0,0	0,30	47,9	*	47,9	0,47	51,7	*	51,1	0,48	80,5	*	80,4	0,40
0,40	0,0	5772,5	0,0	0,30	40,5	*	40,5	0,41	51,3	*	50,9	0,41	81,4	*	81,3	0,34
0,35	0,0	4051,1	0,0	0,30	45,6	*	44,9	0,36	51,7	*	50,9	0,39	78,6	*	78,2	0,36
0,30	0,0	6001,4	0,0	0,31	43,9	*	43,9	0,37	62,1	*	62,1	0,50	79,3	*	79,3	0,32
0,25	0,0	3572,2	0,0	0,28	44,1	*	44,0	0,36	53,5	*	53,3	0,39	73,1	*	73,1	0,28

\* Tiempo límite (7.200 segundos)

En la Figura 4-7 se presenta la diferencia entre los costos totales determinados por la metaheurística al establecer la programación de OT y los costos obtenidos al simular la programación utilizando 20.000 escenarios, para las 48 instancias y seis valores de  $\alpha$  (el factor que relaciona costos de cancelación pre y post). En la Figura 4-7 (a) se presenta la diferencia porcentual, mientras que en la Figura 4-7 (b) se muestra la diferencia total de los costos. En ambas figuras se presenta la media, desviación estándar (SD) y máxima diferencia (Max). Se debe notar que estas diferencias pueden ser positivas o negativas. Se observa claramente que a medida que aumenta el número de escenarios, disminuye la diferencia de los costos totales con respecto a la simulación. Luego de los 1.000 escenarios, la diferencia obtenida disminuye escasamente.

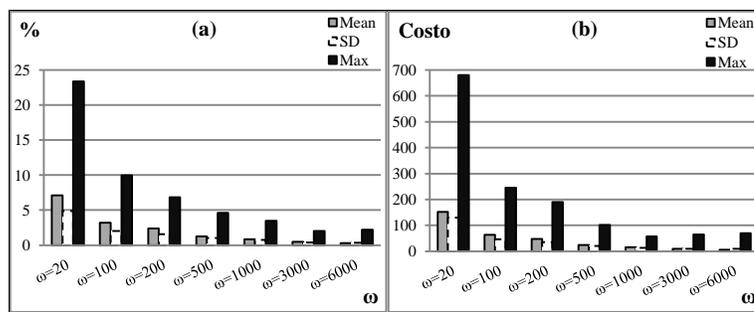


Figura 4-7: Diferencia de los costos totales con respecto a la simulación al variar  $\alpha$

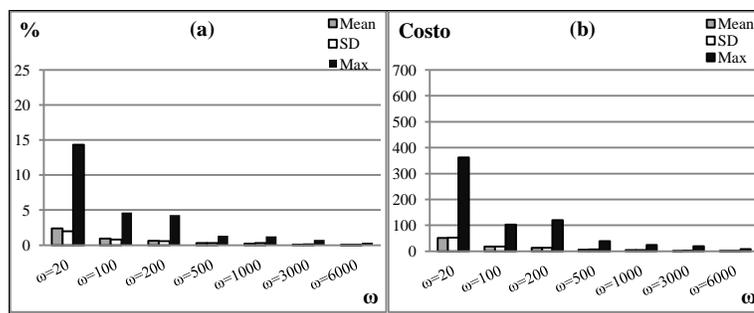


Figura 4-8: Diferencia de los costos totales al comparar el valor de la simulación de cada programación con respecto a la mejor programación encontrada, variando  $\alpha$

Para evaluar las diferencias reales entre las programaciones obtenidas con diversos números de escenarios, realizamos los siguientes cálculos. Se obtiene, en primer lugar, cada una de las mejores soluciones encontradas para los distintos números de escenarios (desde 20 a 6.000). Cada una de estas programaciones se simula posteriormente con 20.000 escenarios. Los resultados de esas simulaciones se comparan con la mejor entre ellas. Ello da una indicación de las calidades comparadas de las soluciones. Los resultados se muestran en la Figura 4-8. En la Figura 4-8 (a) se presenta la diferencia porcentual, mientras que en la Figura 4-8 (b) se presenta la diferencia total de los costos. Se observa que las diferencias entre las soluciones obtenidas con distintos números de escenarios, no difieren de la mejor solución tanto como en la Figura 4-7. En conclusión, usando un mayor número de escenarios en la heurística, la programación obtenida no es sustancialmente diferente en términos de costos promedio (a lo más, un 2,5% aproximadamente).

La Figura 4-9 se presenta la media, SD y valor máximo para los tiempos de resolución en segundos del algoritmo propuesto, al aumentar el número de escenarios. Si comparamos la Figura 4-9 con la Figura 4-7 y Figura 4-8, se observa que el esfuerzo computacional para  $\omega=3.000$  y  $\omega=6.000$  aumenta drásticamente, pero los beneficios son bajos. En el Anexo 2 se presentan los tiempos medios de resolución para cada una de las instancias resueltas.

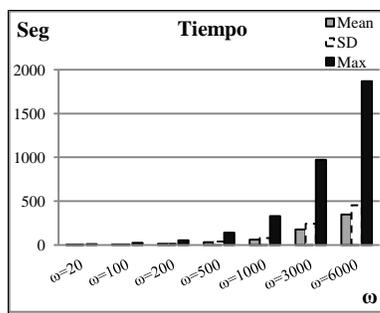


Figura 4-9: Tiempos de resolución del algoritmo al variar  $\omega$

#### 4.5.2.2. Análisis individual de una instancia

A continuación, presentamos el análisis individual de una instancia, para así poder observar cómo cambia la programación dependiendo del nivel de costos de cancelación anticipada utilizado (variando  $\alpha$ ) y la tasa de llegada de cirugías de emergencia. Además, examinamos de forma individual, cómo se comportan los diferentes tipos de costos que componen los costos totales. El análisis es realizado con los resultados obtenidos haciendo  $\omega=6.000$ .

Tabla 4-3: Características de la instancia analizada

Cirugía	Mean	SD	$c^{u(post)}$
1	40	17	300,0
2	59	30	442,5
3	97	37	870,6
4	100	68	903,2
5	182	65	2980,3
6	80	65	619,2
7	65	24	589,1
8	102	125	1160,3
9	80	65	6191,8
10	150	89	1166,7

Utilizamos la Instancia A de ejemplo presentada en el Capítulo 3. En esta instancia se deben programar 10 cirugías en 2 ORs, considerando que la cirugía 9 tiene prioridad (debe ser asignada en primer lugar). En la Tabla 4-3 se presentan los tiempos medios de duración, SD de la duración y los costos de cancelación de último minuto.

##### 4.5.2.2.1. Programación de la instancia variando $\alpha$

En la Tabla 4-4 se presenta la programación de la OT obtenida para la instancia al variar los niveles de costo de cancelación anticipada, la tasa de llegada de cirugías de emergencia y el criterio de cancelación de último minuto. La OT0, OT1 y OT2 se

determinan considerando diferentes tasas de llegadas de cirugías de emergencia. Para la OT0 se asume que no llegan cirugías de emergencia. La OT1 se determina en base a la tasa de llegada definida en la sección de datos. Para la OT2 se considera una media de dos veces la tasa media de llegada de la OT1. La OT1 y OT2 se establecen utilizando la misma capacidad de atención de cirugías de emergencia. Claramente se observa que dependiendo de la estructura de costos y la tasa de llegada de cirugías de emergencias y el criterio de cancelación de último minuto utilizado, la programación obtenida puede resultar diferente. Se debe notar que al variar  $\alpha$ , para ciertos niveles de costo resulta conveniente cancelar algunas cirugías anticipadamente.

En la OT0, utilizando el criterio 1 de cancelación, se observa que para  $\alpha=0,50$  y  $\alpha=0,45$  se mantiene fija la secuencia 1-7-3-8-4-2 y 9-2-5-10. Recalcamos que la asignación puede cambiar entre ambas ORs debido a que no es afectada por cirugías de emergencia. Por otra parte, cuando se utiliza el criterio 2, las asignaciones a las ORs son iguales, pero la secuencia 9-2-5-10 cambia a 9-5-10-2. A medida que  $\alpha$  aumenta aparecen diferentes cambios de asignación y secuenciamiento cuando cambia el criterio de cancelación de último minuto. A partir de  $0,40 \leq \alpha$  se comienzan a cancelar cirugías anticipadamente.

En la OT1 utilizando el criterio 1 se observa que para  $0,4 \leq \alpha \leq 0,5$  la programación no cambia y tampoco se cancelan cirugías anticipadamente. Debido a la condición de atención de las cirugías de emergencia (la primera en llegar se asigna a la OR 1 y la segunda a la OR 2), se observa que la carga de trabajo (tiempo) asignada a la OR 1 es siempre menor que la carga de la OR 2, debido a que la probabilidad de que una cirugía de emergencia interfiera en el programa es mayor en la OR1. En la OT1 también se presentan algunas diferencias en la programación al cambiar el criterio de cancelación.

La programación de la OT2 que utiliza el criterio 1 tiende a ser similar a la OT1, pero debido a la tasa de llegada de cirugías de emergencia las cancelaciones comienzan a aparecer antes ( $\alpha=0,45$ ). También, debido a que la cirugía 9 posee prioridad tiende a ser asignada a la OR 2, dado que la OR2 es afectada en menor grado por las cirugías de

emergencia. También se presentan cambios en la programación cuando se cambia el criterio de cancelación.

Tabla 4-4: Programación de la OT al variar  $\alpha$

Criterio 1									
$\alpha$	OT0			OT1			OT2		
	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación
0,50	1	1 7 3 8 4 6		1	9 5 10 2		1	9 5 10 2	
	2	9 2 5 10		2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6	
0,45	1	1 7 3 8 4 6		1	9 5 10 2		1	5 3 10	2
	2	9 2 5 10		2	1 7 3 8 4 6		2	9 1 7 8 4 6	
0,40	1	9 7 2 8 10	1	1	9 8 4 10	2	1	5 6 10	1 2
	2	5 3 4 6		2	1 7 5 3 6		2	9 7 3 8 4	
0,35	1	9 2 5 10	2	1	9 5 10	1 2	1	5 6 10	1 2
	2	7 3 8 4 6		2	7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4	
0,30	1	7 3 8 4 6	1 2	1	7 5 10	2 6	1	5 10	1 2 6
	2	9 5 10		2	9 1 3 8 4		2	9 7 3 8 4	
0,25	1	1 7 3 8 4	2 6	1	7 5 10	1 2 6	1	5 10	1 2 6 7
	2	9 5 10		2	9 3 8 4		2	9 3 8 4	
Criterio 2									
$\alpha$	OT0			OT1			OT2		
	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación
0,50	1	1 7 3 8 4 6		1	9 5 10 2		1	5 10 6 2	
	2	9 5 10 2		2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1	
0,45	1	9 5 10 2		1	9 5 10 2		1	5 3 10	2
	2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6		2	9 1 7 8 4 6	
0,40	1	1 7 3 8 10	2	1	5 4 10	2	1	5 10 6	1 2
	2	9 5 4 6		2	9 1 7 8 3 6		2	9 7 3 8 4	
0,35	1	1 7 3 8 10	2	1	9 5 10	1 2	1	5 10 6	1 2
	2	9 5 4 6		2	7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4	
0,30	1	7 5 4 6	1 2	1	7 5 10	2 6	1	5 10	1 2 6
	2	9 3 8 10		2	9 1 3 8 4		2	9 7 3 8 4	
0,25	1	9 5 10	2 6	1	5 3 4	1 2 6	1	5 10	1 2 6 7
	2	1 7 3 8 4		2	9 7 8 10		2	9 3 8 4	

#### 4.5.2.2.2. Trade-off entre la media y SD de la instancia con $\alpha=0,5$

La SD representa de cierta forma la variabilidad/incertidumbre del costo total de la programación seleccionada. Así, la programación con el menor costo medio no asegura

ser la programación menos variable. Por lo tanto, resulta interesante determinar un trade-off entre el promedio y la SD de los costos totales, pues le permite al programador decidir qué grado de variabilidad/incertidumbre está dispuesto a asumir.

Si ahora consideramos una estructura de costos fija y conocida, por ejemplo  $\alpha=0,5$ , podemos determinar un trade-off entre la media y la SD de los costos totales. Para esto, resolvemos la instancia analizada, ponderando la media y la SD de los costos totales, minimizando  $\theta*(media) + (1-\theta)*(SD)$  con  $0 \leq \theta \leq 1$ .

