



Universidad
Pública de Navarra

Nafarroako
Unibertsitate Publikoa

UNIVERSIDAD PÚBLICA DE NAVARRA
Doctorado en Ciencias de la Salud
Grupo DECYL (Datos, Estadística, Calidad y Logística)
Departamento de Estadística e Investigación Operativa

**PROPUESTA METODOLÓGICA PARA LA
ELABORACIÓN DE MODELOS DE SIMULACIÓN DE LA
OCUPACIÓN DE LAS CAMAS DE UNA
UNIDAD DE CUIDADOS INTENSIVOS**

TEISIS DOCTORAL

Julio Barado Hualde

Directores:

Dra. Cristina Azcárate Camio

Dr. Fermín Mallor Giménez

UNIVERSIDAD PÚBLICA DE NAVARRA

Doctorado en Ciencias de la Salud

Grupo DECYL (Datos, Estadística, Calidad y Logística)

Departamento de Estadística e Investigación Operativa

Propuesta metodológica para la elaboración de modelos de simulación de la ocupación de las camas de una Unidad de Cuidados Intensivos

Tesis doctoral para optar al Grado de Doctor presentada por:

Julio Barado Hualde

Directores de la Tesis:

Dra. Cristina Azcárate Camio

Dr. Fermín Mallor Giménez

Pamplona, febrero de 2015

Dña. Cristina Azcárate Camio, Doctora en Ciencias Matemáticas, Profesora Titular del Departamento de Estadística e Investigación Operativa de la Universidad Pública de Navarra

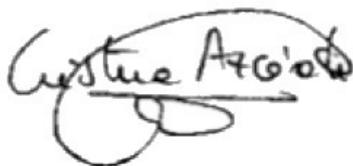
y

D. Fermín Mallor Giménez, Doctor en Ciencias Matemáticas, Catedrático del Departamento de Estadística e Investigación Operativa de la Universidad Pública de Navarra

Certifican:

Que el trabajo “Propuesta metodológica para la elaboración de modelos de simulación de la ocupación de las camas de una UCI” ha sido realizado bajo su dirección en el Departamento de Estadística e Investigación Operativa de la Universidad Pública de Navarra por Julio Barado Hualde y que, según su parecer, reúne los criterios de interés, calidad y originalidad exigibles a una investigación científica y está en condiciones para ser presentado ante el Tribunal correspondiente para optar al Grado de Doctor por la Universidad Pública de Navarra.

Y para que conste, y a los efectos oportunos, expiden el presente certificado en Pamplona, a 3 de febrero de 2015.



Dña. Cristina Azcárate Camio



D. Fermín Mallor Giménez

A Elena, Mikel y Elena

A Eladio y Ana

Al resto de mi familia

AGRADECIMIENTOS

A mis directores de tesis, Cristina y Fermín. Mi más sincero agradecimiento por haberme introducido en el mundo de la simulación, por el soporte matemático, tan alejado del conocimiento médico, que han proporcionado a este trabajo y por su disponibilidad y paciencia para dar respuesta a todas mis dudas.

A todos mis compañeros de la Unidad de Cuidados Intensivos del antiguo Hospital de Navarra que han participado en la recogida de los datos de los que se ha alimentado este estudio. Espero que consideren este trabajo también como suyo y que vean en él una recompensa al esfuerzo y a la minuciosidad que han dedicado a esta empresa.

Por último, no me gustaría obviar que en un trabajo como éste, con tantos números, detrás de cada uno de ellos se esconde una persona que ha pasado por nuestra Unidad, con mayor o menor fortuna. Confío en que las conclusiones que se derivan de este trabajo ayuden a proveer de la forma más juiciosa este servicio a los futuros pacientes.

RESUMEN

Las Unidades de Cuidados Intensivos son una pieza clave en la atención de los pacientes que combinan niveles altos de gravedad o necesidad de monitorización con una razonable expectativa de sustancial recuperación. Factores como la posibilidad de suministrar soporte a más de un órgano o sistema afectados, el envejecimiento de la población, que conlleva un incremento de la probabilidad de disfunción multiorgánica, y la constatación en la literatura del mejor pronóstico de los pacientes graves cuando son tratados en estas Unidades han conducido a un incremento del número de pacientes ingresados en ellas, con una previsión de aumento de las necesidades en el futuro.

La alta tecnología y, sobretudo, el gran número de profesionales que sustentan estas Unidades condicionan su elevado coste, muy superior a los costes atribuidos a la hospitalización en camas convencionales. Por otra parte, la negación de este servicio a los pacientes que lo necesitan, por no disposición de cama o por cualquier otro motivo, se asocia a un peor pronóstico de las personas implicadas. Con todo ello, la elección del número adecuado de camas destinadas a las Unidades de Cuidados Intensivos es un problema con una doble vertiente: por un lado, alto precio del servicio, derivado fundamentalmente de los gastos fijos (independientes del grado de ocupación), por lo que desde un punto de vista economicista se tenderá a unas ocupaciones máximas y así evitar la infrautilización; por otro lado, alto riesgo para la salud de la población si este número de camas es insuficiente, por lo que desde un punto de vista clínico se evitarán las altas ocupaciones.

Hasta ahora, la metodología utilizada para un adecuado dimensionamiento de las Unidades de Cuidados Intensivos ha resultado insuficiente. Los métodos clásicos, basados en datos demográficos, promedios de ingresos y de estancias, han fallado en la medida que no recogen la variabilidad asociada a la distribución de los ingresos y a la duración de las estancias. La alternativa a estos métodos ha sido el análisis a través de modelos, siendo entre éstos los basados en la simulación matemática los más adecuados.

En este trabajo presentamos una metodología que ha resultado adecuada para la construcción de modelos válidos de simulación de la ocupación de las camas de una Unidad de Cuidados Intensivos. Esta metodología se ha basado en el desarrollo de un modelo de este tipo con los pacientes ingresados durante un periodo de nueve años en la Unidad de Cuidados Intensivos A del Complejo Hospitalario de Navarra. Los pilares de este desarrollo han sido: la cooperación entre un equipo multidisciplinar, con especialistas en Medicina Intensiva e Investigación Operativa, con el fin de que sean considerados tanto los aspectos clínicos como los técnicos; el seguimiento de pautas para la construcción de modelos ampliamente reconocidas; la exhaustiva revisión de la literatura para recoger lo ya hecho y ahondar en los aspectos no resueltos; la disposición de una exhaustiva y rigurosa base de datos que ha permitido el desarrollo del modelo y su validación; y la utilización de nuevas herramientas en el desarrollo de modelos, como la combinación de simulación con optimización.

Con todas estas premisas, finalmente, hemos construido un modelo válido, que supera en varios aspectos a los previamente desarrollados. La solución obtenida nos ha llevado a la constatación de que en un modelo de este tipo deben figurar las decisiones médicas dirigidas hacia la gestión de camas en situaciones de ocupaciones extremas como uno de los objetos de interés del sistema necesario para la obtención de soluciones válidas. Estas decisiones, muy conocidas desde su aspecto clínico, no habían sido desarrolladas hasta ahora desde el punto de vista de la simulación, por lo que consideramos que su definición y modelado en forma de reglas y su inclusión dentro del modelo son la mayor aportación de nuestro trabajo en este campo.

El modelo construido, muy laborioso desde el punto de vista técnico, se basa sin embargo en variables muy habituales desde el punto de vista clínico: fechas de ingreso y alta, escalas de gravedad, complicaciones infecciosas durante la estancia y desenlace final del paciente. Ello supone que la metodología que hemos seguido fácilmente será extrapolable a otras Unidades de Cuidados Intensivos que, con alta probabilidad, recogerán estos datos de sus pacientes y que también contarán con políticas de gestión de camas para las situaciones de ocupaciones extremas. Por ello, consideramos que la construcción y validación de nuestro modelo supone una propuesta metodológica para la realización de modelos destinados a la ocupación de las camas de las Unidades de

Cuidados Intensivos, dando por satisfecho el objetivo principal de este trabajo.

En una segunda parte, hemos analizado las capacidades predictivas del modelo ante hipotéticos escenarios de incremento de la demanda de pacientes, bien de todo tipo de pacientes, bien de subgrupos de pacientes. De forma extensa, en la medida que hasta ahora no se había realizado, hemos estudiado la influencia de las decisiones médicas sobre parámetros de funcionamiento de una Unidad de Cuidados Intensivos, parámetros que hemos definido y modelado. Finalmente, hemos dado un paso más en la simulación en ese campo, al pasar de un planteamiento puramente descriptivo de un sistema a otro normativo, con la construcción de reglas de control para la gestión de las camas de una Unidad de Cuidados Intensivos, reglas inicialmente de carácter global y posteriormente dirigidas hacia pacientes concretos.

Todos estos análisis han supuesto rigurosos procedimientos de abstracción, para trasladar conceptos clínicos a un lenguaje matemático, y complejos procesos de elaboración matemática, que en algún caso han incluido técnicas de programación y, en varias ocasiones, combinación de simulación y optimización, con la resolución de problemas de optimización con uno o dos objetivos. Las consecuencias han sido que, además de alcanzar nuestra meta principal, hemos obtenido resultados inéditos sobre la influencia de las decisiones médicas en el funcionamiento de una Unidad de Cuidados Intensivos, o sobre la intervención, en forma de modificación de la duración de la estancia, en pacientes concretos de cara a optimizar parámetros de funcionamiento de una Unidad.

DESCRIPTORES

Unidad de Cuidados Intensivos. Ocupación de camas. Triage. Simulación por ordenador. Modelos matemáticos. Optimización.

Índice

Índice de figuras y ecuaciones	vii
Índice de tablas	xv
Índice de abreviaturas y expresiones	xix
1. Introducción	1
1.1. Definición de UCI	2
1.2. Número de camas de UCI	5
1.3. Evolución de las camas de UCI	8
1.4. Coste de la cama de UCI	11
1.5. Problemática del adecuado dimensionamiento de una UCI	14
1.5.1. Triage de los pacientes ingresados en UCI	15
1.5.2. Triage al ingreso en UCI	19
1.5.3. Traslado entre hospitales	22
1.5.4. Suspensión quirúrgica	25
1.5.5. Sobrecarga de trabajo y estrés del personal sanitario	25
1.6. Justificación del trabajo	27
2. Objetivos	29
3. Métodos	33
3.1. Métodos de dimensionamiento de las camas de UCI	34
3.1.1. Métodos “clásicos” de dimensionamiento de las camas de UCI	34
3.1.2. Métodos de dimensionamiento de las camas de UCI basados en análisis matemáticos	37
3.1.2.1. Conceptos de sistema y modelo	37
3.1.2.2. Tipos de modelos matemáticos. Concepto de simulación	40

3.1.2.3.	Metodología para el desarrollo de un modelo matemático de simulación	43
3.1.2.4.	Simulación en Ciencias de la Salud	46
3.1.2.5.	Simulación y UCI	49
3.2.	Desarrollo conceptual de un modelo para una UCI	56
3.2.1.	Teoría de colas	57
3.2.1.1.	Características de un sistema de colas	58
3.2.1.2.	Notación de Kendall	61
3.2.1.3.	Parámetros de un sistema de colas	62
3.2.1.4.	Medidas de rendimiento	63
3.2.2.	La UCI como un sistema de colas	64
3.2.3.	Definición preliminar de los experimentos que se desea realizar	66
3.3.	Análisis de los pacientes ingresados en la UCI-A del CHN	66
3.3.1.	Ámbito del estudio	66
3.3.2.	Recogida de datos	68
3.3.3.	Resultados generales	72
3.4.	Análisis y ajuste de los patrones de ingreso de los pacientes	82
3.4.1.	Análisis de los patrones de ingreso	82
3.4.2.	Ajuste de las tasas de ingreso para los diferentes tipos de pacientes	88
3.5.	Análisis y ajuste de la duración de las estancias de los pacientes	96
3.5.1.	Análisis de las estancias	96
3.5.1.1.	Influencia del tipo de paciente en la duración de la estancia	98
3.5.1.2.	Influencia de la infección en la duración de la estancia	101
3.5.1.3.	Influencia de la puntuación en el APACHE II en la duración de la estancia	103

3.5.2. Ajuste de la duración de la estancia para los diferentes tipos de pacientes	104
4. Resultados	115
4.1. Construcción del modelo de simulación	116
4.2. Validación del modelo construido	118
4.3. Análisis de las decisiones médicas sobre la modificación de la duración de la estancia de los pacientes	121
4.3.1. Las decisiones médicas como factor influyente en el momento del alta de los pacientes	121
4.3.2. Modelado de las decisiones médicas	123
4.3.3. Concepto de optimización	127
4.3.4. Desarrollo del proceso de optimización	131
4.4. Desarrollo de los experimentos diseñados <i>a priori</i>	136
4.5. Calibración del modelo	139
4.5.1. Concepto de calibración de un modelo de simulación	139
4.5.2. Calibración del modelo desarrollado	140
4.5.3. Elección del modelo de simulación	149
4.6. Análisis de sensibilidad	150
4.6.1. Análisis de la influencia de las políticas de gestión de camas sobre el funcionamiento de una UCI	151
4.7. Construcción y validación de reglas de control para la gestión de camas	162
4.7.1. Reglas de control de la gestión de camas basadas en tasas de servicio variables	163
4.7.2. Reglas de control sobre la gestión de camas aplicadas a pacientes concretos	179
5. Discusión	193

5.1. Discusión	194
5.2. Limitaciones del trabajo realizado	204
6. Conclusiones	207
7. Anexo I. Proyectos de futuro	211
8. Anexo II. Producción científica	215
8.1. Publicaciones con factor de impacto	216
8.2. Otras publicaciones	217
8.3. Ponencias y comunicaciones a congresos	217
9. Bibliografía	221

Índice de figuras y ecuaciones

Figura 1. Previsión de la evolución de las necesidades de camas de UCI para pacientes ventilados más de 96 horas	9
Figura 2. Previsión de las necesidades de camas de UCI por edades	10
Figura 3. Distribución de los gastos de UCI desglosados en las diferentes partidas que los componen	13
Ecuación 1. Fórmula de Hill-Burton para el cálculo de las necesidades de camas	35
Figura 4. Previsión de la necesidad de camas y de respiradores ante una probable pandemia por virus influenza	37
Ecuación 2. Definición matemática de un modelo	40
Figura 5. Clasificación de los métodos para el análisis de un sistema	42
Ecuación 3. Ley de Little	49
Figura 6. Distribución de la ocupación de camas real y simulada	51
Ecuación 4. Medidas del rendimiento de un sistema de colas M/M/1/ ∞ /FIFO/1	64
Figura 7. Representación esquemática de una UCI como un sistema de colas	64
Figura 8. Distribución del número de pacientes ingresados a lo largo de los años	73
Figura 9. Distribución de la edad de los pacientes a lo largo de los años	73
Figura 10. Distribución por sexo de los pacientes a lo largo de los años	74
Figura 11. Distribución de la puntuación en la escala APACHE II a lo largo de los años	74
Figura 12. Distribución del número de pacientes según tipo de paciente y año	75

Figura 13. Evolución del número de pacientes politraumatizados ingresados y de la mortalidad por accidente de tráfico en las primeras 24 horas en España	76
Figura 14. Distribución de los pacientes que presentan como complicación neumonía a lo largo de los años	77
Figura 15. Distribución de los pacientes que presentan como complicación traqueobronquitis purulenta a lo largo de los años	77
Figura 16. Distribución de los episodios de infección del tracto respiratorio, traqueobronquitis purulenta y neumonía, a lo largo de los años	77
Figura 17. Distribución de los pacientes que presentan como complicación bacteriemia secundaria a la implantación de catéter central a lo largo de los años	78
Figura 18. Distribución de los pacientes que presentan como complicación bacteriemia no relacionada con la implantación de catéter central a lo largo de los años	78
Figura 19. Distribución de los pacientes que presentan como complicación bacteriemia de cualquier tipo a lo largo de los años	79
Figura 20. Distribución de los pacientes que presentan como complicación infección de orina secundaria a sondaje uretral a lo largo de los años	79
Figura 21. Distribución de los pacientes que presentan como complicación infección en el lecho quirúrgico a lo largo de los años	80
Figura 22. Distribución de los pacientes que presentan como complicación infección del sistema nervioso central a lo largo de los años	80
Figura 23. Distribución de los pacientes que presentan como complicación una infección de cualquier tipo diferente a las anteriores a lo largo de los años	81

Figura 24. Distribución de los pacientes que presentan como complicación al menos un tipo de infección a lo largo de los años	81
Figura 25. Distribución de los pacientes que presentan como desenlace <i>exitus</i> a lo largo de los años	82
Figura 26. Distribución de los ingresos por día de la semana	84
Figura 27. Distribución de los ingresos por día de la semana y año	84
Figura 28. Distribución de los ingresos por tipo de paciente y día de la semana	85
Figura 29. Distribución de los ingresos diarios por mes	86
Ecuación 5. Distribución de Poisson	89
Figura 30. Número de ingresos diarios real y ajustado para el conjunto de pacientes	90
Figura 31. Número de ingresos diarios, real y ajustado, los sábados y domingos	90
Figura 32. Número de ingresos diarios, real y ajustado, los días laborales	91
Figura 33. Número de ingresos diarios, real y ajustado, para los diferentes tipos de pacientes	93
Ecuación 6. Distribución empírica acumulada	95
Figura 34. Distribución de la duración de la estancia y año	98
Figura 35. Distribución de la duración de la estancia y tipo de paciente	99
Figura 36. Distribución de la duración de la estancia para los diferentes tipos de pacientes	105
Figura 37. Ajuste de la duración de la estancia de los pacientes del grupo G1 a distribuciones Lognormal y Loglogística	106
Ecuación 7. Planteamiento para explicar la duración de la estancia	108
Ecuación 8. Funciones de densidad de probabilidad para las distribuciones Lognormal y Loglogística	109

Figura 38. Calidad del ajuste de los modelos de regresión a la duración de la estancia de los diferentes tipos de pacientes	113
Figura 39. Calidad del ajuste del APACHE II al ingreso para los pacientes del grupo G2	113
Figura 40. Esquema del funcionamiento del modelo de simulación	117
Figura 41. Captura de pantalla del programa ARENA® con el modelo construido y sus diferentes componentes	118
Figura 42. Distribución de las ocupaciones de camas real y simulada	119
Figura 43. Modelos de simulación de la ocupación de camas de UCI que no contemplan las decisiones médicas respecto al alta de los pacientes	122
Figura 44. Intervalo de tiempo en el que un paciente puede ser dado de alta a una Sala de Hospitalización general	123
Ecuación 9. Planteamiento básico de un problema de optimización	128
Figura 45. Ejemplo de soluciones no factibles, factibles y óptima para un problema de optimización	130
Ecuación 10. Definición matemática del problema de optimización	132
Figura 46. Esquema de combinación de simulación y optimización	133
Figura 47. Distribución de las ocupaciones de camas real, simulada y tras la combinación de simulación y optimización	134
Figura 48. Previsión de la necesidad de camas ante incrementos de la demanda según el grado de rechazo de pacientes deseado	137
Figura 49. Previsión de necesidades de camas y rechazo de pacientes para un incremento de la cirugía programada del 50%	138
Ecuación 11. Definición matemática de la influencia de las decisiones médicas	141
Figura 50. Comparación entre las distribuciones acumuladas real y las simuladas sin reglas y con reglas de gestión de camas	143

Ecuación 12. Definición matemática del problema de optimización con dos objetivos	144
Ecuación 13. Definición matemática del problema de optimización con dos objetivos mediante el método de las ε -restricciones	146
Figura 51. Frontera de Pareto para las funciones objetivo consideradas	146
Figura 52. Distribución de la ocupación de camas según los diferentes grados de ajuste de los datos simulados a los datos reales	149
Figura 53. Medidas del funcionamiento de una UCI respecto a la prestación de servicio a sus pacientes	152
Figura 54. Comportamiento de las políticas de gestión de camas analizadas respecto a los dos objetivos de funcionamiento de la UCI	156
Figura 55. Políticas de gestión de camas eficientes y no eficientes. Punto de inflexión en el rendimiento de las diferentes políticas. Posición actual respecto a los dos objetivos	157
Figura 56. Políticas de gestión de camas eficientes para diferentes grados de estrés y capacidad de camas	160
Figura 57. Ejemplos de políticas de gestión frente a los dos objetivos que definen el funcionamiento de una UCI	161
Figura 58. Diagrama de transiciones para un sistema M/M/c/c	164
Figura 59. Planteamiento del problema de optimización con un doble objetivo basado en los parámetros de funcionamiento de una UCI	164
Figura 60. Diagrama de transiciones para un sistema M/M/c/c con tasas de servicio dependientes del estado del sistema	165
Ecuación 14. Definición de diferentes situaciones estacionarias y cálculo a partir de ellas de las probabilidades de los diferentes estados	167

Ecuación 15. Probabilidad de las c camas ocupadas para los casos de tasa de servicio constante y tasas de servicio dependientes del estado del sistema	167
Ecuación 16. Estancia media y estancia media condicionada al grado de ocupación de camas en el momento del ingreso	170
Figura 61. Esquema del planteamiento matemático de los cuatro problemas de optimización	171
Ecuación 17. Definición de los cuatro problemas de optimización con sus restricciones	172
Figura 62. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P1	174
Figura 63. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P2	175
Figura 64. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P3	175
Figura 65. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P4	176
Figura 66. Tipos de evolución de la recuperación de los pacientes de UCI	180
Ecuación 18. Formulación para la regla de gestión de camas Tipo 1	182
Figura 67. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 1	183
Ecuación 19. Formulación para la regla de gestión de camas Tipo 2a	185
Figura 68. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 2a	185
Figura 69. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 2b	186

Figura 70. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 3a	188
Figura 71. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 3b	188
Figura 72. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 3c	188

Índice de tablas

Tabla 1. Distribución de camas de UCI en el mundo	6
Tabla 2. Previsión de las necesidades de camas de UCI por rango de edad para el año 2020	9
Tabla 3. Resultados de las necesidades de camas calculados por diferentes técnicas	54
Tabla 4. Distribución del número de ingresos y tipo de paciente	75
Tabla 5. Distribución de los ingresos diarios por tipo de paciente	83
Tabla 6. Distribución de los ingresos por día de la semana	83
Tabla 7. Distribución de los ingresos por tipo de paciente y día de la semana	85
Tabla 8. Distribución de los ingresos diarios por mes	86
Tabla 9. Distribución de los ingresos totales por mes y tipo de paciente	87
Tabla 10. Ajuste de los ingresos para los pacientes de los tipos G2 a G7 mediante procesos de Poisson	92
Tabla 11. Ajuste de los ingresos para los pacientes de los tipos G1 y G8	95
Tabla 12. Variabilidad de la duración de la estancia para los diferentes tipos de paciente	99
Tabla 13. Distribución de la duración de la estancia por sexo y tipo de paciente	100
Tabla 14. Duración de la estancia según la presencia o no de complicaciones infecciosas y tipo de paciente	101
Tabla 15. Duración de la estancia entre los pacientes con complicaciones infecciosas y entre los que no las presentan, desglosada para cada tipo de infección	102

Tabla 16. Correlación entre duración de la estancia y APACHE II	103
Tabla 17. Ajuste de la duración de la estancia para los diferentes tipos de pacientes	109
Tabla 18. Probabilidad de <i>exitus</i> y distribución de probabilidad para la puntuación en la escala APACHE II para los diferentes tipos de pacientes	110
Tabla 19. Probabilidad de complicaciones infecciosas para los pacientes del grupo G1	111
Tabla 20. Frecuencias de ocupación de camas real y simulada bajo el primer modelo	120
Tabla 21. Análisis estadístico de las ocupaciones de camas real y simulada del primer modelo	120
Tabla 22. Frecuencias de ocupación de camas real y simulada tras optimización	134
Tabla 23. Análisis estadístico de las ocupaciones de camas real y simulada tras optimización	135
Tabla 24. Previsión de necesidades de camas y rechazo de pacientes para un incremento de la cirugía programada del 50%	138
Tabla 25. Valores para los parámetros de acortamiento de la estancia para las soluciones óptimas del problema de optimización con doble objetivo planteado	148
Tabla 26. Niveles de ocupación y valores posibles para los parámetros que definen las reglas de gestión de camas	154
Tabla 27. Políticas de gestión eficientes, ordenadas desde el cuadrante superior izquierdo al inferior derecho	158
Tabla 28. Tasas de servicio según el nivel de ocupación de camas y el valor de ϵ para los problemas de optimización resueltos	173

Tabla 29. Probabilidad de adelantar el alta de un paciente según la ocupación y el porcentaje de rechazo deseado	189
---	-----

Índice de abreviaturas y expresiones

En este trabajo se ha intentado evitar la utilización de siglas, acrónimos y expresiones de uso limitado a la medicina crítica u otros sectores especializados. Sin embargo, por la propia claridad de la lectura no siempre ha resultado recomendable eliminar estos términos. A continuación se describen, en orden alfabético, los términos que se han utilizado y una breve descripción sobre ellos. Se ha significado la primera aparición en el manuscrito de cada uno de estos términos con una nota al pie de página.