En la Figura 4-10 (a) se presenta el trade-off entre el promedio y SD de los costos totales de la OT0, OT1 y OT2, utilizando el criterio 1 de cancelación con  $\alpha=0.5$ . Se observa que la media y SD de los costos totales experimenta una variación menor en el tramo  $0,3 \leq \theta \leq 1,0$ . Luego, para  $\theta < 0,3$  comienza a disminuir con más fuerza la SD y aumentar drásticamente la media de los costos totales, al ir cancelando anticipadamente cirugías. Cuando  $\theta=0,0$  se programa sólo la cirugía 3 (posee prioridad y debe ser programada). Las figuras son similares cuando se utiliza el criterio 2 de cancelación de último minuto. En la Figura 4-10 (b) se presenta la Mean+SD para los valores de  $\theta$  donde ocurre un cambio en la programación, y por lo tanto, un cambio en la Mean y la SD. Se observa que existe un punto en el cual la Mean+SD se hace mínimo para  $0,0 < \theta < 1,0$ , resultando en una programación más robusta que la obtenida con  $\theta=1,0$ . También, se observa que el efecto se acentúa cuando la tasa de cirugías de emergencia aumenta.

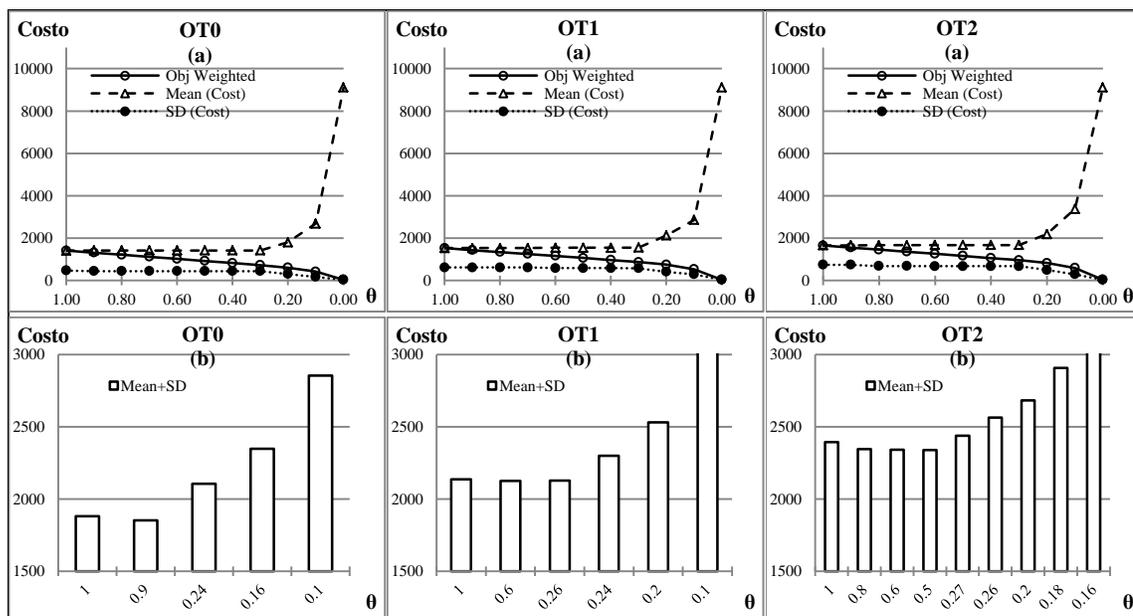


Figura 4-10: Trade-off entre la media y SD al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$

En la Tabla 4-5 se observa en detalle el valor de la media y SD de los costos totales con  $0,16 \leq \theta \leq 1,0$ , ampliando el tramo  $0,16 \leq \theta \leq 0,26$  donde principalmente se cancelan cirugías anticipadamente. Se observa que, en el tramo  $0,30 \leq \theta \leq 1,0$  es posible disminuir la SD de los costos totales sin la necesidad de cancelar anticipadamente cirugías y sin aumentar en gran medida la media de los costos totales. Luego de cierto punto, es necesario comenzar a cancelar cirugías anticipadamente, para poder continuar disminuyendo la SD de los costos totales.

La Tabla 4-6 muestra la programación de la OT0, OT1 y OT2, al variar  $\theta$  utilizando el criterio 1 de cancelación de último minuto y  $\alpha=0,5$ , que genera los costos presentados en la Tabla 4-5. Al considerar tasas de llegadas diferentes, las programaciones también resultan ser diferentes. También existen diferencias cuando se utiliza el criterio 2 de cancelación de último minuto. La programación de la OT0, OT1 y OT2 utilizando el criterio 2 se presenta en el Anexo 3 del documento.

Tabla 4-5: Trade-off entre la media y SD al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$ 

$\theta$	OT0				OT1				OT2			
	Objetivo	Mean (Costo)	SD (Costo)	Cancel. (n°)	Objetivo	Mean (Costo)	SD (Costo)	Cancel. (n°)	Objetivo	Mean (Costo)	SD (Costo)	Cancel. (n°)
1,00	1411,9	1411,9	470,4	0	1526,9	1526,9	610,7	0	1655,6	1655,6	739,0	0
0,90	1317,5	1415,3	437,6	0	1435,3	1526,9	610,7	0	1564,0	1655,6	739,0	0
0,80	1219,8	1415,3	437,6	0	1343,7	1526,9	610,7	0	1466,8	1662,9	682,5	0
0,70	1122,0	1415,3	437,6	0	1252,1	1526,9	610,7	0	1368,8	1662,9	682,5	0
0,60	1024,2	1415,3	437,6	0	1159,1	1545,4	579,7	0	1269,9	1668,7	671,6	0
0,50	926,5	1415,3	437,6	0	1062,5	1545,4	579,7	0	1169,8	1669,8	669,8	0
0,40	828,7	1415,3	437,6	0	965,9	1545,4	579,7	0	1069,8	1669,8	669,8	0
0,30	730,9	1415,3	437,6	0	869,4	1548,2	578,5	0	969,8	1669,8	669,8	0
0,26	691,8	1415,3	437,6	0	830,6	1548,2	578,5	0	924,2	2027,1	536,7	1
0,24	665,1	1799,3	307,0	1	808,1	1805,6	493,1	1	894,4	2027,1	536,7	1
0,22	635,3	1799,3	307,0	1	781,9	1805,6	493,1	1	864,6	2027,1	536,7	1
0,20	605,4	1799,3	307,0	1	752,8	2119,5	411,1	2	832,0	2190,8	492,2	2
0,18	575,6	1799,3	307,0	1	718,6	2119,5	411,1	2	798,4	2478,3	429,6	3
0,16	543,5	2099,9	247,0	2	684,5	2119,5	411,1	2	761,7	2837,1	366,4	3

Para OT0, OT1 y OT2 se cumple que la programación que minimiza la media de los costos totales, sin cancelar anticipadamente cirugías, no necesariamente es la programación con la menor SD ( $\theta=1,0$ ). Se observa que existe un juego entre la carga media de trabajo asignada a cada OR, la distribución de las cirugías más económicas/caras y la asignación de las cirugías más/menos variables. Las cirugías más variables (8 y 10) tienden a no ser asignadas en primera posición en una OR. También, a medida que se requiere disminuir la SD la cirugía 9 (tiene prioridad) tiende a ser asignada en la OR 2 (OT1 y OT2), que tiene menos probabilidad de quiebres de horarios producto de la llegada de cirugías de emergencia.

Considerando un mismo nivel de costos ( $\alpha=0,5$ ) y una misma ponderación para tasas de llegadas diferentes (OT0, OT1 y OT2), puede resultar en una programación diferente, por ejemplo cuando  $\theta=0,80$ . Por lo tanto, la tasa de llegada de cirugías de emergencia influye directamente en la programación de la OT. La carga media de trabajo asignada a la OR1 en la OT1 y OT2 tiende a ser menor que la carga de la OR2. A medida que se trata de disminuir la SD, esta diferencia se hace aún mayor.

Tabla 4-6: Programación de la OT al variar  $\theta$  con criterio 1 y  $\alpha=0,5$ 

$\theta$	OT0			OT1			OT2		
	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación
1,00	1	9 2 5 10		1	9 5 10 2		1	9 5 10 2	
	2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6	
0,90	1	9 5 10 2		1	9 5 10 2		1	9 5 10 2	
	2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6	
0,80	1	9 5 10 2		1	9 5 10 2		1	5 10 6 2	
	2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1	
0,70	1	9 5 10 2		1	9 5 10 2		1	5 10 6 2	
	2	1 7 3 8 4 6		2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1	
0,60	1	9 5 10 2		1	5 10 6 2		1	5 10 6 1	
	2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 3 4 2	
0,50	1	9 5 10 2		1	5 10 6 2		1	5 10 6 1	
	2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 4 3 2	
0,40	1	9 5 10 2		1	5 10 6 2		1	5 10 6 1	
	2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 4 3 2	
0,30	1	9 5 10 2		1	5 10 6 2		1	5 10 6 1	
	2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 8 4 3 1		2	9 7 8 4 3 2	
0,26	1	9 5 10 2		1	5 10 6 2		1	5 10 2	6
	2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 8 4 3 1		2	9 7 8 4 3 1	6
0,24	1	9 5 10	6	1	5 10 6	2	1	5 10 2	6
	2	1 7 3 8 4 2	6	2	9 7 8 4 3 1	2	2	9 7 8 4 3 1	6
0,22	1	9 5 10	6	1	5 10 6	2	1	5 10 2	6
	2	1 7 3 8 4 2	6	2	9 7 8 4 3 1	2	2	9 7 8 4 3 1	6
0,20	1	9 5 10	6	1	5 10 2	1 6	1	5 10 2	1 6
	2	1 7 3 8 4 2	6	2	9 8 3 4 7	1 6	2	9 7 8 4 3	1 6
0,18	1	9 5 10	6	1	5 10 2	1 6	1	5 10	1 2 6
	2	1 7 3 8 4 2	6	2	9 8 3 4 7	1 6	2	9 7 8 4 3	1 2 6
0,16	1	1 7 3 8 4	2 6	1	5 10 2	1 6	1	5 10	1 4 6
	2	9 5 10	2 6	2	9 8 3 4 7	1 6	2	9 7 8 3 2	1 4 6

La Figura 4-11, Figura 4-12, Figura 4-13 y Figura 4-14 muestran el comportamiento de los costos de cancelación de último minuto, los costos de tiempo adicional, costos de tiempo de espera y los costos de tiempo extra respectivamente, al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$  para las diferentes tasas de cirugías de emergencia (OT0, OT1 y OT2). En general a medida que la tasa de llegada de cirugías de emergencia aumenta, la media y SD de los diferentes tipos de costos también aumentan.

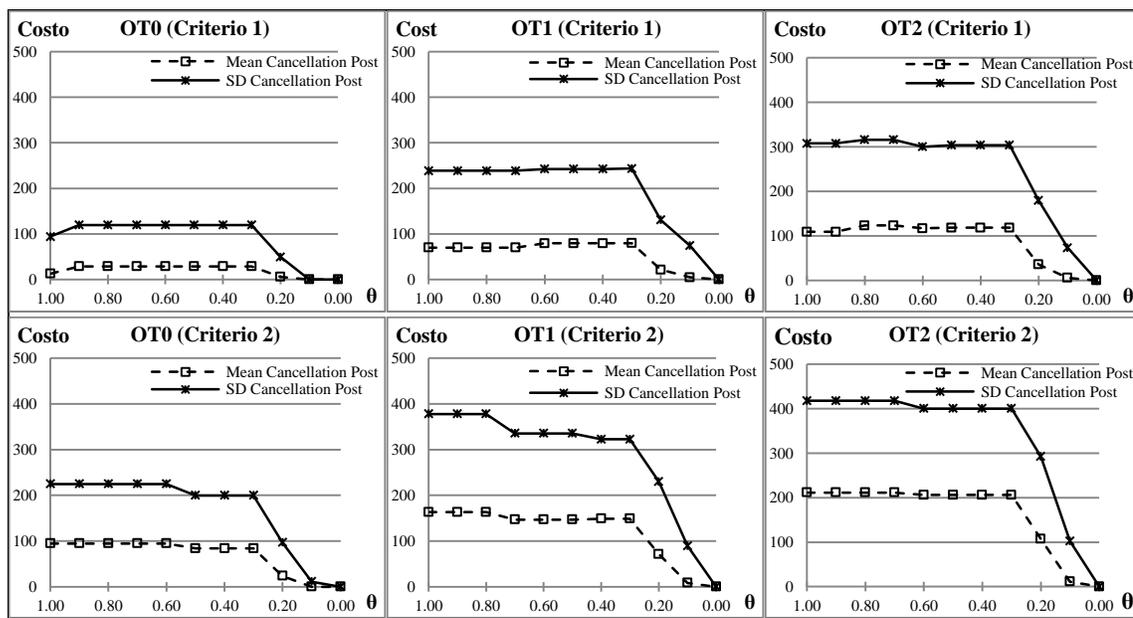


Figura 4-11: Costos de cancelación de último minuto al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$

Existe una gran diferencia entre los costos de cancelación de último minuto de la OT0 y OT1 (Figura 4-11), debido a que este tipo de costo se encuentra altamente influenciado por las llegadas de las cirugías de emergencia. Además, la SD de los costos de cancelación de último minuto es muy superior a la media. También, se observa que los costos de cancelación de último minuto utilizando el criterio 2 son mayores que los costos utilizando el criterio 1. Esto refuerza los resultados del Capítulo 3.