ANOVA: analysis of variance. Acrónimo en inglés de uso generalizado para referirse al análisis de la varianza.

APACHE II: Acute Physiology and Chronic Health Evaluation. Escala de gravedad ampliamente utilizada en el ámbito del paciente crítico. Su segunda versión, APACHE II, que data del año 1985, es la más extensamente referenciada¹.

Benchmarking: expresión utilizada en el ámbito de la empresa y, cada vez más, en el sanitario para definir las acciones basadas en el conocimiento de las mejores prácticas y su aplicación en el área de interés considerada.

CHN: Complejo Hospitalario de Navarra.

Dimensionamiento: este término no figura en el *Diccionario de la Real Academia de la Lengua*, aunque sí se puede encontrar en otros como el *Diccionario del español actual*, refiriéndose al establecimiento de la dimensión de un objeto. Con este fin se ha utilizado en este trabajo, referido a la modificación del tamaño, número de camas, de una Unidad de Cuidados Intensivos.

Exitus: expresión derivada del latín que significa salida. En Medicina, se utiliza frecuentemente como abreviatura de *exitus letalis*, para hacer referencia al desenlace final de fallecimiento. Dada su procedencia, se consigna en letra cursiva y se evita la tilde que le correspondería en castellano.

et ál.: abreviatura de la expresión latina *et alii*, que equivale al término etcétera, pero referido a personas. En este trabajo, se ha utilizado para aludir al resto de autores que, junto con el citado, firman un trabajo publicado.

Explicativa: este adjetivo se ha utilizado junto con el sustantivo variable para indicar que esta última contribuye o puede contribuir a explicar o justificar el resultado de una función en la que está incluida.

GDR: acrónimo para Grupos Relacionados por el Diagnóstico. Se trata de un sistema de clasificación de pacientes que permite relacionar los distintos tipos de pacientes tratados en un hospital (es decir, su casuística), con el coste que representa su asistencia.

Hazard ratio: parámetro de medida de la relación de dos variables cualitativas cuya respuesta varía con el tiempo. Este término se usa de forma generalizada, habiendo desplazado a sus traducciones como razón de los peligros o razón de los riesgos.

Markoviano: término utilizado para definir las funciones que siguen los supuestos que caracterizan una cadena de Markov, es decir, aquella situación en la que la evolución futura únicamente depende del estado presente y no de la evolución en el pasado.

Metaanálisis: conjunto de técnicas que se utilizan para cuantificar la información

contenida en estudios similares. El metaanálisis se lleva a cabo para aumentar la potencia de una prueba estadística y para obtener información que no puede ser derivada de manera fiable de los estudios individuales.

Modelar: término utilizado para definir la transformación de una situación real en una o varias expresiones de carácter matemático que la representen y que permitan su utilización en análisis matemáticos.

NEMS: *Nine Equivalentents of Nursing Manpower Use Score*. Escala de medida de las cargas de trabajo del personal de enfermería, formada por nueve items².

Odds ratio: parámetro de medida de la relación de dos variables cualitativas. Su utilización generalizada lo hace más adecuado que su traducción como razón de las ventajas o razón de las oportunidades.

Presión, presión de camas: expresión utilizada para definir la influencia que sobre la gestión de camas supone el grado de ocupación, especialmente cuando este grado es elevado.

Post hoc: dentro del análisis de la varianza, la expresión *post hoc* hace referencia a las pruebas estadísticas realizadas tras el análisis global, con el fin de identificar diferencias entre los conjuntos que han participado en el análisis de la varianza.

SAPS: *Simplified Acute Physiology Score*. Escala de gravedad para los pacientes críticos. Su versión más utilizada, SAPS II, consta de 17 variables fisiológicas, analíticas y de tipo de ingreso y enfermedad³.

SOFA: *Sequential Organ Failure Assessment*. Escala de evaluación del grado de disfunción de diversos órganos o sistemas. Inicialmente se desarrolló para la disfunción de órganos secundaria a la sepsis pero su utilización posterior se ha extendido al paciente crítico en general⁴.

TISS: *Therapeutic Interventions Scoring System*. Escala destinada a medir las cargas de trabajo y el esfuerzo asistencial del personal de enfermería asociados al tratamiento de los enfermos críticos. Desde su publicación en 1974, ha sufrido varias modificaciones, siendo la versión de 1983 la más ampliamente utilizada⁵.

Triaje: término utilizado para referirse a la utilización de recursos en situaciones de escasez, donde son necesarios procedimientos de elección para la distribución de estos recursos. Si bien en lengua inglesa se utiliza el término *triage*, el *Diccionario de dudas médicas* recomienda utilizar triaje.

UCI: acrónimo utilizado para referirse a una Unidad de Cuidados Intensivos; su forma en plural es UCIs.

UCI-A: Unidad de Cuidados Intensivos A del Complejo Hospitalario de Navarra.

Unidad: forma abreviada de referencia a una Unidad de Cuidados Intensivos. En el texto, para este cometido, se ha empleado con la primera letra mayúscula.

1. Introducción

1.1. Definición de UCI

Las Unidades de Cuidados Intensivos (UCIs^(*)) son una pieza clave en el manejo de los pacientes que presentan una situación clínica de alta gravedad o requieren una monitorización compleja y que son susceptibles de recuperarse. El origen de estas Unidades^(*) se debe al desarrollo de las técnicas de soporte de los diferentes sistemas fisiológicos de los pacientes, como son la ventilación mecánica, las técnicas de reemplazo renal, el soporte con drogas vasoactivas y otras. De esta forma, nace el concepto de disfunción multiorgánica, en la medida que en un único individuo puede ser mantenido a pesar de que le falle más de un órgano o sistema vital. Es a raíz de esta capacidad de reemplazar las funciones de los diferentes órganos cuando proliferan las Unidades donde se realiza esta actividad.

En el año 2011, el Grupo de Mejora de la Calidad de la Sociedad Europea de Medicina Intensiva realizó un documento de consenso con profesionales de 23 países de los requerimientos de una UCI⁶, considerado una adaptación de las recomendaciones publicadas por la misma Sociedad 14 años antes⁷. Este documento define los diferentes niveles de cuidados que puede requerir un paciente:

- Nivel III: Paciente con múltiple (dos o más) fallo agudo de órganos vitales que precisan tratamiento inmediato. Estos pacientes precisan soporte para estos órganos, farmacológico o mediante aparatos, como son el soporte hemodinámico, asistencia respiratoria o técnicas de reemplazo renal.
- Nivel II: Pacientes que requieren monitorización y soporte farmacológico

^(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

y/o mediante aparatos (por ejemplo soporte hemodinámico, asistencia respiratoria, técnicas de reemplazo renal) para el fallo agudo de un único órgano vital.

- Nivel I: Pacientes que presentan signos de disfunción orgánica y que precisan monitorización continua o soporte farmacológico o mediante aparatos menor. Estos pacientes están en riesgo de desarrollar uno o más fallos orgánicos agudos. En este grupo se incluyen los pacientes en periodo de recuperación de uno o más fallos orgánicos agudos pero que aún presentan una situación de inestabilidad o de gran complejidad en su manejo.

De acuerdo con estos grados de atención, la UCI es el lugar en el que pueden ser atendidos los pacientes que precisan unos cuidados correspondientes a los niveles III y II, mientras que las Unidades que únicamente pueden dispensar cuidados encuadrados en el nivel I se consideran Unidades de Alta Dependencia, más conocidas en nuestro entorno como Unidades de Cuidados Intermedios. Este mismo documento concreta los pacientes que probablemente se beneficiarían del ingreso en una UCI:

- Pacientes que requieren monitorización y tratamiento porque una o más funciones vitales están amenazadas debido a una enfermedad aguda o una reagudización de una enfermedad crónica (como sepsis, infarto agudo de miocardio, hemorragia intestinal) o como secuela de un proceso quirúrgico u otro proceso invasivo.
- Pacientes que ya presentan fallo de una función vital (cardiovascular, respiratoria, renal, metabólica o cerebral) pero con una razonable probabilidad de recuperación significativa. En principio, no serían admitidos los pacientes con enfermedades terminales en su fase final, sin descartar que en ocasiones puntuales se requiera ingreso en UCI para realizar tratamiento paliativo.
- Un tercer tipo de ingreso lo constituirían los pacientes en muerte encefálica o en proceso de llegar a esta situación y en los que se considera la donación

de órganos.

En España, y desde un punto de vista normativo, el Real Decreto 1277/2003, por el que se establecen las bases generales sobre autorización de centros, servicios y establecimientos sanitarios, define *Medicina Intensiva* como “una Unidad asistencial en la que un médico especialista en Medicina Intensiva es responsable de que se preste la atención sanitaria precisa, continua e inmediata a pacientes con alteraciones fisiopatológicas que han alcanzado un nivel de gravedad tal que representan una amenaza actual o potencial para su vida y, al mismo tiempo, son susceptibles de recuperación”.

En el año 2010, el Ministerio de Sanidad y Política Social realiza un informe sobre las Unidades de Cuidados Intensivos⁸. En dicho informe, se propone definir la UCI como “una organización de profesionales sanitarios que ofrece asistencia multidisciplinar en un espacio específico del hospital, que cumple unos requisitos funcionales, estructurales y organizativos de forma que garantiza las condiciones de seguridad, calidad y eficiencia adecuadas para atender pacientes que, siendo susceptibles de recuperación, requieren soporte respiratorio o que precisan soporte respiratorio básico junto con soporte de, al menos, dos órganos o sistemas, así como todos los pacientes complejos que requieran soporte por fallo multiorgánico. La UCI puede atender a pacientes que requieren un menor nivel de cuidados”.

Así, pues, desde los puntos de vista asistencial y normativo quedan bien definidas las características que debe reunir el paciente susceptible de ingresar en una UCI: nivel de gravedad o necesidad de monitorización elevados y expectativas razonables de una sustancial recuperación. En la práctica diaria, son pocos los hospitales que utilizan criterios de ingreso formales que garanticen que se cumplan estas condiciones de ingreso⁹.

La definición de cama de UCI, sin embargo, es menos concreta. En algunas zonas, se relaciona con el grado de severidad de la enfermedad y la capacidad de sostener las diferentes disfunciones orgánicas y, en otros lugares, la definición se fundamenta en la

intensidad del soporte de personal médico y de enfermería asignado a estas camas¹⁰. De forma global, la cama de UCI sería aquella donde es atendido el paciente crítico, entendido como tal aquel que cumple los criterios de ingreso en UCI.

1.2. Número de camas de UCI

La definición de UCI como el lugar donde se atiende a los pacientes que presentan alta gravedad o precisan monitorización compleja, con razonables expectativas de recuperación, resulta muy imprecisa para el análisis de este recurso entre los diferentes países.

Rhodes *et ál.* analizan el número de camas destinadas a pacientes críticos en Europa entre julio de 2010 y julio de 2011¹¹. Sus fuentes son registros oficiales, registros de sociedades científicas relacionadas con los cuidados críticos, responsables de programas de adiestramiento en cuidados intensivos y facultades de medicina. Constatan que en pocos países existe un registro oficial sobre la actividad de cuidados intensivos. Con esta limitación, estiman que el número de camas de UCI en Europa se sitúa en 11,5 camas por 100000 habitantes, oscilando entre las 29,2/100000 de Alemania y las 4,2/100000 en Portugal. Para España, el número de camas estimado es de 9,7/100000. Estos valores se restringen a la provisión de camas de UCI por los diferentes sistemas públicos de salud. Estas cifras contrastan con la media de camas de UCI en Estados Unidos de América, que en el año 2010 era de 28/100000 habitantes. Las diferencias en la cantidad de camas no se explican por diferencias en el tipo de población de los diferentes países y tampoco totalmente por el gasto sanitario, puesto que los tres países con mayor producto interior bruto, Luxemburgo, Noruega y Suecia, presentan datos tan dispares como 21, 8 y 11 camas por 100000 habitantes. Probablemente, factores como la definición de los diferentes sistemas de salud, los protocolos de ingreso y alta de los pacientes y el soporte proporcionado en los países por sistemas no públicos sean los responsables de esta heterogeneidad en la distribución de este recurso. Para aclarar este concepto, algunos autores abogan por una estandarización de la definición de cama de

UCI que fuera válida para todos los países. Esta definición debería incluir factores como la capacidad de las Unidades de suministrar soporte para la disfunción de los diferentes sistemas y órganos, la disponibilidad de camas en las diferentes horas del día y los diferentes días de la semana, la relación entre pacientes y personal médico y la gravedad de los pacientes atendidos¹².

Esta heterogeneidad en la distribución de las camas de UCI es más manifiesta cuando se comparan países con grandes diferencias socioeconómicas. Así, por ejemplo, la disponibilidad de camas de UCI en Boston, Estados Unidos de América, es 45 veces superior a la de Kumasi, Ghana: 18,8/100000 habitantes frente a 0,4/100000 habitantes respectivamente¹³.

Adhikari *et ál.*¹⁴ revisan la literatura disponible sobre la distribución de las camas en UCI en un trabajo publicado en el año 2010. Confirman la misma heterogeneidad en las diferentes zonas del mundo, como se detalla en la Tabla 1.

Tabla 1. Distribución de camas de UCI en el mundo.

País	Número de UCIs	Camas de UCI por cada 100 camas de hospitalización	Camas de UCI por 100000 habitantes
Canadá	319	3,4	13,5
Estados Unidos	5980	9,0	20,0
Colombia	89	3,5	
Trinidad y Tobago	6		2,1
Bélgica	135	4,4	21,9
Croacia	123	3,3	20,3
Francia	550	2,5	9,3
Alemania		4,1	24,6
Holanda	115	2,8	8,4
España	258	2,5	8,2

Sigue...

País	Número de UCIs	Camas de UCI por cada 100 camas de hospitalización	Camas de UCI por 100000 habitantes
Suecia	89		8,7
Reino Unido	268	1,2	3,5
República de Sudáfrica	308		8,9
Zambia	29	0,2	
Australia	160		8,0
Nueva Zelanda	26	0,9	4,8
China (*)		1,8 (1,3 - 2,1)	3,9 (2,8 - 4,6)
Sri Lanka	52		1,6

Los datos son estimaciones de los valores medios, excepto (*), que expresa la mediana y la amplitud intercuartil.

Adaptado de: Adhikari NK, Fowler RA, Bhagwanjee S, Rubenfeld GD. Critical care and the global burden of critical illness in adults. *Lancet*. 2010;376(9749):1339-46.

Las diferencias para el acceso a una cama de UCI no sólo se circunscriben a los diferentes países sino que pueden encontrarse entre las diferentes áreas de un mismo país, como encuentran Fleet *et ál.* en las zonas rurales de Canadá¹⁵.

En septiembre de 2013, se publica un estudio avalado por la Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias sobre los recursos estructurales de los Servicios de Medicina Intensiva en España¹⁶. Ante la ausencia de registros oficiales, se identifican los Servicios de Medicina Intensiva a través de listados de sociedades científicas nacionales y autonómicas y el catálogo general de hospitales del Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad. Mediante un sistema de encuesta a los jefes de los Servicios de Medicina Intensiva identificados, se obtienen datos de 237 hospitales que responden a la solicitud, lo que implica una tasa de participación del 83%. Los resultados muestran que en estos 237 centros sanitarios, el número de camas destinadas a pacientes críticos adultos, excluyendo las Unidades de Ictus, es de 4738, de las cuales 3345 dependen de los Servicios de Medicina Intensiva y el resto se distribuyen en número variable entre diferentes especialidades. Esto supone que existen 10,3 camas

por 100000 habitantes. En el año 2008, en estas camas se atendieron 174904 pacientes, con un porcentaje de ocupación de los servicios del 79,5%.

1.3. Evolución de las camas de UCI

A pesar de la disparidad en el número de camas de UCI, un hecho constante en la literatura es que este número está aumentando y previsiblemente seguirá incrementándose. Se estima que en los Estados Unidos de América ingresan 5 millones de personas al año en las UCIs y hasta un 50% de las personas lo hace en el último año de su vida¹⁷. En una de las provincias de Canadá, el 0,72% de la población masculina y el 0,47% de la población femenina ingresa cada año en una UCI¹⁸, yendo este porcentaje en ascenso¹⁹⁻²¹.

Entre los factores a los que se atribuye este crecimiento figuran el progresivo aumento del número de pacientes añosos que ingresan en UCI, con el consiguiente incremento de la comorbilidad asociada^{22,23}; el acrecentamiento de la población que vive en áreas urbanas, con un mayor acceso a los servicios de medicina crítica²³; pandemias, desastres naturales y provocados por el ser humano que generan ingresos en UCIs²⁴; y cambios en los sistemas sanitarios debidos a la evidencia de que la asistencia en UCI se asocia a un resultado más favorable para el paciente^{25,26}.

Halpern *et ál.*²⁷ analizan la evolución de las camas de UCI entre los años 2000 y 2005, a partir de datos de registros oficiales. De su análisis se extrae que, si bien el número de hospitales que poseen camas de pacientes agudos y el número total de camas hospitalarias han descendido en este periodo, el número de camas de UCI se ha incrementado en un 6,5%. La ocupación de las camas de UCI se ha incrementado también, pasando de un 65% a un 68%. Esta progresión es similar a la detallada por los mismos autores en un análisis similar realizado para el periodo comprendido entre los años 1985 - 2000²⁸.

Zilberberg *et ál.*²⁹ realizan una estimación de los pacientes que van a requerir ventilación mecánica prolongada (duración igual o superior a las 96 horas) en el año 2020. El estudio se basa en el análisis de los pacientes que han requerido ventilación mecánica prolongada durante los años 2000 y 2005. A partir de estos datos, mediante modelos de regresión lineal, estiman los porcentajes de pacientes agrupados por edad que requerirán esta técnica en el año 2020, ajustando este valor con el número de personas para cada grupo de edad (estimado mediante datos de la evolución del censo) para ese mismo año. Los resultados se muestran en la Figura 1 y en la Tabla 2.

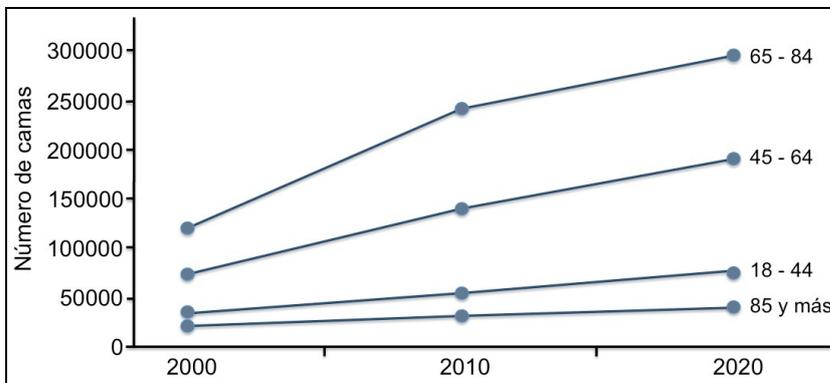


Figura 1. Previsión de la evolución de las necesidades de camas de UCI para pacientes ventilados más de 96 horas.

Adaptado de: Zilberberg MD, de Wit M, Pirone JR, Shorr AF. Growth in adult prolonged acute mechanical ventilation: implications for healthcare delivery. *Crit Care Med.* 2008;36(5):1451-5.

Tabla 2. Previsión de las necesidades de camas de UCI por rango de edad para el año 2020.

Rango de edad	Actual (2008)	Previsión 2020 ^(*)
18 - 44	34416	78173 (46771 - 114172)
45 - 64	74400	191238 (147146 - 243598)
65 - 84	121814	295477 (239183 - 363179)
85 o más	21947	41011 (23595 - 58857)
Total	252577	605898 (456695 - 779806)

^(*)Datos expresados como media e intervalo de confianza al 95%.

Adaptado de: Zilberberg MD, de Wit M, Pirone JR, Shorr AF. Growth in adult prolonged acute mechanical ventilation: implications for healthcare delivery. *Crit Care Med.* 2008;36(5):1451-5.

El estudio concluye que el incremento anual del número de pacientes que precisan ventilación mecánica prolongada es del 5,5% y que este número pasará en el año 2020 a ser más del doble que en el año 2000.

Posteriormente, los mismos autores analizan estos resultados desde los puntos de vista económico y de necesidades de camas³⁰. Su análisis comienza con una revisión de la evolución de las camas hospitalarias en Estados Unidos de América. Ciñéndonos a los resultados dotacionales, el número de hospitales creció hasta 1970, para después sufrir un progresivo descenso, en contraste con el número de ingresos, que ha ido aumentando desde mediados de 1990, y con la duración media de la estancia, que no ha disminuido sustancialmente desde mediados de 2000. Paradójicamente a la evolución del resto de las camas hospitalarias, el número de camas de UCI se ha incrementado en torno al 1,7% anual desde 1985 hasta el año 2000. Calculan que para el año 2020, el número de camas de UCI se incrementará un 34% respecto a las camas disponibles en el año 2000, muy por debajo del incremento de la demanda de camas para pacientes sometidos a ventilación mecánica, que será del 140%.

De una forma similar, Corke *et ál.*²² realizan un estudio en Australia basado en la evolución de las necesidades de camas de UCI entre los años 1996 y 2007. Los autores concluyen que en el año 2020 serán necesarias un 50% más de camas que en el año 2007, tal como se muestra en la Figura 2.