Por otra parte, la SD de los costos de tiempo adicional (Figura 4-12) disminuye fuertemente al cambiar la programación sin la necesidad de cancelar cirugías cuando se utiliza el criterio 1 de cancelación de último minuto. Cuando se utiliza el criterio 2 de cancelación de último minuto los costos de tiempo adicional son menores que al utilizar el criterio 1. Al utilizar el criterio 1 los costos de cancelación son menores que al utilizar el criterio 2, pero los costos de tiempo adicional son mayores para poder mantener las cirugías en el programa y no cancelarlas. Por lo tanto, los resultados son similares a los obtenidos en el Capítulo 3.

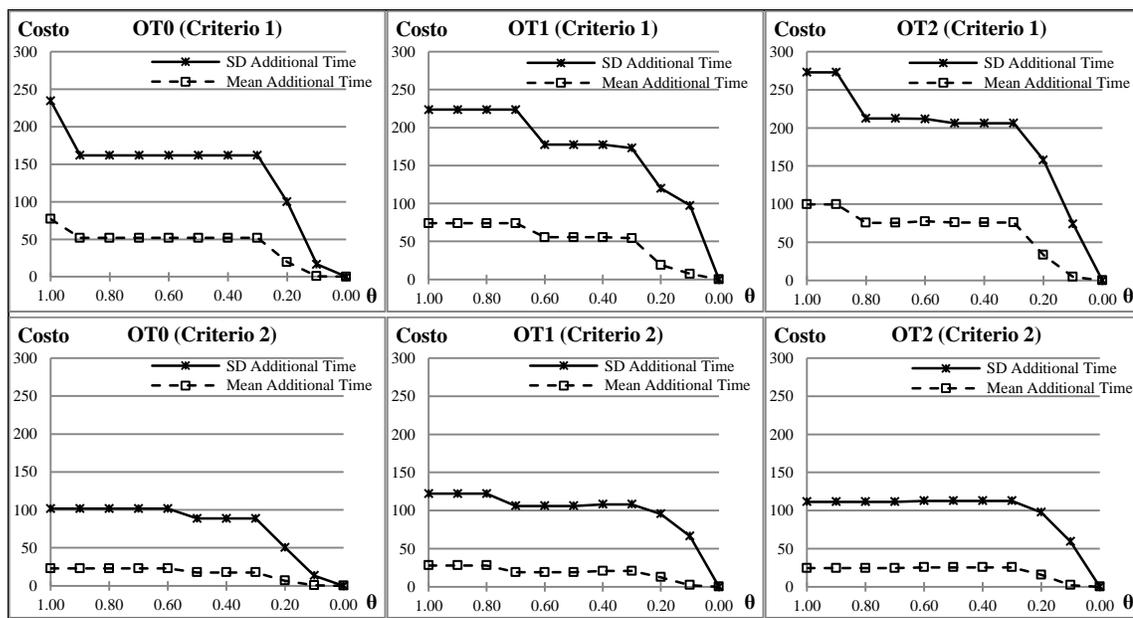


Figura 4-12: Costos de tiempo adicional al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$

Los costos de tiempo espera (Figura 4-13), pese a ser el costo unitario más bajo, aportan en gran medida a los costos totales. Tanto la media como la SD de los costos de tiempo de espera tienden a aumentar con  $\theta$  antes de comenzar a disminuir producto de las cancelaciones anticipadas. De cierta forma este costo se sacrifica para lograr disminuir la SD de los costos totales sin la necesidad de cancelar anticipadamente cirugías.

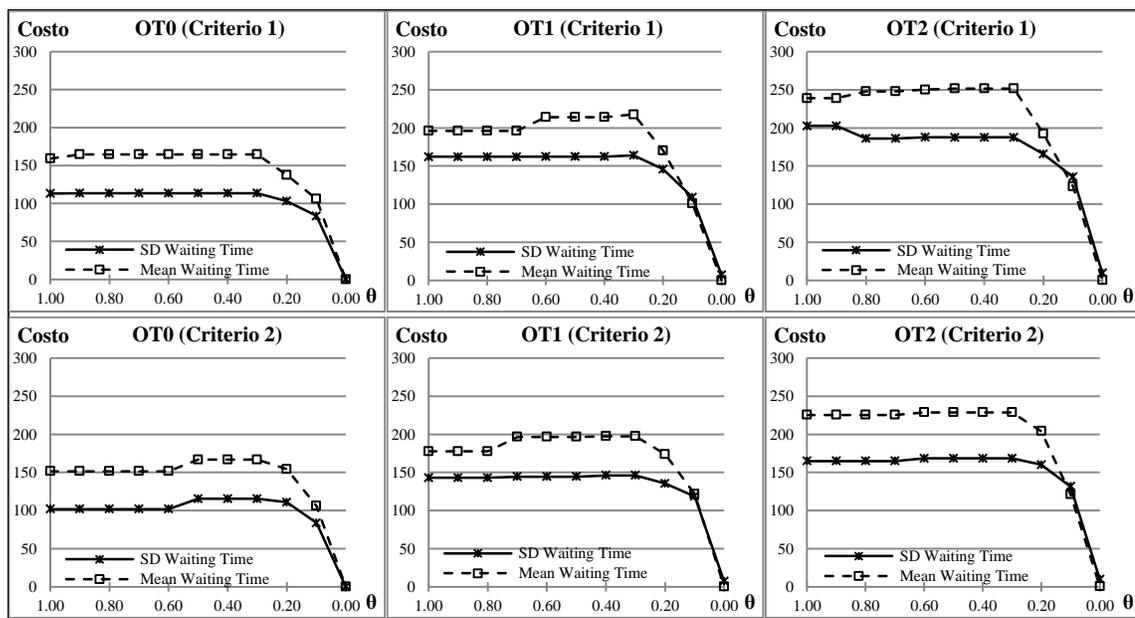


Figura 4-13: Costos de tiempo de espera al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$

La media y SD de los costos de tiempo extra (Figura 4-14) disminuyen gradualmente a medida que  $\theta$  disminuye, pero para la OT1 y OT2 la media experimenta un gran aumento antes de comenzar a caer nuevamente producto de las cancelaciones. El aumento de la media de la OT1 y OT2 se produce al asignar una carga de trabajo muy alta en la OR2 (ver Tabla 6) y así proteger la OR1, la que tiene mayor probabilidad de atender una cirugía de emergencia. También, se observa que al utilizar el criterio 1 de cancelación de último minuto, los costos de tiempo extra son levemente mayores que al utilizar el criterio 2.

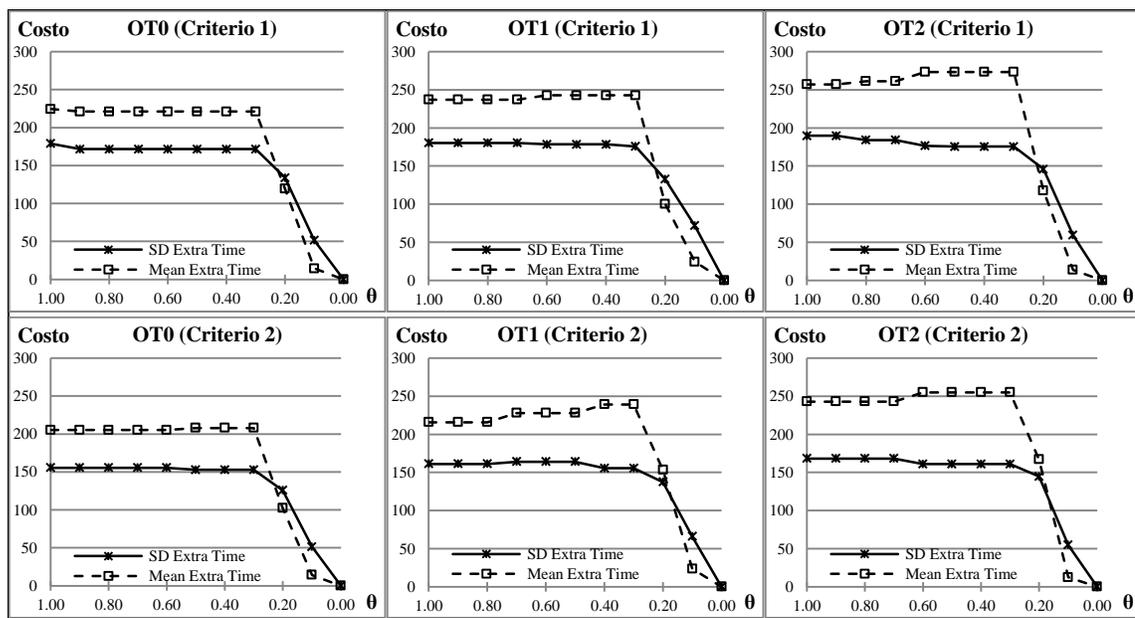


Figura 4-14: Costos de tiempo extra al variar  $\theta$  con  $\alpha=0,5$

## 5. CONCLUSIONES

La programación eficiente de las Salas de Operaciones (ORs) es extremadamente difícil, y cualquier mejora en el proceso podría significar un ahorro significativo. En esta tesis hemos abordado el problema de la programación de las ORs, centrándonos en el problema de la programación de la Tabla Operatoria (OT). Los tres artículos que componen esta tesis resuelven el problema de la programación de la OT considerando diferentes factores que dificultan su programación.

En el *Primer Artículo* programamos la OT considerando simultáneamente, los quirófanos, camas de recuperación post anestesia, los recursos necesarios para la cirugía y la posible llegada de cirugías de emergencia. Normalmente este problema se resuelve secuencialmente, es decir, las cirugías se asignan a las ORs en una primera etapa. En una segunda etapa, el equipo y otros recursos son asignados a las cirugías y, finalmente, las camas de recuperación se agregan a la programación. Resolver este problema secuencialmente no permite encontrar los cuellos de botella en la programación hasta que se resuelva la última etapa y se asignen las camas de recuperación. En este trabajo desarrollamos varias herramientas para mejorar la programación, abordando el tema de manera más integral, abordando todas las etapas a la vez, teniendo en cuenta no sólo la asignación de cirugías a quirófanos, sino todos los recursos necesarios para cada cirugía (humana y material), y las camas de recuperación. El abordar conjuntamente todos estos factores no sólo se reducen los cuellos de botella, sino que permite encontrar una solución verdaderamente óptima al problema. Además, incluimos en la programación a las cirugías de emergencia, a través de una solución determinista que considera espaciar los tiempos inter-operatorios previstos en no más de una hora. Este procedimiento asegura una atención inmediata a cualquier cirugía de emergencia que pueda ser necesaria. Las herramientas desarrolladas incluyen un modelo MILP, un modelo CP y una metaheurística ad-hoc, cuyos resultados se comparan en tiempo de ejecución y calidad. Finalmente, realizamos un análisis probabilístico del problema, generando una serie de realizaciones y comprobando el desempeño del procedimiento.

El modelo de CP ofrece soluciones de buena calidad en tiempos de ejecución que son, en general, más cortos que los de la MILP. Sin embargo, la mejora no es significativa. La metaheurística, por otro lado, ofrece soluciones de muy buena calidad en tiempos cortos, con promedios de 7 segundos, en instancias que van de 15 a 40 cirugías programadas. El gap entre las soluciones MILP y las soluciones heurísticas nunca superó el 3,6%, mientras que en algunos casos, las soluciones encontradas por la heurística fueron mejores que las soluciones obtenidas por el MILP (usando el tiempo límite) en hasta un 5,2%. Con estos tiempos cortos y buenos resultados, esta heurística también podría usarse para la reprogramación de la cirugía en línea, con pequeñas modificaciones.