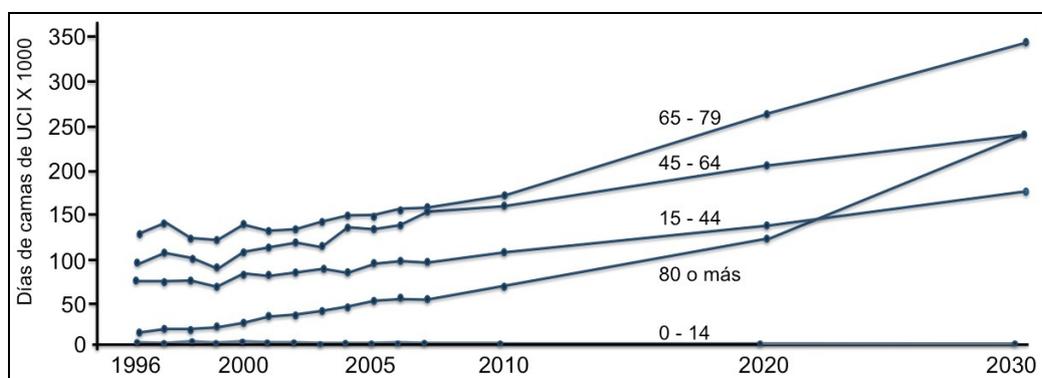


Figura 2. Previsión de las necesidades de camas de UCI por edades.

En el eje de las ordenadas, días de cama de UCI multiplicados por 1000.

Adaptado de: Corke C, Leeuw E, Lo SK, George C. Predicting future intensive care demand in Australia. *Crit Care Resusc.* 2009;11(4):257-60.

En términos brutos, el incremento de camas se deberá fundamentalmente a los pacientes comprendidos entre 65 y 79 años, aunque el mayor aumento porcentual se observará en las personas de más de 80 años, de acuerdo con la tendencia de ingresos de este grupo apreciada en los años previos al estudio.

Con estos trabajos se ha pretendido ilustrar la tendencia creciente de la necesidad de camas de UCI para el futuro.

1.4. Coste de la cama de UCI

Si existe controversia en el número de camas de UCI en los diferentes países, mayor es la dificultad para analizar los gastos atribuidos a la atención de los pacientes críticos. Esta dificultad se debe a la complejidad de los diagnósticos de las UCIs, que no son recogidos de forma apropiada con las bases de datos actuales. En el sistema de codificación vigente en España, GDR^(*), la estancia en una UCI de los pacientes se considera como un evento intermedio y su codificación depende del servicio final al que el paciente es trasladado. De esta forma, los pacientes asignados a una UCI son aquellos que son dados de alta directamente a su domicilio (un número insignificante) o aquellos que fallecen en ella. Estos últimos, con frecuencia, mueren en pocas horas o días, siendo consumidores durante su estancia de grandes recursos, por lo que su análisis no es representativo del global de pacientes ingresados en la UCI. En otros países también se ha documentado gran variabilidad de los datos administrativos referidos a los pacientes críticos, tanto en su disponibilidad como en su calidad, por lo que no se consideran adecuados para análisis estadísticos sofisticados³¹.

La diversidad en la atención al paciente crítico en los diferentes lugares supone

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

otra dificultad añadida para el análisis de los gastos imputados a esta atención.

Con las salvedades descritas previamente, los datos disponibles sobre el tema coinciden en que la atención de los pacientes de UCI es muy costosa. Según Milbrand *et ál.*³², en Estados Unidos de América, el coste de la asistencia de los pacientes críticos se cifra entre 121000 millones y 263000 millones de dólares anuales, lo que representa entre el 5,2 y el 11,2% de los gastos nacionales en cuidados de salud³³. La traducción a coste por día de UCI es de 2575 dólares para el año 2004, superior a los 1488 dólares del coste del ingreso en una Sala de Hospitalización para ese mismo año.

Rechner *et ál.*³⁴ analizan el coste de los pacientes ingresados en UCI en Australia entre los años 2002 y 2003. El coste medio de estos pacientes fue de 2670 dólares americanos al día y 9852 durante el total de la estancia en UCI.

Tan *et ál.*³⁵ investigan los costes de la atención por día de UCI en siete servicios de cuatro países europeos (Alemania, Italia, Holanda y Reino Unido) en el año 2006. Concluyen que el coste medio oscila entre 1186 y 2035 euros. Debido a las dificultades para extraer estos datos, abogan por una metodología común que favorezca la obtención y la comparación entre diferentes países.

En España, no existen datos oficiales sobre el coste de la cama de UCI. En un estudio sobre pacientes politraumatizados, Auñón *et ál.*³⁶ cifran este coste en el año 2008 en 2061 euros diarios. El gasto del ingreso en UCI de estos pacientes supone un 62% del total del gasto de la hospitalización. En este mismo trabajo, el coste diario atribuido a la cama de hospitalización es de 146 euros (si bien, por problemas de registro de los datos, únicamente se consideran en este valor los gastos fijos, mientras que el coste de la cama de UCI incluye gastos fijos y variables). Galante *et ál.*³⁷, en un estudio sobre los costos de la pandemia por virus influenza A (H1N1) en el año 2009 reducen este

costo (directo e indirecto) a 1342 euros, siendo el coste diario de la cama de hospitalización 462 euros.

Carrasco *et ál.*³⁸, en el año 2006, proponen una metodología para el registro informático de los costes centrada en el paciente. Dividen los costes en directos (claramente imputables al paciente, como el consumo de antibióticos por ese paciente), indirectos (más difícilmente imputables a un paciente concreto, como el consumo de luz), fijos (independientes del número de pacientes atendidos, como los gastos de personal) y variables (dependientes de los pacientes atendidos, como el material fungible), tal como se muestra en la Figura 3.

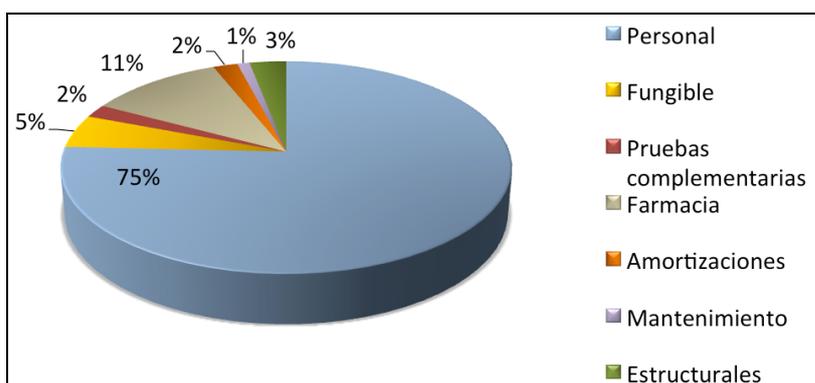


Figura 3. Distribución de los gastos de UCI desglosados en las diferentes partidas que los componen.

Adaptado de: Carrasco G, Pallares A, Cabre L. Costes de la calidad en Medicina Intensiva: Guía para gestores clínicos. *Med Intensiva*. 2006;30(4):167-79.

Bajo esta metodología, exponen los resultados de una UCI real de España, de la que mantienen el anonimato. El coste total mensual de esta Unidad de 13 camas para el año 2003 fue de 195885 euros, aunque no existen referencias a la ocupación de camas.

Respecto a la UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra, los costes dedicados a personal, gastos de farmacia y material fungible supusieron 1253 euros por cada día de estancia durante los años 2011 y 2012. Añadiendo un 9% a este valor siguiendo el

esquema anterior de reparto de gastos³⁸, la media del gasto diario por cama de UCI se elevaría hasta 1365 euros. Recientemente, el Departamento de Salud del Gobierno de Navarra ha divulgado el valor de la cama de UCI, cifrado en 1431,46 euros diarios³⁹.

1.5. Problemática del adecuado dimensionamiento^(*) de una UCI

El análisis de las necesidades de camas dedicadas a los pacientes críticos se plantea como un problema con dos vertientes bien diferenciadas. Por un lado, como se ha comentado anteriormente, la cama de UCI es un recurso muy costoso, por lo que una escasa ocupación implicaría la infrautilización de un servicio excesivamente caro, puesto que la mayor parte de los gastos en las Unidades de nuestro entorno son gastos fijos, no dependientes del grado de ocupación³⁸. Por otro lado, el grado de ocupación de las UCIs es muy variable y poco predecible, al depender tanto de factores programados, como la cirugía compleja que requiere que el postoperatorio se desarrolle en UCI, como de factores aleatorios, como los pacientes ingresados de forma urgente, bien desde los Servicios de Urgencias, bien desde Salas de Hospitalización del mismo centro o de otro centro al que se sirve como hospital de referencia. Ello implica que las políticas de gestión dirigidas hacia altas ocupaciones, con el fin de aprovechar un recurso caro, en determinadas circunstancias se toparán con el problema de la falta de cama para un paciente que la requiera.

Los problemas inherentes a la escasez de camas se desarrollan en los siguientes apartados.

* Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

1.5.1. Triage^(*) de los pacientes ingresados en UCI

Una de las respuestas ante la falta de camas es el triaje sobre los pacientes ingresados. Ante la necesidad de una cama de forma más o menos urgente, el paciente que presenta el mejor estado clínico es trasladado a otra área del hospital con menor grado de cuidados, con el fin de dejar una cama libre. Debido a la complejidad de la gestión de las altas de UCI, este proceso de triaje no siempre se reserva a las situaciones de necesidad inminente de cama, sino que se realiza en situaciones de alta ocupación, dependiendo de la previsión de nuevos ingresos.

La decisión del alta de un paciente se basa en la convicción del médico que le asiste en un momento concreto, de forma que podrá ser dado de alta de forma precoz si existen garantías de que tiene la suficiente autonomía para ser atendido en otra Sala de menor asistencia y, así, propiciar que otro paciente con mayor gravedad pueda beneficiarse del ingreso en UCI⁴⁰. Este triaje es una práctica habitual en situaciones de escasez de recursos, aunque son pocos los trabajos que lo analizan de forma específica. Con más frecuencia se han estudiado las altas de UCI dadas fuera del horario habitual (por la noche o en los fines de semana) como un indicador de presión^(*) por la necesidad de camas para ingresos urgentes. Las consecuencias de estas altas se han evaluado respecto a uno o varios marcadores de la evolución de los pacientes que las sufren: mortalidad hospitalaria, reingreso en UCI y duración de la estancia hospitalaria. A continuación se muestran varios de los trabajos publicados al respecto.

Baker *et ál.*⁴¹ analizan la relación entre readmisión de pacientes no planeada y flujo de ingresos en una UCI de 22 camas. Observan como en los días de mayor número de ingresos, los pacientes que son dados de alta tienen mayor probabilidad de reingresar

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

de una forma no planeada. Piensan que uno de los motivos que explica este hecho es que la presión a la que están sometidos los profesionales médicos para generar camas libres para los nuevos pacientes influye sobre la valoración de si el paciente está listo para ser dado de alta. Sugieren que estrategias para equilibrar el flujo diario de pacientes podrían minimizar este número de reingresos no planeados.

Chrusch *et ál.*⁴² analizan los factores que condicionan el reingreso o la muerte inesperada en la Sala de Hospitalización tras el alta de una UCI. Sobre un total de 8222 pacientes que son trasladados desde la UCI con tratamiento no paliativo, los resultados adversos analizados se producen en el 5,5% de ellos. Observan como la ausencia de camas libres en el momento en el que un paciente es dado de alta de UCI es un factor independiente asociado a mayor reingreso o muerte no esperada. Concluyen que la disponibilidad de camas influye en la decisión en el momento del alta de los pacientes e implica altas prematuras y resultado adverso para los pacientes. Piensan que escalas que evalúen la gravedad, la disfunción orgánica y las cargas de trabajo (escala TISS^(*)) podrían ayudar en el momento del alta, especialmente en situaciones de alta ocupación.

Goldfrad *et ál.*⁴³ analizan las altas de UCI dadas fuera del horario habitual (entre las 22 horas y las 8 horas del siguiente día) respecto a las dadas dentro del horario convencional. Observan como la frecuencia de altas fuera de hora ha aumentado en dos periodos de tiempo separados por siete años y como la mortalidad hospitalaria de los pacientes que las padecen es mayor. Este incremento lo atribuyen a una mayor demanda de camas y la peor evolución la achacan a que, a criterio de los médicos implicados en las altas, éstas son prematuras. Esta consideración se ve avalada por el hecho de que la ocupación de estas camas por las noches es más rápida que cuando las altas se producen dentro del horario habitual.