En el *Segundo Artículo* hemos desarrollado una metodología que permite programar las ORs, considerando la incertidumbre en el tiempo de duración de las cirugías e incorporando la decisión de cancelar cirugías al programar la OT, lo que ocurre previo al día de la ejecución de la OT (1 a 2 días antes de la realización de las cirugías). Ello reduce los costos y los efectos indeseados respecto de la cancelación de cirugías en el último minuto. Hemos demostrado que la asignación, secuencia y número de cirugías canceladas varía dependiendo del nivel de riesgo de retraso  $\beta$  seleccionado por el programador de las ORs.

Para determinar la programación de cirugías en múltiples ORs, se consideran los costos de tiempos de espera, costos de tiempo extra, costos de tiempo adicional, costos de cancelación anticipada de las cirugías y la comparación de éstos últimos con los costos de cancelación de último minuto. Además, al asumir un costo de tiempo extra diferente para cada una de las cirugías programadas, generalizando la literatura en este sentido, se puede variar la programación a medida que se incurre en costos de tiempo extra. Debido a la dificultad de resolución del problema propuesto, se desarrolló una metaheurística, compuesta por un algoritmo genético y heurística constructiva, la cual es capaz de encontrar soluciones de buena calidad en un corto tiempo de ejecución.

Al analizar los costos medios totales obtenidos por la metaheurística y compararlos con los costos obtenidos al simular cada programación, se determinó que utilizando  $\beta = 0,68$  se logra un costo más parecido al de las simulaciones. Sin embargo, cuando los tiempos de duración de las cirugías fueron generados utilizando la distribución log-normal (distribución más utilizada en la literatura) el valor que mejor se ajusta resultar ser  $\beta = 0,52$ .

Con  $\beta = 0,52$  se tiende a lograr el menor valor medio de los costos totales, utilizando como medida la simulación de las programaciones. Sin embargo, también mostramos que la programación que minimiza los costos medios totales no necesariamente es la programación con menor SD. Debido a que la SD permite representar la incertidumbre con respecto costo final estimado, puede resultar más conveniente utilizar una solución más robusta con una menor SD. También observamos que la media de los costos totales disminuye a medida que  $\beta$  se acerca a 0,52, y luego aumenta a medida que  $\beta$  se sigue incrementado. Por otra parte, la tendencia de la SD es siempre a disminuir a medida que  $\beta$  aumenta. La media de los costos se incrementa fuertemente a medida que se comienzan a cancelar cirugías anticipadamente, mientras que la SD disminuye drásticamente. Al ir cancelando cirugías, disminuye el número de cirugías electivas a programar, haciendo que los costos totales comiencen a experimentar menos variación, provocando la disminución de su SD. Además, observamos que cuando  $\beta = 0,13$  sólo los costos de tiempo de espera forman parte de los costos totales, ignorando los demás costos. Considerar sólo los costos de tiempo de espera (existiendo otros costos) no resulta beneficioso, debido a que se puede exponer a programar una cirugía muy costosa de cancelar al final de la jornada de trabajo, arriesgando a que pueda ser cancelada en el último minuto.

A pesar que al utilizar  $\beta = 0,52$  se representa de mejor forma los costos totales, no necesariamente se representa mejor cada uno de los costos involucrados en el problema. Por ejemplo, si interesa representar de mejor forma los costos de tiempo de espera,  $\beta = 0,39$  representa mejor el efecto. Pero si lo que interesa es representar los costos los de tiempo extra,  $\beta = 0,68$  resulta ser un mejor parámetro.

Al utilizar diferentes criterios de cancelación de último minuto, éstos impactan directamente en los costos. Utilizar como criterio los costos de mantener una cirugía en el programa hace que los costos de cancelación sean menores, pero aumentan los costos de tiempo adicional (exceso de tiempo extra), por lo tanto, esto podría implicar descontento en parte del staff (principalmente enfermeras), al tener que trabajar más allá de su jornada laboral. Por otra parte, si se utiliza como criterio la falta de tiempo en la OR, los costos de cancelación resultan ser mayores, pero los costos de tiempo adicional son menores que los obtenidos con el criterio 2, en este caso, existiría un descontento principalmente por los pacientes debido al aumento de las cancelaciones.

También, es significativo destacar la importancia de contar con un costeo preciso de cada tipo de cirugía, debido a que las decisiones se encuentran fuertemente influenciadas por este factor.

En el *Tercer Artículo* hemos resuelto el problema de la programación de la OT, considerando la incertidumbre de la duración de las cirugías y la llegada de las cirugías de emergencia. Además, al momento de programar la OT, incluimos la decisión de cancelar una o varias cirugías anticipadamente. También incorporamos en el problema las cancelaciones de último minuto. Hemos formulado un modelo estocástico de dos etapas que permite resolver el problema propuesto. De igual forma, desarrollamos una metaheurística, capaz de resolver un gran número de escenarios en un tiempo de cómputo razonable, demostrando ser muy eficiente.

La programación de la OT obtenida mediante el enfoque propuesto, tiende a asignar una menor carga de trabajo a aquella OR que presenta mayor probabilidad de quiebre en los horarios, producto de la llegada y atención de las cirugías de emergencia. También, tiende a proteger las cirugías con altos costos, asignándolas en las ORs con menor probabilidad de quiebre de horarios.

El aumento de la tasa de llegada de las cirugías de emergencia afecta directamente en los costos medios totales incrementándolos. Pero la SD se ve aún más perjudicada debido a que su incremento es proporcionalmente mayor. Por lo tanto, la tasa de llegadas de

cirugías de emergencia incide directamente en la programación final. La SD de los costos totales tiene gran importancia debido a que al considerar ésta en el problema se puede, en cierta medida, manejar la variabilidad/incertidumbre del costo final de la programación seleccionada.

De acuerdo a nuestro estudio, la decisión de cancelación anticipada se encuentra estrictamente ligada a la estructura de costos del problema. Esto implica que, para ciertos niveles de costos, resulta beneficioso incurrir en un costo de cancelación anticipada, debido a que permite disminuir los costos medios totales.

La programación que minimiza la media de los costos totales no necesariamente es aquella que minimiza la SD. Pero es posible minimizar la SD sin aumentar en gran medida la media de los costos totales y sin la necesidad de cancelar anticipadamente más cirugías (dependiendo del nivel de costos). A medida que la SD toma más importancia (ponderación) los costos medios aumentan y la SD comienza a disminuir, dándole una mayor robustez a la programación final. Al minimizar la media y SD de los costos totales cambiando su ponderación, se produce un juego entre la carga de trabajo asignada a las ORs, la asignación de las cirugías más/menos variables, las cirugías más/menos costosas y más/menos largas. Sin embargo, las cirugías más variables tienden a no ser programadas al inicio de la jornada. Estos efectos resultan similares a los obtenidos en el *Segundo Artículo*.

Al estudiar separadamente cada uno de los costos que componen los costos totales, se observó que una parte importante de los costos totales la comprenden los costos de tiempo de espera, pese a tener el costo unitario más bajo. También, este costo es el que más aumenta (se sacrifica) al tratar de disminuir la SD de los costos totales, antes de comenzar a cancelar cirugías en forma anticipada.

Por otra parte, la mayor desviación con respecto a su media, se produce en los costos adicionales y los costos de cancelación de último minuto. Esto se debe a que son costos muy altos de pagar cuando se incurre en ellos, pero no necesariamente son los costos más frecuentes o comunes. Al utilizar criterios diferentes para cancelar las cirugías en el

último minuto se influye en la programación final, los costos de cancelación de último minuto y los costos de tiempo adicional. Cuando se utiliza el criterio 1 para la cancelación de último minuto, los costos de cancelación resultan ser bajos y los costos de tiempo adicional altos. De forma opuesta, al utilizar el criterio 2 los costos de cancelación son altos, mientras que los costos de tiempo adicional bajos. Por lo tanto, al utilizar el criterio 1 la satisfacción del paciente se ve favorecida, mientras que la de parte del staff (por ejemplo enfermeras) se puede ver perjudicada al aumentar el tiempo de trabajo por sobre el tiempo extra permitido. Utilizando el criterio 2 se produce el resultado opuesto. Estos efectos son reforzados por resultados del *Segundo Artículo*.

Como trabajo futuro, relajaremos el supuesto de que el tiempo de quirófano se reserva utilizando el tiempo medio de duración de las cirugías. Debido a que la tasa de llegada y el criterio de atención de las cirugías de emergencia afectan directamente en la programación final y los costos totales, estudiaremos qué sucede cuando cambia el criterio y la capacidad de atención de cirugías de emergencia. También, debido a la importancia del criterio de cancelación de último minuto de las cirugías, estudiaremos diferentes criterios para determinar cuál resulta ser más eficiente dependiendo del atributo que se requiera optimizar. Incluiremos en el programa la posibilidad de que ciertas cirugías se cancelen por un factor ajeno a la falta de tiempo en las ORs. También resulta interesante estudiar cómo se comportan los diferentes costos al tratar de proteger un tipo de costo en particular. Además, consideramos incluir en el problema estocástico los recursos que se deben compartir entre cirugías asignadas a diferentes ORs.

## 6. ANEXOS

### Anexo1: Modelo matemático

Las variables de decisión del modelo estocástico de dos etapas pueden dividirse en dos grupos (Birge & Louveaux, 2011):

- Las decisiones que se deben tomar antes de conocerse la realización de los parámetros aleatorios.
- Las decisiones que se deben una vez que se conoce la realización de los parámetros y que están condicionadas por las variables de la primera etapa.

A continuación se presenta la formulación estándar de un problema estocástico lineal de dos etapas, donde las variables de la primera etapa se representan por el vector  $x$  mientras que las variables de la segunda etapa se representan por el vector  $y$  :

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } c^T x + E[Q(x, \xi_{\varpi})] \\
 & \text{s.t. } Ax = b \\
 & \quad x \geq 0
 \end{aligned} \tag{A}$$

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } q_{\varpi}^T y \\
 & \text{s.t. } T_{\varpi} x + W_{\varpi} y = h_{\varpi} \\
 & \quad y \geq 0
 \end{aligned} \tag{B}$$

(A) es el problema de la primera etapa donde  $Q(x, \xi)$  representa el valor óptimo del problema de la segunda etapa (B), con  $\xi$  como el vector aleatorio y  $\xi_{\varpi}$  ( $\varpi \in \Omega$ ) como su realización. En la segunda etapa uno o todos los parámetros pueden resultar ser aleatorios  $\xi = (q, h, T, W)$  y así (A) dependerá de la distribución de probabilidad de  $\xi_{\varpi}$ .

Si ahora podemos discretizar el problema considerando un conjunto finito  $S$  de posibles escenarios con  $p_s$  como la probabilidad de ocurrencia del escenario  $s$ , podemos reformular el problema A-B como:

$$\begin{aligned}
& \text{Min } c^T x + \sum_{s \in S} p_s q_s^T y_s \\
& \text{s.t. } Ax = b \\
& \quad T_s x + W_s y = h_s \quad s \in S \\
& \quad y_s \geq 0, \quad s = 1 \in S \\
& \quad x \geq 0
\end{aligned} \tag{C}$$

Sin embargo (C) tiene dificultades numéricas asociadas, sumado a la dificultad de conocer fielmente la probabilidad de cada escenario. Un enfoque conocido para reducir el número de escenarios a un nivel manejable es el Sample Average Approximation (SAA) método para el cual resolvemos un problema discreto presentado en (D). Para este problema se considera un conjunto finito de  $\omega$  realizaciones del parámetro aleatorio, en nuestro caso fueron generadas usando Monte Carlo. (D) puede ser resuelto utilizando un algoritmo determinístico, donde cada una de las realizaciones o escenarios  $\xi^j$ ,  $j = 1 \dots \omega$  tiene la misma probabilidad  $p_j = 1/\omega$ .

$$\text{Min } c^T x + \frac{1}{\omega} \sum_{j=1}^{\omega} Q(x, \xi^j) \tag{D}$$

A continuación se presenta la formulación del problema estocástico de dos etapas bajo la metodología de resolución propuesta (en la sección 4.4 se presenta una metaheurística que resuelve el problema).

#### Conjuntos y parámetros

- $\omega$  : número total de escenarios
- $S$  : conjunto de escenarios ( $\#S = \omega$ )
- $n$  : número total de cirugías que deben ser programadas
- $J$  : conjunto total de cirugías que deben ser programadas ( $\#J = n$ )
- $m^1$  : número total de ORs disponibles
- $m^2$  : número total de ORs capacitadas para recibir una cirugía de emergencia ( $m^1 \geq m^2$ )
- $K$  : conjunto de ORs disponibles ( $\#K = m^1$ )
- $Q$  : conjunto de cirugías que requieren prioridad (deben ser asignadas a primera hora y no pueden ser canceladas) ( $Q \subseteq J: \#Q \leq m^1$ )
- $RT_{OR}$  : tiempo regular de operación de las ORs

- $ET_{OR}$  : cantidad de tiempo extra disponible para cada una de las ORs  
 $d_j$  : tiempo medio de duración de la cirugía  $j$   
 $t_j^s$  : tiempo de duración de la cirugía  $j$  en el escenario  $s$   
 $p_e^s$  : tiempo de duración de la cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$   
 $o_e^s$  : 1 si llega la cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $h_e^s$  : horario de llegada de la cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$   
 $c_j^{ET}$  : costo unitario de tiempo extra cuando es utilizado por la cirugía  $j$   
 $c_j^{WT}$  : costo unitario de espera de la cirugía  $j$   
 $c_j^{AT}$  : costo unitario por utilizar tiempo adicional cuando es utilizado por la cirugía  $j$   
 $c_j^{u(pre)}$  : costo por cancelar la cirugía  $j$  el día previo  
 $c_j^{u(post)}$  : costo por cancelar la cirugía  $j$  en el último minuto  
 $c_k^{RT}$  : costo unitario por mantener operando la OR  $k$  durante el tiempo regular  
 $M$  : número entero grande

#### VARIABLES DE DECISIÓN DE LA PRIMERA ETAPA

- $x_{ij}^k$  = 1 si la cirugía  $i$  precede inmediatamente a la cirugía  $j$  en la OR  $k$ , 0 en caso contrario  
 $y_{ij}$  = 1 si la cirugía  $i$  precede a la cirugía  $j$  (con  $i$  y  $j$  asignadas en la misma OR), 0 en caso contrario  
 $q_i^k$  = 1 si la cirugía  $i$  es asignada a la OR  $k$ , 0 en caso contrario  
 $u_j^{(pre)}$  = 1 si la cirugía  $j$  se cancela el día previo, 0 en caso contrario  
 $I_j^P$  = hora de inicio programada para la cirugía  $j$

#### VARIABLES DE DECISIÓN DE LA SEGUNDA ETAPA

- $u_j^{s(post)}$  = 1 si la cirugía  $j$  se cancela posteriormente en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $wai_j^s$  = tiempo de espera de la cirugía  $j$  en el escenario  $s$   
 $ext_j^s$  = cantidad de tiempo extra utilizado por la cirugía  $j$  en el escenario  $s$   
 $add_j^s$  = unidades adicionales de tiempo requeridas para no cancelar la cirugía  $j$  en el escenario  $s$ , una vez finalizado el tiempo extra  
 $RU_k^s$  = cantidad de tiempo regular utilizado en la OR  $k$

## Variables de decisión auxiliares

- $v_j^{(R)s}$  = 1 si el inicio tardío de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT$ , 0 en caso contrario  
 $v_j^{(R+E)s}$  = 1 si el inicio tardío de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT+ET$ , 0 en caso contrario  
 $b_j^{(R)s}$  = 1 si el final de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT$ , 0 en caso contrario  
 $b_j^{(R+E)s}$  = 1 si el final de la cirugía  $j$  es mayor o igual a  $RT+ET$ , 0 en caso contrario  
 $b2_j^{(R)s}$  = 1 si el final de la cirugía  $j$ , considerando el tiempo medio de duración, es mayor o igual a  $RT$ , 0 en caso contrario  
 $b2_j^{(R+E)s}$  = 1 si el final de la cirugía  $j$ , considerando el tiempo medio de duración, es mayor o igual a  $RT+ET$ , 0 en caso contrario  
 $z_{ijp}^s$  = 1 si para la cirugía  $j$  que es precedida por la cirugía  $i$  cumple con la condición  $p$  en el escenario  $s$   
 $eme1_{ej}^s$  = 1 si la cirugía de emergencia  $e$  precede a la cirugía  $j$  o es la última en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $eme2_{je}^s$  = 1 si la cirugía de emergencia  $e$  sucede a la cirugía  $j$  o es la primera en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $eme3_{ej}^s$  = 1 si la cirugía  $j$  se inicia justo finalizada cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $eme4_{je}^s$  = 1 si el final de la cirugía  $j$  es mayor que el horario de llegada de la cirugía de emergencia  $e$  en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $eme5_e^s$  = 1 si el final de la cirugía de emergencia  $e$  es mayor que el  $RT$  en el escenario  $s$ , 0 en caso contrario  
 $I_j^s$  = hora de inicio más tardía esperada para la cirugía  $j$  en el escenario  $s$   
 $W_j^s$  = tiempo de espera de la cirugía  $j$  en el escenario  $s$ , previo a la decisión de cancelación  
 $fin_j^s$  = final más tardío esperado para la cirugía  $j$  en el escenario  $s$   
 $F_j^s$  = final más tardío esperado para la cirugía  $j$  en el escenario  $s$ , previo a la decisión de cancelación  
 $F2_j^s$  = considerando el tiempo medio de duración, previo a la decisión de cancelación  
 $E_j^s$  = cantidad de tiempo extra utilizado por la cirugía  $j$  en el escenario  $s$ , previo a la decisión de cancelación  
 $E2_j^s$  = considerando el tiempo medio de duración, previo a la decisión de cancelación  
 $A_j^s$  = unidades adicionales de tiempo requeridas para no cancelar la cirugía  $j$ , una vez finalizado el tiempo extra, previo a la decisión de cancelación  
 $A2_j^s$  = unidades adicionales de tiempo requeridas para no cancelar la cirugía  $j$ ,

una vez finalizado el tiempo extra, considerando el tiempo medio de duración, previo a la decisión de cancelación

$R_j^s$  = cantidad de tiempo regular utilizada por la cirugía  $j$  en el escenario  $s$

$R2_j^s$  = cantidad de tiempo regular utilizada por la cirugía  $j$  en el escenario  $s$ , considerando el tiempo medio de duración

$I_{(eme)e}^s$  = inicio de la cirugía de emergencia  $j$  en el escenario  $s$

$F_{(eme)e}^s$  = final de la cirugía de emergencia  $j$  en el escenario  $s$

En la primera etapa, el modelo fija la asignación y secuencia de las cirugías en las ORs mediante las variables  $x_{ij}^k$ ,  $y_{ij}$  y  $q_i^k$ . También, determina las cirugías canceladas anticipadamente con  $u_j^{(pre)}$  y fija el horario de inicio de cada cirugía mediante  $I_j^P$ . Luego, el modelo resuelve cada uno de los escenarios, determinando el tiempo de espera  $wai_j^s$ , tiempo extra  $ext_j^s$ , tiempo adicional  $add_j^s$  de cada una de las cirugías, la cantidad de tiempo regular utilizado en cada una de las ORs  $RU_k^s$ . Además, determina las cirugías canceladas en último minuto utilizando  $u_j^{s(post)}$ .

Objetivos

$$\frac{1}{\omega} \left[ \sum_{j \in J} \sum_{s \in S} wai_j^s \cdot c_j^{WT} \right] \quad (4.1)$$

$$\frac{1}{\omega} \left[ \sum_{j \in J} \sum_{s \in S} ext_j^s \cdot c_j^{ET} \right] \quad (4.2)$$

$$\frac{1}{\omega} \left[ \sum_{j \in J} \sum_{s \in S} add_j^s \cdot c_j^{AT} \right] \quad (4.3)$$

$$\frac{1}{\omega} \left[ \sum_{k \in m1} \sum_{s \in S} RU_j^k \cdot c_k^{RT} \right] \quad (4.4)$$

$$\frac{1}{\omega} \left[ \sum_{j \in J} \sum_{s \in S} u_j^{s(post)} \cdot c_j^{u(post)} \right] \quad (4.5)$$

$$\sum_{j \in J} u_j^{(pre)} \cdot c_j^{u(pre)} \quad (4.6)$$

$$\text{Min } ((1)+(2)+(3)+(4)+(5)+(6)) \quad (4.7)$$

(4.1) representa los costos de medios de tiempo de espera. (4.2) representa los costos medios de tiempo extra. (4.3) calcula los costos medios de tiempo adicional utilizado. (4.4) calcula los costos medios de tiempo regular. (4.5) establece los costos medios de cancelación de último minuto. (4.6) representa los costos de la cancelación anticipada de las cirugías. Con (4.7) se minimizan los costos totales.

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in J \cup \{n+m^2+1\}; j \neq i} x_{ij}^k = 1 - u_i^{(pre)} \quad \forall i \in J \quad (4.8)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in J \cup \{0\}; i \neq j} x_{ij}^k = 1 - u_j^{(pre)} \quad \forall j \in J \quad (4.9)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in J \cup \{0\}; i \neq l} x_{il}^k = \sum_{k \in K} \sum_{j \in J \cup \{n+m^2+1\}; j \neq l} x_{lj}^k \quad \forall j \in J; k \in K \quad (4.10)$$

$$\sum_{j \in J} x_{0j}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (4.11)$$

$$\sum_{j \in J} x_{i(n+m^2+1)}^k = 1 \quad \forall k \in K \quad (4.12)$$

$$x_{ij}^k \leq y_{ij} \quad \forall i \in J; j \in J: j \neq i; k \in K \quad (4.13)$$

$$q_j^k = \sum_{i \in J \cup \{0\}; i \neq j} x_{ij}^k \quad \forall j \in J; k \in K \quad (4.14)$$

$$y_{ji} \leq 1 - u_j^{(pre)} \quad \forall i \in J; j \in J: j \neq i \quad (4.15)$$

$$y_{ij} + y_{li} \leq y_{lj} + 1 \quad \forall i \in J; j \in J; l \in J: i \neq j, l \neq j, l \neq i \quad (4.16)$$

$$y_{ij} + y_{ji} \leq 1 \quad \forall i \in J; j \in J: j \neq i \quad (4.17)$$

$$q_i^k + q_j^k \leq 1 + y_{ij} + y_{ji} \quad \forall i \in J; j \in J: i \neq j; k \in K \quad (4.18)$$

$$y_{ij} + q_i^k \leq 1 + q_j^k \quad \forall i \in J; j \in J : i \neq j; k \in K \quad (4.19)$$

$$\sum_{k \in K} q_j^k = 1 - u_j^{(pre)} \quad \forall j \in J \quad (4.20)$$

$$u_j^{(pre)} = 0 \quad \forall j \in Q \quad (4.21)$$

$$\sum_{k \in K} x_{0j}^k = 1 \quad \forall j \in Q \quad (4.22)$$

(4.8)-(4.22) determinan la asignación y secuencia de las cirugías en la OR, estableciendo las cirugías que deben ser canceladas anticipadamente.

$$\sum_{k \in K} \sum_{\substack{i \in J \\ i \neq j}} x_{ij}^k \cdot d_i = I_j^P \quad \forall j \in J \quad (4.23)$$

(4.23) determina la hora de inicio programada para las cirugías.

$$I_0^s = F_0^s = 0 \quad \forall s \in S \quad (4.24)$$

$$I_j^P + W_j^s = I_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.25)$$

$$I_j^s + t_j^s (1 - u_j^{(pre)} - u_j^{(post)}) = F_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.26)$$

$$F_j^s \leq M (1 - u_j^{(pre)}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.27)$$

$$I_j^s \geq F_i^s - M \cdot (1 - x_{ij}^k) \quad \forall i \in J; j \in J : i \neq j; k \in K; s \in S \quad (4.28)$$

$$I_j^s \leq M \cdot (1 - x_{0j}^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S : h_e^s \cdot o_e^s > 0 \quad (4.29)$$

(4.24)-(4.29) establecen el inicio y finalización de las cirugías en cada uno de los escenarios.