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

Kramer *et ál.*⁴⁴ realizan un estudio retrospectivo sobre 97 UCIs y 229375 pacientes. Tras el alta de UCI, son readmitidos el 6,1% de los pacientes, presentando este grupo mayor estancia hospitalaria y mortalidad. No encuentran relación entre el momento del alta (día o noche) o el día del alta (laboral o fin de semana) con la mortalidad, aunque no estudian estas variables con la readmisión. La discordancia de sus resultados con estudios previos la atribuyen a las diferencias en la disponibilidad de camas y en la estructura de los cuidados que se realizan en las UCIs que participan en su estudio respecto a las UCIs de otros estudios. Posteriormente, los mismos autores publican un segundo trabajo sobre 105 UCIs y un total de 263082 pacientes que fueron dados de alta y susceptibles de ser readmitidos⁴⁵. El porcentaje de pacientes readmitidos es del 6,3%. Se mantiene respecto al estudio previo la mayor mortalidad y duración de la estancia de los pacientes readmitidos. En esta ocasión, encuentran como las altas dadas fuera del horario habitual reingresan con mayor frecuencia, aunque no encuentran una mayor tasa de reingreso en las altas dadas los fines de semana.

Singh *et ál.*⁴⁶ comparan la mortalidad entre los pacientes que son dados de alta en horario considerado normal frente a los que lo son fuera de ese horario. Encuentran que en el 13,7% de los pacientes que son dados de alta fuera del horario normal, la mortalidad es mayor (la *odds ratio*^(*) ajustada es 1,38, con un intervalo de confianza al 95% entre 1,01 y 1,88). Encuentran dos motivos para que las altas sean dadas fuera del horario habitual: la ausencia de cama en la Sala de Hospitalización donde va a ser trasladado el paciente y la necesidad urgente de cama de UCI para un nuevo paciente.

Priestap *et ál.*⁴⁷ analizan las consecuencias de las altas de UCI dadas de noche respecto a las dadas durante el día en una población de 79090 pacientes de 31 UCIs canadienses. Concluyen que existe una mayor mortalidad hospitalaria y una mayor tasa

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

de reingreso en el grupo de pacientes que es dado de alta por la noche. El motivo de estas altas fuera de horario, al menos en parte, está condicionado por la presión de camas.

Renton *et ál.*⁴⁸ analizan de forma retrospectiva los reingresos sobre una muestra de 247103 pacientes que son dados de alta de 38 UCIs australianas. Encuentran que las altas dadas entre las 6 pm y 6 am presentan más riesgo de reingreso. Este dato recomiendan interpretarlo con cautela al ser un estudio retrospectivo, pero podría asociarse a necesidades de cama urgente.

Rodríguez-Carvajal *et ál.*⁴⁹ analizan directamente sobre una muestra de 1521 pacientes la relación de las altas no programadas (a diferencia de otros estudios que consideran las altas fuera del horario convencional como altas no programadas) con la mortalidad hospitalaria tras la estancia en UCI. Los pacientes a los que se da un alta no programada son aquellos que su médico no consideraba candidatos para ser trasladados a planta, y son dados de alta en situación de elevada ocupación y necesidad de ingresar pacientes. Estas altas se comportaron como un factor de riesgo independiente de mortalidad, con una *odds ratio* de 2,16 (intervalo de confianza al 95% entre 1,06 y 4,41).

Gantner *et ál.*⁵⁰ han publicado un reciente y extenso estudio retrospectivo sobre las altas de UCI dadas fuera del horario convencional (alta dadas entre las 18 horas y las 6 horas del día siguiente). El estudio abarca el 90% de las UCIs de Australia y el 50% de las de Nueva Zelanda. Entre los años 2005 y 2012, contabilizan un total de 710535 pacientes dados de alta vivos, de los cuales el 15,4% reciben el alta fuera del horario habitual. Observan en este grupo unas diferencias con significación estadística en la mortalidad hospitalaria (6,4% frente al 3,6%) y en el porcentaje de reingresos en UCI (5,1% frente a 4,5%). Aunque no lo han estudiado de forma directa, consideran que probablemente una proporción de estos pacientes son dados de alta fuera del horario habitual por una demanda de cama inesperada.

Si bien la mayoría de los trabajos publicados encuentran relación entre las altas fuera de horario y un resultado desfavorable para el paciente (estancia hospitalaria prolongada o mayores tasas de reingreso o mortalidad), no todos los estudios encuentran esta asociación. Estudios tempranos sobre este tema, como los de Singer *et ál.*⁵¹ o Strauss *et ál.*⁵² no encuentran relación entre alta precoz y mortalidad, quizás debido a que sus tasas de mortalidad son más bajas que en el resto de trabajos y el impacto del alta precoz sobre ella sería también menor⁴². Campbell *et ál.*⁵³ analizan sobre una muestra de 4376 pacientes dados de alta de UCI y susceptibles de reingresar los factores asociados a mortalidad y reingreso en UCI. Las altas por la noche, como expresión de alta precoz, no se muestran como factor asociado a mayor tasa de reingreso o mayor mortalidad como en otros estudios, posiblemente porque son muy escasas (2,9%).

1.5.2. Triage al ingreso en UCI

Otra de las consecuencias de la escasez de camas de UCI es el triaje de los pacientes potencialmente susceptibles de ingresar. La literatura médica ha analizado este hecho desde dos puntos de vista: el incremento de la gravedad de los pacientes ingresados cuando la disponibilidad de camas es baja y el resultado de los pacientes que en situaciones de mayor disponibilidad de recursos hubieran ingresado en UCI.

Respecto al primer punto de vista, en 1983, Singer *et ál.*⁵¹ analizan las consecuencias de la reducción de camas de una UCI. Encuentran un incremento de los días en los que no hay ninguna cama libre, una reducción del número de pacientes, tanto los ingresados únicamente para monitorización como los ingresados con procesos agudos, y una reducción de la duración de la estancia de los pacientes en UCI. No encuentran un incremento de la mortalidad entre los pacientes no ingresados, interpretando sus datos como una utilización más eficiente de los recursos de cuidados intensivos. Sin embargo, muchos de sus pacientes fueron pacientes coronarios o que únicamente requerían monitorización, con bajo riesgo vital, por lo que este proceso de racionalización no es de extrañar que tuviera poco efecto sobre la mortalidad⁴².

Walther *et ál.*⁵⁴ analizan las consecuencias de la reducción de un 30% de las camas de UCI durante un periodo de 4 años. Observan que no desciende el número de ingresos, ni se modifica la gravedad o la mortalidad de los mismos. Sí observan un descenso de la duración de la estancia de los pacientes, un incremento de la ocupación media, que pasa del 66% al 86%, y un incremento de los reingresos. Concluyen que la reducción del número de camas ha supuesto un uso más racional de un recurso caro, aunque el trabajo no hace referencia al número y la evolución de los pacientes no ingresados por falta de cama.

Sinuff *et ál.*⁵⁵ realizan una amplia revisión de la literatura sobre pacientes graves susceptibles de ingreso en UCI en situación de baja disponibilidad de camas. Concluyen que en situaciones de escasez de camas, los pacientes ingresados presentan mayor gravedad, reduciéndose el número de los mismos que ingresan para monitorización. Dado que se trata de un estudio observacional, con importante variabilidad de los trabajos analizados, los autores no recomiendan extraer conclusiones fiables sobre la influencia de esta carencia de camas sobre los pacientes que sufren triaje al ingreso o al alta de UCI. Plantean además la posibilidad de Unidades de Cuidados Intermedios para aquellos pacientes que precisen monitorización y cuidados de enfermería menores que los suministrados en UCI, como una forma de racionalizar el uso de las camas de UCI.

Respecto al segundo punto de vista desde el que se puede examinar el triaje al ingreso en UCI, existe abundante literatura sobre las consecuencias de la falta de camas para los pacientes que las requieren. En 1997, Metcalfe *et ál.*⁵⁶ hacen un análisis sobre el impacto en la mortalidad de los pacientes correctamente remitidos a UCI pero que no son ingresados en primera instancia. Tras el ajuste por factores demográficos y de gravedad, la mortalidad de este grupo de pacientes respecto a los ingresados desde la primera consulta con UCI es 1,6 veces superior (con un intervalo de confianza de este riesgo al 95% entre 1,0 y 2,5).

Simchen *et ál.*⁵⁷ analizan la evolución de los pacientes graves de cinco hospitales de Israel cuando son atendidos dentro y fuera de la UCI. En la medida que este estudio no se puede realizar de forma aleatorizada por razones éticas, definen antes del estudio unos criterios de ingreso en UCI que el equipo investigador aplica a los pacientes ingresados en Salas de Hospitalización o que acuden a los Servicios de Urgencias de los cinco hospitales. Encuentran que un 4% de los pacientes analizados que acuden a los Servicios de Urgencias y un 1,1% de los pacientes hospitalizados cumplen los criterios predefinidos de ingreso en UCI. De estos pacientes, más de la mitad son tratados fuera de la UCI, lo que sugiere escasez de camas. Encuentran una mayor supervivencia a los 30 días de los pacientes ingresados en UCI respecto a los tratados fuera de ella, que se manifiesta fundamentalmente entre los pacientes provenientes de Salas de Hospitalización.

Robert *et ál.*⁵⁸ realizan un estudio sobre los pacientes a los que se les niega el ingreso en primera estancia en una UCI. El estudio se realiza en 10 UCIs de Francia, durante un periodo de 45 días. De un total de 1332 pacientes seleccionados, 193 no son admitidos, bien inicialmente o bien de forma definitiva, en la UCI debido a falta de camas. La mortalidad es más elevada entre los pacientes que no llegan a ingresar y entre los que se retrasa el ingreso respecto a los que ingresan en primera instancia.

Como respuesta a la frecuencia, importancia y dificultad que supone el proceso de triaje (tanto de los pacientes ya ingresados como de los candidatos a ingresar), la Sección de Ética de la Sociedad Europea de Cuidados Intensivos establece unos principios sobre los que deben pivotar las decisiones de triaje⁵⁹. Estos principios se fundamentan en el consenso de 37 profesionales relacionados con la Medicina Crítica, consiguiéndose el acuerdo para cada uno de los puntos debatidos con la conformidad de al menos el 80% de los participantes. Algunas de las propuestas en las que se obtiene consenso son las siguientes:

- El proceso de triaje debe considerar el resultado previsible del paciente, el

impacto de las terapias en este resultado y los beneficios y costes del tratamiento sobre el paciente, su familia y la sociedad.

- Entre los factores que se deberían considerar en las decisiones sobre triaje figura la pérdida de oportunidades de tratar a otros pacientes.
- Puede haber circunstancias donde esté justificada el alta de un paciente de la UCI para admitir otro paciente.
- Si la admisión de un nuevo paciente es probable que afecte al resultado de otros pacientes ya ingresados, entonces la admisión únicamente estará justificada si el beneficio del nuevo ingreso es significativamente mayor que el efecto adverso generado a los pacientes ya ingresados.
- Los criterios de admisión, alta y rechazo de ingresos deberían estar explícitamente descritos. Una escala objetiva de triaje debería ser utilizada por los profesionales como ayuda para el mismo.
- Cada hospital debería tener una política de acomodación de los pacientes críticos cuando la capacidad de las camas de UCI está agotada.

Sin embargo, a pesar de estas recomendaciones y de las implicaciones del triaje, apenas existen escalas que faciliten estas decisiones^{9,60}.

1.5.3. Traslado entre hospitales

Otra de las consecuencias de la falta de camas de UCI es la necesidad de trasladar pacientes hasta otro centro más o menos próximo, donde exista disponibilidad de cama para poder efectuar el ingreso. El traslado de los pacientes conlleva dos tipos de problemas: el primero es el riesgo inherente al propio traslado y el segundo es el retraso en la administración del tratamiento adecuado que puede implicar el tiempo que el paciente permanece fuera del hospital.