$$I_j^s \geq RT_{OR} - M \cdot (1 - v_j^{(R)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.30)$$

$$RT_{OR} + M \cdot v_j^{(R)s} \geq I_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.31)$$

$$I_j^s \geq RT_{OR} + ET_{OR} - M \cdot (1 - v_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.32)$$

$$RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot v_j^{(R+E)s} \geq I_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.33)$$

$$F_j^s \geq RT_{OR} - M \cdot (1 - b_j^{(R)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.34)$$

$$RT_{OR} + M \cdot b_j^{(R)s} \geq F_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.35)$$

$$F_j^s \geq RT_{OR} + ET_{OR} - M \cdot (1 - b_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.36)$$

$$RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot b_j^{(R+E)s} \geq F_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.37)$$

$$v_j^{(R+E)s} \leq v_j^{(R)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.38)$$

$$b_j^{(R+E)s} \leq b_j^{(R)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.39)$$

$$v_j^{(R+E)s} \leq b_j^{(R+E)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.40)$$

$$v_j^{(R)s} \leq b_j^{(R)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.41)$$

(4.30)-(4.41) determinan si las cirugías se inician/finalizan después de terminado el tiempo regular/extra.

$$A_j^s \geq F_j^s - (RT_{OR} + ET_{OR}) - M \cdot (1 - b_j^{(R+E)s} + v_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.42)$$

$$A_j^s \geq t_j^s - M \cdot (1 - v_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.43)$$

$$R_j^s \leq RT_{OR} - I_j^s + M \cdot (1 - b_j^{(R)s} + v_j^{(R)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.44)$$

$$R_j^s \leq M \cdot v_j^{(R)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.45)$$

$$A_j^s + E_j^s + R_j^s = t_j^s (1 - u_j^{(pre)}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.46)$$

(4.42)-(4.46) calculan los tiempos extras, adicionales y regulares en base a los tiempo de duración de las cirugías en cada escenario.

$$F2_j^s \geq RT_{OR} + ET_{OR} - M \cdot (1 - b2_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.47)$$

$$RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot b2_j^{(R+E)s} \geq F2_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.48)$$

$$F2_j^s \geq RT_{OR} - M \cdot (1 - b2_j^{(R)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.49)$$

$$RT_{OR} + M \cdot b2_j^{(R)s} \geq F2_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.50)$$

$$I_j^s + t_j^s(1 - u_j^{(pre)}) = F2_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.51)$$

$$A2_j^s \geq F2_j^s - (RT_{OR} + ET_{OR}) - M \cdot (1 - b2_j^{(R+E)s} + v_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.52)$$

$$A2_j^s \geq t_j^s - M \cdot (1 - v_j^{(R+E)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.53)$$

$$A2_j^s \geq t_j^s \cdot b2_j^{(R+E)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.54)$$

$$R2_j^s \leq RT_{OR} - I_j^s + M \cdot (1 - b_j^{(R)s} + v_j^{(R)s}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.55)$$

$$R2_j^s \leq M \cdot v_j^{(R)s} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.56)$$

$$A2_j^s + E2_j^s + R2_j^s = t_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.57)$$

(4.47)-(4.57) calculan los tiempos extras, adicional y regular utilizando a los tiempos medios de duración de las cirugías, que son la base de la decisión de cancelación de último minuto.

$$E_j^s \cdot c_j^{ET} + A_j^s \cdot c_j^{AT} \leq c_j^{post} + M \cdot u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.58)$$

$$E_j^s \cdot c_j^{ET} + A_j^s \cdot c_j^{AT} \geq c_j^{post} + M \cdot (1 - u_j^{s(post)}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.59)$$

$$F2_j^s \leq RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.60)$$

$$F2_j^s \geq RT_{OR} + ET_{OR} + M \cdot (1 - u_j^{s(post)}) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.61)$$

$$u_j^{(pre)} \leq 1 - u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.62)$$

(4.58), (4.59) y (4.62) establecen la cancelación de último minuto de las cirugías utilizando el criterio 1, mientras que (4.60), (4.61) y (4.62) determinan la cancelación de último minuto de las cirugías utilizando el criterio 2. Los criterios 1 y 2 se estudian por separado, por lo tanto, se utilizan (4.58)-(4.59) o (4.60)-(4.61) para determinar las cirugías canceladas.

$$wat_j^s \geq W_j^s - M \cdot u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.63)$$

$$fin_j^s \geq F_j^s - M \cdot u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.64)$$

$$ext_j^s \geq E_j^s - M \cdot u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.65)$$

$$add_j^s \geq A_j^s - M \cdot u_j^{s(post)} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.66)$$

(4.63)-(4.66) si las cirugías no se cancelan en el último minuto, se determina la finalización real, tiempo extra, tiempo adicional y tiempo de espera de cada una de las cirugías.

$$RU_k^s \geq fin_j^s - M \cdot (1 + b_j^{(R)s} + u_j^{s(post)} - q_j^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.67)$$

$$RU_k^s \geq F_{(emerg)k+n}^s - M \cdot (1 - eme4_{j(k+n)}^s + x_{j(n+m2+1)}^k + eme5_{(k+n)}^s) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.68)$$

$$RU_k^s \geq F_{(emerg)k+n}^s - M \cdot (2 - eme4_{j(k+n)}^s + x_{j(n+m2+1)}^k - eme5_{(k+n)}^s) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.69)$$

$$RT_{OR} \leq F_{(eme)e}^s + M \cdot (1 - eme4_e^s) \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.70)$$

$$RU_k^s \geq RT_{OR} - M \cdot (2 - b_j^{(R)s} + u_j^{s(post)} - q_j^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.71)$$

(4.67)-(4.71) calculan la cantidad de tiempo regular utilizado en cada OR.

$$\sum_{j \in J \cup \{n+m2+1\}} eme1_{ej}^s = 1 \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.72)$$

$$\sum_{j \in J \cup \{0\}} eme2_{je}^s = 1 \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.73)$$

$$F_{(emerg)k+n}^s \leq I_j^s + M \cdot (2 - eme1_{(k+n)j}^s - q_j^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.74)$$

$$I_{(emerg)k+n}^s \geq F_j^s - M \cdot (2 - eme2_{j(k+n)}^s - q_j^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.75)$$

$$I_{(emerg)k+n}^s \geq F_j^s - M \cdot (2 - eme1_{(k+n)n+m^2+1}^s - q_j^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.76)$$

$$F_{(emerg)k+n}^s \leq I_j^s + M \cdot (2 - eme1_{0(k+n)}^s - q_j^k) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.77)$$

$$eme1_{(k+n)j}^s \leq q_j^k \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.78)$$

$$eme2_{j(k+n)}^s \leq q_j^k \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.79)$$

$$eme1_{(k+n)j}^s + eme2_{i(k+n)}^s \leq 1 + x_{ij}^k \quad \forall i \in J; j \in J : j \neq i; k \in K; s \in S \quad (4.80)$$

(4.72)-(4.80) establecen que cirugías preceden y que cirugías suceden a cada cirugía de emergencia, en cada uno de los escenarios.

$$\sum_{p=1}^3 z_{ijp}^s = \sum_{k \in K} x_{ij}^k \quad \forall i = 0 \dots n; j \in J : j \neq i; s \in S \quad (4.81)$$

$$I_j^s - I_j^p \leq +M \cdot \left( 1 - \sum_{i \in J \cup \{0\}; i \neq j} z_{ij1}^s \right) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.82)$$

$$I_j^p - I_j^s \leq +M \cdot \left( 1 - \sum_{i \in J \cup \{0\}; i \neq j} z_{ij1}^s \right) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.83)$$

$$I_j^s - F_i^s \leq +M \cdot (1 - z_{ij2}^s) \quad \forall i \in J; j \in J : j \neq i; s \in S \quad (4.84)$$

$$F_i^s - I_j^s \leq +M \cdot (1 - z_{ij2}^s) \quad \forall i \in J; j \in J : j \neq i; s \in S \quad (4.85)$$

$$I_j^s - F_{(eme)k+n}^s \leq +M \cdot (2 - z_{ij3}^s - x_{ij}^k) \quad \forall i = 0 \dots n; j \in J : j \neq i; k \in K; s \in S \quad (4.86)$$

$$F_{(eme)k+n}^s - I_j^s \leq +M \cdot (2 - z_{ij3}^s - x_{ij}^k) \quad \forall i = 0 \dots n; j \in J : j \neq i; k \in K; s \in S \quad (4.87)$$

$$z_{0j2}^s = 0 \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.88)$$

(4.81)-(4.88) obligan a que se cumpla una de tres condiciones: las cirugías se inician a tiempo, se retrasan producto de la cirugía electiva anterior o se retrasan producto de una cirugía de emergencia.

$$F_{(eme)k+n}^s \geq I_j^P - M \cdot (2 - eme3_{(k+n)j}^s - eme1_{(k+n)j}^s) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.89)$$

$$I_j^P \geq F_{(eme)k+n}^s - M \cdot (1 + eme3_{(k+n)j}^s - eme1_{(k+n)j}^s) \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.90)$$

$$eme3_{(k+n)j}^s \leq eme1_{(k+n)j}^s \quad \forall j \in J; k \in K; s \in S \quad (4.91)$$

$$I_j^s \leq F_{(eme)e}^s + M \cdot (1 + eme3_{ej}^s) \quad \forall j \in J; e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.92)$$

(4.89)-(4.92) determinan sin una cirugía electiva se inicia justo finalizada una cirugía de emergencia.

$$F_j^s \geq h_e^s \cdot o_e^s - M \cdot (1 + eme4_{ej}^s) \quad \forall j \in J; e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.93)$$

$$h_e^s \cdot o_e^s \geq F_j^s - M \cdot (1 + eme4_{ej}^s) \quad \forall j \in J; e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.94)$$

$$I_{(eme)e}^s \leq F_j^s + M \cdot (1 + eme4_{je}^s) \quad \forall j \in J; e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.95)$$

$$I_{(eme)e}^s \leq h_e^s \cdot o_e^s + M \cdot \sum_{j \in J} eme4_{je}^s \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.96)$$

(4.93)-(4.96) determinan si una cirugía se inicia justo al momento de llegar o si comienza una vez finaliza una cirugía electiva.

$$I_{(eme)e}^s = 0 \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2 : h_e^s \leq 0 \wedge o_e^s = 1; s \in S \quad (4.97)$$

$$I_e^s + p_e^s \cdot o_e^s = F_e^s \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.98)$$

(4.97)-(4.98) establecen el inicio y finalización de las cirugías de emergencia en cada uno de los escenarios.

$$x_{ij}^k \in \{0, 1\} \quad \forall i = 0 \dots n+m^2, j = 1 \dots n+m^2 + 1, k \in K \quad (4.99)$$

$$q_j^k \in \{0, 1\} \quad \forall j \in J, k \in K \quad (4.100)$$

$$y_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i \in J; j \in J : j \neq i \quad (4.101)$$

$$u_j^{(pre)} \in \{0,1\} \quad \forall j \in J \quad (4.102)$$

$$u_j^{s(post)}, v_j^{(R)s}, v_j^{(R+E)s}, b_j^{(R)s}, b_j^{(R+E)s} \in \{0,1\} \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.103)$$

$$0 \leq A_j^s, add_j^s, R_j^s, W_j^s, wai_j^s \leq t_j^s \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.104)$$

$$F_j^s, fin_j^s, I_j^P, I_j^s, F2_j^s \geq 0 \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.105)$$

$$F_{(eme)_e}^s, I_{(eme)_e}^s \geq 0 \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.106)$$

$$eme1_{ej}^s \in \{0,1\} \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; j = 1 \dots n+m^2+1; s \in S \quad (4.107)$$

$$eme2_{je}^s \in \{0,1\} \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; j = 0 \dots n; s \in S \quad (4.108)$$

$$eme3_{ej}^s \in \{0,1\} \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; j \in J; s \in S \quad (4.109)$$

$$eme4_{je}^s \in \{0,1\} \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; j \in J; s \in S \quad (4.110)$$

$$eme5_e^s \in \{0,1\} \quad \forall e = n+1 \dots n+m^2; s \in S \quad (4.111)$$

$$z_{ijp}^s \in \{0,1\} \quad \forall i \in J; j \in J : j \neq i; p = 1 \dots 3; s \in S \quad (4.112)$$

$$0 \leq E_j^s, ext_j^s \leq \min(ET_{OR}, t_j^s) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.113)$$

$$0 \leq A2_j^s, R2_j^s \leq d_j \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.114)$$

$$0 \leq E2_j^s \leq \min(ET_{OR}, d_j) \quad \forall j \in J; s \in S \quad (4.115)$$

Finalmente con (4.99)-(4.115), se declara el dominio de las variables de decisión.