Sobre el primer problema, Ligtenberg *et ál.*⁶¹ analizan en el año 2005 en Holanda los riesgos asociados al traslado interhospitalario de 100 pacientes consecutivos. El

transporte es realizado por ambulancias convencionales. Encuentran como en el 34% de los traslados ocurrieron efectos adversos. El 30% de estos eventos se debieron a problemas técnicos. En 2011, Wiegersma *et ál.*⁶² hacen un estudio similar sobre 74 traslados, en esta ocasión realizados por un equipo especializado en este tipo de atención. Constatan como el porcentaje de efectos adversos secundarios a problemas técnicos se mantiene en similar porcentaje, pero no se producen efectos adversos de carácter médico. Fried *et ál.*⁶³ encuentran un 1% de efectos adversos con compromiso clínico severo en una auditoría sobre 2396 traslados interhospitalarios de pacientes agudos, siendo los efectos adversos secundarios al fallo y a la seguridad de los dispositivos utilizados más frecuentes cuando el transporte no es realizado por personal dedicado de forma específica a esta tarea.

Aunque son varios los trabajos que recalcan la menor frecuencia de efectos adversos cuando el traslado corre a cargo de equipos especializados, no hay estudios publicados que analicen la relación entre el personal que participa en el traslado con el resultado del paciente en el hospital de referencia. Consideraciones de carácter ético imposibilitan realizar trabajos aleatorizados en esta línea⁶⁴.

En Navarra, el transporte interhospitalario de los pacientes críticos se realiza por personal específico para esta misión, altamente cualificado, por lo que presumimos que los riesgos implícitos al traslado son bajos.

Sin embargo, más importante que el riesgo inherente al traslado es el retraso que éste puede llevar asociado en la administración del tratamiento óptimo a los pacientes. En patologías como el infarto agudo de miocardio, el ictus o la sepsis, está acreditada la necesidad de tratamiento precoz. Varios estudios reconocen un incremento de la mortalidad cuando el ingreso en UCI se demora. Chalfin *et ál.*⁶⁵ analizan de forma retrospectiva 50322 pacientes que requieren ingreso en UCI. Los pacientes en los que el ingreso se demora más de 6 horas presentan mayor estancia hospitalaria y mayor

mortalidad en UCI y hospitalaria. La supervivencia hospitalaria ajustada para los pacientes que sufren retraso es 0,71 (intervalo de confianza al 95%: 0,57 - 0,90).

Renaud *et ál.*⁶⁶, en una muestra sobre 2558 pacientes con neumonía comunitaria, encuentran como los pacientes que ingresan en UCI de una forma tardía (más allá del primer día de su consulta en el Servicio de Urgencias) presentan mayor mortalidad ajustada a los 28 días que los que lo hacen de forma precoz (*odds ratio*: 2,63; intervalo de confianza al 95%: 1,42 - 4,90).

Cardoso *et ál.*⁶⁷, en un estudio prospectivo sobre 401 pacientes, encuentran como cada hora de retraso en el ingreso en UCI supone un incremento del 1,5% de la mortalidad en UCI (*hazard ratio*^(*): 1,015; intervalo de confianza al 95%: 1,006 - 1,023). De modo similar, cada hora del mismo retraso supone un incremento del 1,0% de la mortalidad hospitalaria (*hazard ratio*: 1,010; intervalo de confianza al 95%: 1,002 - 1,018).

O'Callaghan *et ál.*⁶⁸ no encuentran esta relación entre retraso de ingreso y mortalidad en su serie, compuesta por 1609 pacientes y con un 9,3% de demoras. Atribuyen este hecho a que en su hospital la demora en el ingreso en UCI no supone un retardo en el tratamiento, al contar su centro con una Unidad de monitorización y tratamiento donde permanecen los pacientes hasta su ingreso en UCI.

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

1.5.4. Suspensión quirúrgica

La primera respuesta ante la ausencia de camas de UCI consiste en suspender la actividad programada, generalmente quirúrgica de alta complejidad. Aunque aparentemente es la solución más intuitiva y aceptable, se enfrenta a dos problemas importantes: por un lado, la posibilidad de deterioro clínico e incluso fallecimiento de los pacientes en lista de espera y, por otro lado, la presión administrativa para el cumplimiento de plazos de respuesta⁶⁹. Si bien los pacientes a los que se les suspende su intervención pasan a un puesto preferente en la lista de espera, esto no es óbice para que ellos mismos o pacientes en una posición posterior en esta lista tengan un riesgo adicional para su salud. Un ejemplo que ilustra este hecho es el trabajo de Sobolev *et ál.*⁷⁰ sobre la evolución de 12030 pacientes pendientes de ser intervenidos de revascularización coronaria. De ellos, 104 pacientes fallecen y 382 pacientes tienen que ser intervenidos de forma urgente. El riesgo de muerte oscila entre 0,5 y 0,6 por cada 1000 pacientes y semana, dependiendo de si la intervención es considerada semi-urgente o programada, y entre 1,2 y 2,1 por cada 1000 pacientes y semana en la cirugía urgente.

1.5.5. Sobrecarga de trabajo y estrés del personal sanitario

Varios estudios confirman como los trabajadores de UCI están sometidos a un alto grado de estrés^{71,72}, hecho que en parte se ha utilizado para justificar la escasez de especialistas de esta disciplina en algunas áreas⁷³.

La sobrecarga de trabajo, la no disponibilidad de camas, que se traduce en un rápido recambio de pacientes, y las situaciones en las que el triaje de pacientes se hace necesario son factores que se han asociado a un mayor nivel de estrés entre los trabajadores de las UCIs⁷¹⁻⁷³.

Diferentes trabajos asocian el estrés con los errores médicos. Valentin *et ál.*⁷⁴

realizan un amplio análisis de los errores cometidos durante la administración de drogas por vía parenteral en 113 Unidades de 27 países. Observan una tasa de errores de 74,5 eventos por cada 100 pacientes y día (intervalo de confianza al 95%: 69,5 - 79,4). La mayor parte de estos errores se deben a medicaciones no administradas o administradas en un horario equivocado, aunque el 0,9% de los pacientes estudiados fallecen o presentan daño permanente a causa de un error. Los profesionales médicos reconocen sobrecarga de trabajo, estrés o fatiga en el 32% de los errores cometidos.

Ahmed *et ál.*⁷⁵ realizan un metaanálisis^(*) de los artículos publicados sobre efectos adversos y errores médicos en las UCIs. Sus resultados señalan mayores estancias en UCI y en el hospital entre los pacientes que han sufrido uno o más efectos adversos o errores médicos durante su ingreso, aunque no son capaces de demostrar un incremento de la mortalidad, en parte debido a la heterogeneidad de los artículos. Aunque no es constante, en varios de los estudios revisados encuentran la sobrecarga de trabajo como factor favorecedor de estos errores.

Steyrer *et ál.*⁷⁶ analizan los errores médicos mediante una encuesta realizada en 57 UCIs. Realizan un estudio observacional de los errores cometidos en un periodo de 48 horas. Obtienen datos de 378 pacientes, objetivándose errores en el 44% de ellos. Observan como la sobrecarga de trabajo (medida a través de la proporción de personal de enfermería respecto al número de fármacos administrados, el número de catéteres de diferentes tipos que llevan los pacientes y la escala NEMS^(*)) se correlaciona de forma positiva y con significación estadística con los errores médicos.

En resumen, ante una situación de base de alto estrés, la sobrecarga de trabajo y

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

la falta de camas suponen un factor adicional de estrés. En esta situación, son más frecuentes los errores médicos, que se asocian a un peor resultado de los pacientes ingresados en UCI.

1.6. Justificación del trabajo

La problemática del dimensionamiento de las UCIs está de plena actualidad, debido a la previsión al alza de las camas de UCI para el futuro y el elevado coste de este servicio en momentos de escasez económica.

Existe abundante literatura sobre las consecuencias de la falta de camas de UCI, tanto para el paciente que la requiere como para los profesionales que se enfrentan a este problema. Altos niveles de ocupación, particularmente aquellos que superan el 80% tienen un efecto negativo sobre el resultado del paciente y restringen el acceso a este servicio a las personas que lo necesitan⁷⁷. Un adecuado dimensionamiento de las UCIs ayudaría a minimizar este problema de la escasez de camas, contrapesando en lo posible el efecto del coste económico elevado. Sin que exista evidencia definitiva sobre este tema, algunos autores sostienen que la ocupación óptima podría oscilar entre 70-75%, para poder afrontar de forma adecuada los picos de ocupación⁷⁷ y compensar el tiempo empleado en el alta de los pacientes, debido a que el alta de un paciente y la subsiguiente admisión de otro en su cama no es un proceso automático, sino que implica un tiempo de acondicionamiento de la cama para el nuevo ingreso.

Con estas premisas, pensamos que una metodología que permita el desarrollo de modelos de simulación válidos de la ocupación de las camas de una UCI es una herramienta de gran utilidad para el adecuado dimensionamiento de la misma, en el momento actual y ante futuras eventualidades.

2. Objetivos

El objetivo principal de este trabajo es crear una propuesta metodológica general para el desarrollo de modelos matemáticos de simulación válidos para la ocupación de las camas de una UCI. Esta propuesta se elaborará a partir de un modelo de simulación basado en los pacientes ingresados en la Unidad de Cuidados Intensivos A (UCI-A^(*)) del Complejo Hospitalario de Navarra (CHN^(*)) y servirá como una herramienta dirigida a facilitar el adecuado dimensionamiento de una UCI, en la situación actual o ante hipotéticos cambios estructurales o cambios en la demanda de la atención.

Para la elaboración de este trabajo, se han seguido los pasos sugeridos por Shannon⁷⁸ para la construcción de este tipo de modelos. Las fases en las que se ha desarrollado este proyecto son^(§):

1. Revisión de la literatura sobre los métodos utilizados para el dimensionamiento de las UCIs.
2. Desarrollo de un modelo conceptual de la UCI y de los experimentos que se pretenderán realizar si se obtiene un modelo válido.
3. Análisis de los pacientes ingresados en la UCI-A del CHN.
4. Análisis y ajuste de los patrones de ingreso de los pacientes en la UCI-A del CHN.

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

(§) En la redacción de este trabajo se ha pretendido seguir la estructura sobre las recomendaciones para la confección de tesis doctorales en Ciencias de la Salud^{79,80}. Así, los 5 primeros epígrafes de esta relación se han englobado dentro del capítulo “Métodos”, mientras que los siguientes han conformado el capítulo “Resultados”. Sin embargo, el propio objetivo del trabajo, dirigido hacia la elaboración de una metodología según unas directrices ampliamente aceptadas, ha dificultado esta compartimentación, por lo que la división y el contenido de estos capítulos, así como los del capítulo “Discusión”, pueden resultar arbitrarios en algunas ocasiones.

5. Análisis y ajuste de la duración de la estancia de los pacientes ingresados en la UCI-A del CHN.
6. Construcción de un modelo de simulación con los datos obtenidos anteriormente basado en la teoría de colas.
7. Desarrollo de técnicas y procedimientos para la validación del modelo de simulación.
8. Si se consigue un modelo fiable, como objetivos secundarios se encontrarían:
 - Exploración de las capacidades predictivas del modelo respecto a las necesidades de recursos ante hipotéticos cambios en el tipo de patología atendida o en las políticas de gestión de la Unidad.
 - Desarrollo de las posibilidades que el modelo de simulación permita para analizar los parámetros que rigen la gestión de las camas de una UCI.

3. Métodos

3.1. Métodos de dimensionamiento de las camas de UCI

3.1.1. Métodos “clásicos” de dimensionamiento de las camas de UCI

En el año 2011, el Grupo de Trabajo para la Mejora de la Calidad de la Sociedad Europea de Cuidados Intensivos identifica los requerimientos básicos para las UCIs mediante la revisión bibliográfica y rondas de consenso de 47 médicos intensivistas de 23 países⁶. Establecen unas recomendaciones genéricas sobre el dimensionamiento de las UCIs: el número de camas de UCI debe ser calculado en función del tipo de hospital, del tipo de pacientes y patologías que va a atender, de la localización geográfica, del número de camas de pacientes agudos del hospital, etc. Este cálculo estará influenciado también por el carácter de referencia que pudiera tener el hospital.