Anexo 2: Tiempos medios de resolución al variar  $\omega$  para cada una de las instancias

Instancia	Tiempo (Seg.)						
	$\omega=20$	$\omega=100$	$\omega=200$	$\omega=500$	$\omega=1000$	$\omega=3000$	$\omega=6000$
1	0,5	1,3	2,6	5,8	13,0	33,1	67,0
2	0,2	0,2	0,4	0,6	1,1	3,3	6,4
3	0,2	0,2	0,3	0,5	1,0	2,7	5,3
4	0,5	0,9	1,9	4,2	8,6	24,9	47,7
5	0,3	0,7	1,6	3,7	5,2	21,3	42,8
6	0,4	0,6	1,2	2,4	5,2	15,2	28,2
7	0,2	0,4	0,7	1,4	2,8	10,7	16,5
8	0,6	2,5	5,6	12,0	25,4	80,4	165,4
9	0,3	0,5	0,8	1,5	3,4	9,4	16,5
10	0,3	0,6	1,2	2,5	0,6	15,0	27,9
11	0,2	0,4	0,7	1,4	2,9	15,0	15,5
12	0,3	0,4	0,7	1,4	2,9	10,1	16,9
13	0,3	0,5	0,8	1,6	3,2	9,7	18,7
14	0,3	0,8	1,4	3,3	6,9	20,9	40,8
15	0,2	0,2	0,4	0,6	1,2	3,4	6,5
16	0,4	0,9	1,8	4,1	8,4	24,6	46,7
17	0,7	2,4	4,6	10,0	21,4	64,6	115,2
18	3,0	11,4	23,6	54,4	121,8	381,6	635,4
19	0,6	1,2	2,3	5,2	10,6	33,1	57,6
20	1,0	3,2	8,3	14,4	30,4	105,1	225,3
21	1,7	6,5	12,1	31,7	59,3	152,5	351,9
22	0,4	0,7	1,0	2,2	4,5	13,0	29,0
23	0,6	1,7	3,7	7,1	21,6	45,4	108,5
24	0,9	3,1	6,5	14,9	28,3	75,6	135,8
25	1,1	3,8	6,3	15,1	26,9	74,3	152,0
26	0,5	1,4	2,6	5,9	12,2	32,6	69,4
27	1,0	3,1	4,7	12,3	29,3	74,3	169,2
28	1,3	6,1	8,9	23,8	38,6	113,4	277,0
29	1,5	4,3	9,2	18,7	40,6	104,7	247,7
30	1,0	3,4	5,9	12,6	24,6	71,3	143,0
31	0,7	1,9	3,7	8,2	15,4	50,2	102,9
32	1,1	4,7	7,7	17,2	44,2	109,4	218,1
33	0,6	1,3	2,4	6,2	10,3	30,2	64,8
34	2,3	8,7	18,2	41,4	68,9	234,5	473,8
35	4,9	21,5	37,1	70,9	153,7	569,0	1120,4
36	2,3	11,0	18,4	46,7	100,5	265,6	579,1
37	2,4	7,0	12,3	31,6	71,8	188,0	406,2
38	2,4	8,1	12,8	38,5	100,1	265,6	506,5
39	1,9	6,0	11,5	29,4	50,4	170,4	331,2
40	1,9	6,7	12,9	35,5	71,1	192,0	436,5
41	4,1	16,0	24,7	73,4	174,2	564,2	825,9
42	3,6	10,8	27,6	64,5	136,9	136,9	800,1
43	2,3	7,2	13,8	36,9	78,4	195,1	343,3
44	8,5	24,8	52,6	124,9	330,8	973,8	1867,5
45	7,4	25,0	49,7	139,1	264,5	732,2	1524,1
46	7,3	22,3	52,0	131,9	249,7	764,4	1505,7
47	5,9	21,0	37,5	116,5	192,5	632,2	1294,8
48	6,7	20,6	42,6	122,3	231,7	748,5	975,4

Anexo 3: Programación de la OT al variar  $\theta$  con criterio 2 y  $\alpha=0,5$ 

$\theta$	OT0			OT1			OT2		
	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación	OR	Programación	Cancelación
1,00	1	1 7 3 8 4 6		1	9 5 10 2		1	5 10 6 2	
	2	9 5 10 2		2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1	
0,90	1	1 7 3 8 4 6		1	9 5 10 2		1	5 10 6 2	
	2	9 5 10 2		2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1	
0,80	1	1 7 3 8 4 6		1	9 5 10 2		1	5 10 6 2	
	2	9 5 10 2		2	1 7 3 8 4 6		2	9 7 3 8 4 1	
0,70	1	1 7 3 8 4 6		1	5 10 6 2		1	5 10 6 2	
	2	9 5 10 2		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 3 8 4 1	
0,60	1	1 7 3 8 4 6		1	5 10 6 2		1	5 10 6 1	
	2	9 5 10 2		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 3 4 2	
0,50	1	9 5 10 2		1	5 10 6 2		1	5 10 6 1	
	2	7 3 8 4 6 1		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 3 4 2	
0,40	1	9 5 10 2		1	5 10 6 1		1	5 10 6 1	
	2	7 3 8 4 6 1		2	9 7 3 8 4 2		2	9 7 8 3 4 2	
0,30	1	9 5 10 2		1	5 10 6 1		1	5 10 6 1	
	2	7 3 8 4 6 1		2	9 7 3 8 4 2		2	9 7 8 3 4 2	
0,26	1	9 5 10 2		1	5 10 6 1		1	5 10 6 1	
	2	7 3 8 4 6 1		2	9 7 3 8 4 2		2	9 7 8 3 4 2	
0,24	1	9 5 10 2		1	5 10 6 1		1	5 10 2	6
	2	7 3 8 4 6 1		2	9 7 3 8 4 2		2	9 7 8 3 4 1	
0,22	1	3 5 4 2	6	1	5 10 6	2	1	5 10 2	6
	2	9 7 8 10 1		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 3 4 1	
0,20	1	9 7 8 10 1	6	1	5 10 2	6	1	5 10 2	6
	2	3 5 4 2		2	9 7 3 8 4 1		2	9 7 8 3 4 1	
0,18	1	9 7 8 10 1	6	1	5 10 7	1 6	1	5 10 2	1 6
	2	3 5 4 2		2	9 3 8 4 2		2	9 3 8 4 7	
0,16	1	7 3 8 10	1 6	1	5 4 6	10	1	5 10	1 4 6
	2	9 5 4 2		2	9 1 7 8 3 2		2	9 7 8 3 2	

## 7. REFERENCIAS

- Adan, I., Bekkers, J., Dellaert, N., Jeunet, J. & Vissers, J. (2011). Improving operational effectiveness of tactical master plans for emergency and elective patients under stochastic demand and capacitated resources. *European Journal of Operational Research*, 213(1), 290-308.
- Addis, B., Carello, G., Grosso, A. & Tànfani, E. (2015). Operating room scheduling and rescheduling: A rolling horizon approach. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 1-27.
- Addis, B., Carello, G. & Tànfani, E. (2014). A Robust Optimization Approach for the Operating Room Planning Problem with Uncertain Surgery Duration. In: A. Matta, J. Li, E. Sahin, E. Lanzarone & J. Fowler, *Proceedings of the International Conference on Health Care Systems Engineering (Vol. 61, pp. 175-189)*: Springer International Publishing.
- Araz, C., Selim, H. & Ozkarahan, I. (2007). A fuzzy multi-objective covering-based vehicle location model for emergency services. *Computers & Operations Research*, 34(3), 705-726.
- Aringhieri, R., Landa, P., Soriano, P., Tànfani, E. & Testi, A. (2015). A two level metaheuristic for the operating room scheduling and assignment problem. *Computers & Operations Research*, 54, 21-34.
- Augusto, V., Xie, X. & Perdomo, V. (2010). Operating theatre scheduling with patient recovery in both operating rooms and recovery beds. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 231-238.
- Bai, M., Storer, R.H. & Tonkay, G.L. (2016). A sample gradient-based algorithm for a multiple-OR and PACU surgery scheduling problem. *IIE Transactions*, 1-14.
- Batun, S., Denton, B.T., Huschka, T.R. & Schaefer, A.J. (2010). Operating Room Pooling and Parallel Surgery Processing Under Uncertainty. *INFORMS Journal on Computing*, 23(2), 220-237.
- Birge, J.R. & Louveaux, F. (2011). *Introduction to stochastic programming*: Springer Science & Business Media.
- Bruni, M.E., Beraldi, P. & Conforti, D. (2014). A stochastic programming approach for operating theatre scheduling under uncertainty. *IMA Journal of Management Mathematics*.
- Burke, E.K., Curtois, T., Post, G., Qu, R. & Veltman, B. (2008). A hybrid heuristic ordering and variable neighbourhood search for the nurse rostering problem. *European Journal of Operational Research*, 188, 330-341.

- Cardoen, B., Demeulemeester, E. & Belien, J. (2009). Optimizing a multiple objective surgical case sequencing problem. *International Journal of Production Economics*, 119(2), 354-366.
- Cardoen, B., Demeulemeester, E. & Belien, J. (2010). Operating room planning and scheduling: A literature review. *European Journal of Operational Research*, 201(3), 921-932.
- Cardoen, B., Demeulemeester, E. & Beliën, J. (2009). Sequencing surgical cases in a day-care environment: An exact branch-and-price approach. *Computers & Operations Research*, 36, 2660-2669.
- Daskin, M.S. & Dean, L.K. (2004). Location of Health Care Facilities. In: M.L. Brandeau, F. Sainfort & W.P. Pierskalla, *Operations Research and Health Care: A Handbook of Methods and Applications* (pp. 43-76). Boston, MA: Springer US.
- Dekhici, L. & Belkadi, K. (2010). Operating Theatre Scheduling Under Constraints. In: (14 ed., Vol. 10, pp. 1380-1388): *Journal of Applied Sciences*.
- Denton, B. & Gupta, D. (2003). A Sequential Bounding Approach for Optimal Appointment Scheduling. *IIE Transactions*, 35(11), 1003-1016.
- Denton, B., Viapiano, J. & Vogl, A. (2007). Optimization of surgery sequencing and scheduling decisions under uncertainty. *Health Care Manag Sci*, 10(1), 13-24.
- Dexter, F., Abouleish, A.E., Epstein, R.H., Whitten, C.W. & Lubarsky, D.A. (2003). Use of Operating Room Information System Data to Predict the Impact of Reducing Turnover Times on Staffing Costs. *Anesthesia and Analgesia*, 97(4).
- Dios, M., Molina-Pariente, J.M., Fernandez-Viagas, V., Andrade-Pineda, J.L. & Framinan, J.M. (2015). A decision support system for operating room scheduling. *Computers & Industrial Engineering*, 88, 430-443.
- Erdem, E., Qu, X.L. & Shi, J. (2012). Rescheduling of elective patients upon the arrival of emergency patients. *Decision Support Systems*, 54(1), 551-563.
- Falkenauer, E. & Bouffouix, S. (1991). A genetic algorithm for job shop. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation* (pp. 824-829).
- Fei, H., Chu, C. & Meskens, N. (2009). Solving a tactical operating room planning problem by a column-generation-based heuristic procedure with four criteria. *Annals of Operations Research*, 166(1), 91-108.
- Fei, H., Meskens, N. & Chu, C. (2010). A planning and scheduling problem for an operating theatre using an open scheduling strategy. *Computers & Industrial Engineering*, 58, 221-230.
- Fleet, R. & Poitras, J. (2011). Have we killed the golden hour of trauma? *Ann Emerg Med*, 57(1), 73-75.

- Flessa, S. (2003). Priorities and allocation of health care resources in developing countries: A case-study from the Mtwara region, Tanzania. *European Journal of Operational Research*, 150, 67-80.
- Freeman, N.K., Melouk, S.H. & Mittenthal, J. (2015). A Scenario-Based Approach for Operating Theater Scheduling Under Uncertainty. *Manufacturing & Service Operations Management*, 18(2), 245-261.
- Ghazalbash, S., Sepehri, M.M., Shadpour, P. & Atighehchian, A. (2012). Operating Room Scheduling in Teaching Hospitals. *Advances in Operations Research*, 2012, 16
- Guerriero, F. & Guido, R. (2011). Operational research in the management of the operating theatre: a survey. *Health Care Manag Sci*, 14(1), 89-114.
- Guinet, A. & Chaabane, S. (2003). Operating theatre planning. *International Journal of Production Economics*, 85(1), 69-81.
- Guo, M., Wu, S., Li, B. & Rong, Y. (2014). Maximizing the efficiency of use of nurses under uncertain surgery durations: A case study. *Computers & Industrial Engineering*, 78, 313-319.
- Gupta, J.N.D. (1988). Two-Stage, Hybrid Flowshop Scheduling Problem. *Journal of the Operational Research Society*, 39(4), 359-364.
- Hans, E., Wullink, G., van Houdenhoven, M. & Kazemier, G. (2008). Robust surgery loading. *European Journal of Operational Research*, 185(3), 1038-1050.
- Heydari, M. & Soudi, A. (2015). Predictive / Reactive Planning and Scheduling of a Surgical Suite with Emergency Patient Arrival. *Journal of Medical Systems*, 40(1), 30.
- Jacobson, S.H., Sewell, E.C., Proano, R.A. & Jokela, J.A. (2006). Stockpile levels for pediatric vaccines: How much is enough? *Vaccine*, 24, 3530-3537.
- Jebali, A., Alouane, A.B.H. & Ladet, P. (2006). Operating rooms scheduling. *International Journal of Production Economics*, 99(1-2), 52-62.
- Jiang, L. & Giachetti, R. (2008). A queueing network model to analyze the impact of parallelization of care on patient cycle time. *Health Care Management Science*, 11, 248-261.
- Kim, S.-C. & Horowitz, I. (2002). Scheduling hospital services: the efficacy of elective-surgery quotas. *Omega*, 30(5), 335-346.
- Kumar, R. & Gandhi, R. (2012). Reasons for cancellation of operation on the day of intended surgery in a multidisciplinary 500 bedded hospital. *Journal of Anaesthesiology Clinical Pharmacology*, 28, 66-69.
- Lamiri, M., Xie, X., Dolgui, A. & Grimaud, F. (2008). A stochastic model for operating room planning with elective and emergency demand for surgery. *European Journal of Operational Research*, 185, 1026-1037.

- Lamiri, M., Xie, X. & Zhang, S. (2008). Column generation approach to operating theater planning with elective and emergency patients. *IIE Transactions*, 40, 838-852.
- Landa, P., Aringhieri, R., Soriano, P., Tànfani, E. & Testi, A. (2016). A hybrid optimization algorithm for surgeries scheduling. *Operations Research for Health Care*, 8, 103-114.
- Latorre-Núñez, G., Lüer-Villagra, A., Marianov, V., Obreque, C., Ramis, F. & Neriz, L. (2016). Scheduling operating rooms with consideration of all resources, post anesthesia beds and emergency surgeries. *Computers & Industrial Engineering*, 97, 248-257.
- Lee, S. & Yih, Y. (2014). Reducing patient-flow delays in surgical suites through determining start-times of surgical cases. *European Journal of Operational Research*, 238(2), 620-629.
- Little, J. & Coughlan, B. (2008). Optimal inventory policy within hospital space constraints. *Health Care Management Science*, 11(2), 177-183.
- Macarthur, A.J., Macarthur, C. & Bevan, J.C. (1995). Determinants of pediatric day surgery cancellation. *Journal of Clinical Epidemiology*, 48(4), 485-489.
- MacCormick, A.D., Collecutt, W.G. & Parry, B.R. (2003). Prioritizing patients for elective surgery: a systematic review. *ANZ Journal of Surgery*, 73(8), 633-642.
- Mancilla, C. & Storer, R. (2012). A sample average approximation approach to stochastic appointment sequencing and scheduling. *IIE Transactions*, 44(8), 655-670.
- Mancilla, C. & Storer, R.H. (2012). Stochastic integer programming based algorithms for adaptable open block surgery scheduling.
- Mancilla, C. & Storer, R.H. (2013). Stochastic sequencing of surgeries for a single surgeon operating in parallel operating rooms. *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 3(2), 127-138.
- Mangan, J.L., Walsh, C., Kernohan, W.G., Murphy, J.S., Mollan, R.A., McMillen, R. & Beverland, D.E. (1992). Total joint replacement: implication of cancelled operations for hospital costs and waiting list management. *Quality and Safety in Health Care*, 1(1), 34-37.
- Marcon, E. & Dexter, F. (2006). Impact of surgical sequencing on post anesthesia care unit staffing. *Health Care Management Science*, 9(1), 87-98.
- Marcon, E., Kharraja, S.d., Smolski, N., Luquet, B. & Viale, J.P. (2003). Determining the number of beds in the postanesthesia care unit: A computer simulation flow approach *Anesthesia & Analgesia*, 96(5), 1415-1423
- Marianov, V., Taborga, P. & Correspondence. (2001). Optimal location of public health centres which provide free and paid services. *Journal of the Operational Research Society*, 52(4), 391-400.

- Marques, I., Captivo, M. & Vaz Pato, M. (2012). An integer programming approach to elective surgery scheduling. *OR Spectrum*, 34(2), 407-427.
- Marques, I., Captivo, M.E. & Vaz Pato, M. (2014). Scheduling elective surgeries in a Portuguese hospital using a genetic heuristic. *Operations Research for Health Care*, 3(2), 59-72.
- May, J.H., Spangler, W.E., Strum, D.P. & Vargas, L.G. (2011). The surgical scheduling problem: Current research and future opportunities. *Production and Operations Management*, 20(3), 392-405.
- McWhinnie, D.L., Michaels, A.J.A., Collin, A.J. & Morris, A.P.J. (1994). Resource implications of cancelled operations. *BMJ*, 308, 138-139.
- Meskens, N., Duvivier, D. & Hanset, A. (2013). Multi-objective operating room scheduling considering desiderata of the surgical team. *Decision Support Systems*, 55(2), 650-659.
- Meskens, N., Duvivier, D. & Lianset, A. (2013). Multi-objective operating room scheduling considering desiderata of the surgical team. *Decision Support Systems*, 55(2), 650-659.
- Min, D. & Yih, Y. (2010). An elective surgery scheduling problem considering patient priority. *Computers & Operations Research*, 37(6), 1091-1099.
- Newgard, C.D., Schmicker, R.H., Hedges, J.R., Trickett, J.P., Davis, D.P., Bulger, E.M., Aufderheide, T.P., Minei, J.P., Hata, J.S., Gubler, K.D., Brown, T.B., Yelle, J.-D., Bardarson, B. & Nichol, G. (2010). Emergency medical services intervals and survival in trauma: Assessment of the “golden hour” in a north american prospective cohort. *Annals of Emergency Medicine*, 55(3), 235-246.
- Paoletti, X. & Marty, J. (2007). Consequences of running more operating theatres than anaesthetists to staff them: A stochastic simulation study. *British Journal of Anaesthesia*, 98(4), 462-469.
- Perdomo, V., Augusto, V. & Xiaolan, X. (2006). Operating theatre scheduling using lagrangian relaxation. In: *International Conference on Service Systems and Service Management (Vol. 2, pp. 1234-1239)*.
- Persson, M. & Persson, J.A. (2009). Health economic modeling to support surgery management at a Swedish hospital. *Omega*, 37(4), 853-863.
- Persson, M.J. & Persson, J.A. (2010). Analysing management policies for operating room planning using simulation. *Health Care Management Science*, 13(2), 182-191.
- Pham, D.N. & Klinkert, A. (2008). Surgical case scheduling as a generalized job shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 185(3), 1011-1025.
- Pollard, J.B. & Olson, L. (1999). Early Outpatient Preoperative Anesthesia Assessment: Does It Help to Reduce Operating Room Cancellations? *Anesthesia & Analgesia*, 89(2), 502-505 510.1213/00000539-199908000-199900048.

- Rais, A. & Viana, A. (2011). Operations Research in Healthcare: a survey. *International Transactions in Operational Research*, 18(1), 1-31.
- Ribas, I., Leisten, R. & Framiñan, J.M. (2010). Review and classification of hybrid flow shop scheduling problems from a production system and a solutions procedure perspective. *Computers & Operations Research*, 37(8), 1439-1454.
- Roland, B., di Martinelly, C. & Riane, F. (2006). Operating Theatre Optimization : A Resource-Constrained Based Solving Approach. In: *International Conference on Service Systems and Service Management (Vol. 1, pp. 443-448)*.
- Roland, B., Di Martinelly, C., Riane, F. & Pochet, Y. (2010). Scheduling an operating theatre under human resource constraints. *Computers & Industrial Engineering*, 58(2), 212-220.
- Ruiz, R. & Vazquez-Rodriguez, J.A. (2010). The hybrid flow shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 205(1), 1-18.
- Sanjay, P., Dodds, A., Miller, E., Arumugam, P.J. & Woodward, A. (2007). Cancelled elective operations: an observational study from a district general hospital. *Journal of Health Organization and Management*, 21(1), 54-58.
- Schuster, M., Neumann, C., Neumann, K., Braun, J., Geldner, G., Martin, J., Spies, C., Bauer, M. & for the, C.S.G. (2011). The Effect of Hospital Size and Surgical Service on Case Cancellation in Elective Surgery: Results from a Prospective Multicenter Study. *Anesthesia & Analgesia*, 113(3), 578-585.
- Sier, D., Tobin, P. & McGurk, C. (1997). Scheduling Surgical Procedures. *The Journal of the Operational Research Society*, 48(9), 884-891.
- Souki, M. (2011). Operating theatre scheduling with fuzzy durations. *Journal of Applied Operational Research*, 3(3), 177-191.
- Spratt, B. & Kozan, E. (2016). Waiting list management through master surgical schedules: A case study. *Operations Research for Health Care*, 10, 49-64.
- Stepaniak, P.S. & Dexter, F. Constraints on the scheduling of urgent and emergency surgical cases: Surgeon, equipment, and anesthesiologist availability. *Perioperative Care and Operating Room Management*, 3, 6-11.
- Tung, A., Dexter, F., Jakubczyk, S. & Glick, D.B. (2010). The Limited Value of Sequencing Cases Based on Their Probability of Cancellation. *Anesthesia & Analgesia*, 111(3), 749-756.
- van Essen, J.T., Hans, E.W., Hurink, J.L. & Oversberg, A. (2012). Minimizing the waiting time for emergency surgery. *Operations Research for Health Care*, 1(2-3), 34-44.
- van Essen, J.T., Hurink, J., Hartholt, W. & van den Akker, B. (2012). Decision support system for the operating room rescheduling problem. *Health Care Management Science*, 15(4), 355-372.

- van Essen, J.T., Hurink, J.L., Hartholt, W. & van den Akker, B.J. (2012). Decision support system for the operating room rescheduling problem. *Health Care Management Science*, 15(4), 355-372.
- Van Houdenhoven, M., van Oostrum, J.M., Hans, E.W., Wullink, G. & Kazemier, G. (2007). Improving operating room efficiency by applying bin-packing and portfolio techniques to surgical case scheduling. *Anesth Analg*, 105(3), 707-714.
- van Klei, W.A., Moons, K.G.M., Rutten, C.L.G., Schuurhuis, A., Knape, J.T.A., Kalkman, C.J. & Grobbee, D.E. (2002). The Effect of Outpatient Preoperative Evaluation of Hospital Inpatients on Cancellation of Surgery and Length of Hospital Stay. *Anesthesia & Analgesia*, 94(3), 644-649.
- Vijayakumar, B., Parikh, P.J., Scott, R., Barnes, A. & Gallimore, J. (2013). A dual bin-packing approach to scheduling surgical cases at a publicly-funded hospital. *European Journal of Operational Research*, 224(3), 583-591.
- Wang, Y., Tang, J. & Fung, R.Y.K. (2014). A column-generation-based heuristic algorithm for solving operating theater planning problem under stochastic demand and surgery cancellation risk. *International Journal of Production Economics*, 158, 28-36.
- Wullink, G., Van Houdenhoven, M., Hans, E., van Oostrum, J., van der Lans, M. & Kazemier, G. (2007). Closing emergency operating rooms improves efficiency. *Journal of Medical Systems*, 31(6), 543-546.
- Zaerpour, F., Bischak, D.P. & Menezes, M.B.C. (2017). Coordinated lab-clinics: A tactical assignment problem in healthcare. *European Journal of Operational Research*, 263(1), 283-294.
- Zhang, B., Murali, P., Dessouky, M.M. & Belson, D. (2008). A mixed integer programming approach for allocating operating room capacity. *J Oper Res Soc*, 60(5), 663-673.