Esta sentencia deriva de los dos enfoques que hasta ese momento se habían utilizado para el diseño de nuevas UCIs o el redimensionamiento de las ya existentes: enfoques epidemiológicos, como pueden ser la identificación de los problemas de salud de la sociedad y su previsible tendencia en los años, y enfoques basados en la idea del *benchmarking*^{(*)81}.

Los enfoques epidemiológicos se apoyan en conceptos como el porcentaje de camas de UCI que debe tener un hospital con respecto a las camas destinadas a pacientes agudos o el porcentaje de camas de UCI respecto a la población de referencia atendida por ese hospital. Sobre este tipo de planteamientos, en muchos países occidentales se ha utilizado la fórmula de Hill-Burton (Ecuación 1), desarrollada en los años 50 para el replanteamiento de las necesidades de hospitales en los Estados Unidos

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

de América. La necesidad de camas se calcula según la siguiente expresión:

$$\text{Necesidades de camas} = \frac{\text{Admisiones anuales} \times \text{Estancia media}}{365 \times \text{Ocupación ideal}}$$

Ecuación 1. Fórmula de Hill-Burton para el cálculo de las necesidades de camas.

Los análisis epidemiológicos son más o menos detallados, globales o desdoblados por patologías, y pueden recoger consideraciones más allá de los pacientes ingresados, como los rechazos de ingresos, los traslados interhospitalarios, etc.

Los planteamientos basados en *benchmarking* consideran datos sobre la idoneidad de los ingresos, su indicación y las necesidades de cuidados que justifican su estancia. Para ello, se basan en protocolos de ingreso en UCI o en escalas de las cargas de trabajo que genera un determinado paciente, como la escala TISS. Esquemas de este tipo permiten visiones más amplias del manejo del paciente crítico, como pueden ser las Unidades con diferentes niveles de cuidados suministrados.

Planteamientos que utilicen los dos enfoques, basados en exhaustivos análisis epidemiológicos y consideraciones de idoneidad y funcionamiento, acompañados de un adecuado proceso de evaluación del servicio suministrado y de su calidad, probablemente hayan constituido el mejor punto de vista para el diseño de nuevas UCIs y el redimensionamiento de las actuales. Siguiendo este planteamiento, Lyons *et ál.*⁸² realizan un estudio para calcular las necesidades de atención al paciente crítico para una población de 500000 personas. Para ello, extraen una muestra ponderada de los ingresos de cinco hospitales de Gales, Reino Unido. Un comité de expertos decide si estos pacientes deberían ingresar en UCI, en una Unidad de Cuidados Intermedios o en Salas de Hospitalización, de acuerdo a unos criterios de ingreso previamente establecidos. Estos criterios incluyen hasta 160 ítems, como diagnóstico, procedimientos aplicados y APACHE II. Consideran además datos como las fluctuaciones de la demanda y los

traslados inter-hospitalarios para hacer una inferencia de las camas de UCI y de Cuidados Intermedios que se necesitan. De una forma similar, *The Australian MA International PTY Ltd*⁸³ realiza un exhaustivo análisis de la utilización de las UCIs según múltiples variables (tasa de ocupación, tipo de pacientes, sobrecarga de trabajo, pacientes derivados, etc.) que lo utilizan para estimar de forma objetiva las necesidades de camas, incluso en situaciones diferentes de las actuales.

Dentro de estos métodos de evaluación de las camas de UCI considerados “clásicos”, en la literatura se pueden encontrar también trabajos dedicados al redimensionamientos de las Unidades en casos de necesidades urgentes de camas. Zhang *et ál.*⁸⁴ desarrollan una aplicación informática llamada FluSurge para ayudar a los administradores de los sistemas de salud en la previsión de camas ante una posible pandemia por virus influenza. Los factores que consideran que influirán en las necesidades de recursos son: población de referencia según grupos de edad; promedios de estancia, tanto para los pacientes que requieren ingreso en UCI como para los que no lo requieren; promedio de la duración de la ventilación mecánica y tasa prevista de ataque de la infección. Los datos epidemiológicos los extraen de la literatura vigente y de la opinión de expertos de miembros de sociedades nacionales estadounidenses relacionadas con el control y prevención de la infección. Como ejemplo, calculan las necesidades para el área metropolitana de Atlanta, Estados Unidos de América, con diferentes escenarios de presentación de la pandemia: duración de 8, 10 o 12 semanas, tasas de ataque del 15%, 25% y 35% de la población. Las previsiones de camas y de respiradores según las duraciones de las estancias y los días de ventilación mecánica se muestran en gráficas como las de la Figura 4, en este caso para una duración de la pandemia de 8 semanas, con una afectación del 25% de la población. Los autores son conscientes de la simplicidad del modelo desarrollado, que por otra parte permite su difusión y la universalización de su uso.

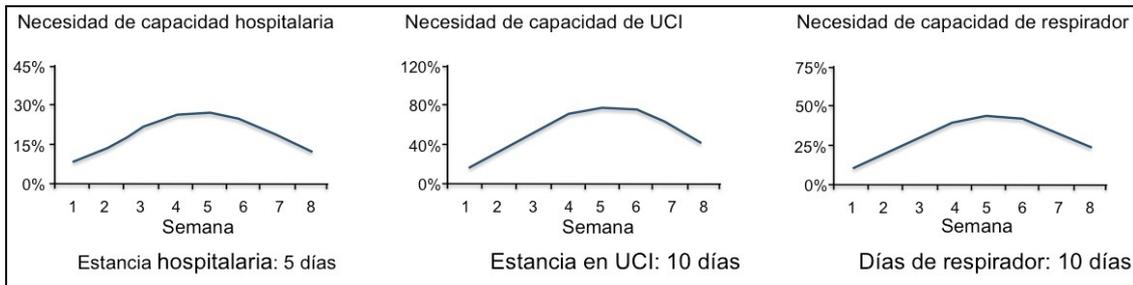


Figura 4. Previsión de la necesidad de camas y de respiradores ante una probable pandemia por virus influenza.

En el eje de ordenadas, se presenta el porcentaje sobre el total disponible de cada parámetro considerado.

Adaptado de: Zhang X, Meltzer MI, Wortley PM. FluSurge. A tool to estimate demand for hospital services during the next pandemic influenza. *Med Decis Making*. 2006;26(6):617-23.

La sistemática seguida en estos trabajos para la planificación de las necesidades de camas de UCI, considerada como “clásica”, conlleva un importante problema metodológico: se basa en valores medios de admisión y en tiempos medios de estancia y no considera la falta de linealidad y la variabilidad inherentes a los procesos de llegada de pacientes y a la duración de las estancias. Frente a esta carencia, como veremos posteriormente, la simulación es una herramienta que permite reproducir el comportamiento de los pacientes de forma individual y entonces estimar el efecto global a partir de la suma de estos comportamientos individuales.

3.1.2. Métodos de dimensionamiento de las camas de UCI basados en análisis matemáticos

3.1.2.1. Conceptos de sistema y modelo

De modo general, se entiende como sistema a un conjunto de objetos que interactúan entre sí con el fin de alcanzar un objetivo. Los dos componentes principales de un sistema son las entidades u objetos de interés que lo forman, y los atributos o propiedades que definen estas entidades. El estado del sistema se define como los valores que toman los atributos de las entidades que forman el sistema en un momento dado. En general, los sistemas se comportan de una forma dinámica, cambian a lo largo

del tiempo. Esto significa que su estado es diferente a lo largo del tiempo y estos diferentes estados vienen condicionados por los cambios en los valores de los atributos de las entidades que lo forman. Un tipo particular de objeto de interés son los recursos que interactúan con otros elementos del sistema transformándolos o proporcionándoles algún tipo de servicio. Se entiende por evento todo aquello que es capaz de modificar el estado del sistema. Para ilustrar estos conceptos, consideremos un sistema conformado por una Sala de Hospitalización: los pacientes ingresados constituirían un tipo de entidad de interés. Esta entidad tendría diferentes atributos, como la fecha de ingreso, los días de estancia, el motivo de ingreso, etc. Además, esta entidad consumiría recursos, como la cama ocupada o el personal que presta la asistencia. El estado de este sistema vendría definido por los valores que toman los atributos de nuestra entidad de interés (pacientes ingresados), como el número de pacientes ingresados, el tiempo que lleva cada uno de ellos ingresado o el número de pacientes que están atendidos por su médico en un momento determinado. El ingreso o el alta de un nuevo paciente sería un evento, puesto que implicaría una modificación del estado del sistema.

La forma inicial del estudio de los sistemas es la experimentación directa sobre ellos mismos. Esto será posible en algunas circunstancias, como en muchos experimentos físicos, pero en otras no será posible. Por ejemplo, no se pueden realizar experimentos directamente sobre una UCI, modificando las entidades que la forman, como el número o tipo de pacientes que ingresan en ella. Menos aún se puede experimentar sobre un sistema que aún no existe y que se plantea crear. Las situaciones que hacen imposible una experimentación sobre un sistema real son las que se enumeran a continuación:

- El sistema sobre el que se desea experimentar aún no existe y no es factible (imposibilidad técnica, coste, etc.) la construcción de un modelo físico que lo imite.
- La experimentación en el sistema real es complicada, costosa, peligrosa o puede generar incomodidades.

- Es necesario experimentar en un tiempo diferente al actual, pasado o futuro.

En estas situaciones, la forma de estudiar el comportamiento de un sistema es a través de un modelo que sea capaz de reproducir el comportamiento del mismo. Este modelo, además de ser capaz de reproducir las características del sistema que se desea estudiar, debe tener la capacidad de permitir que estas características puedan ser modificadas y así poder analizar el comportamiento del sistema tras estos cambios. En definitiva, un modelo es una representación simplificada de un sistema que se ha creado para comprender, predecir y controlar el comportamiento de dicho sistema. Los pasos que deben seguirse para la construcción de un modelo son:

- Identificar los objetos (o entidades) de interés principales del sistema y los atributos de estos objetos de interés.
- Identificar las reglas que rigen las relaciones entre los diferentes objetos de interés del sistema.
- Modelar^(*) estas reglas, de forma que sean capaces de explicar los cambios del estado del sistema según cambien los valores de los atributos de las diferentes entidades.
- Para una adecuada representación del sistema, el modelo deberá contemplar las entidades aleatorias que pudieran estar presentes en el sistema.

Los modelos para reproducir sistemas pueden ser de varios tipos, desde modelos físicos, similares al sistema, hasta modelos matemáticos, en los que las relaciones entre los diferentes componentes se establecen mediante formulaciones matemáticas. En estos casos, los atributos o propiedades de las entidades que forman el sistema se

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

describen mediante variables; las relaciones entre estas variables son funciones matemáticas; un estado del sistema es el conjunto de valores que toman estas variables necesarias para describir el sistema en un instante concreto. Un modelo matemático se puede representar según la fórmula general propuesta por Ackoff y Sasieni⁸⁵, que se muestra en la Ecuación 2.

$$U = f(X, Y)$$

donde

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$$

$$Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$$

Ecuación 2. Definición matemática de un modelo.

De esta forma, U es la función objetivo o vector de funciones objetivo, que se define como el conjunto de medidas de interés que describen el comportamiento del sistema. El valor de U dependerá de unas variables independientes o variables de control, $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, y de otras variables dependientes o no controlables, $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$, cuyos valores dependerán de las interrelaciones entre las variables independientes.

3.1.2.2. Tipos de modelos matemáticos. Concepto de simulación

Según sus características, los modelos matemáticos se pueden clasificar en varios tipos.

Los modelos son *estáticos* cuando representan al sistema en un momento determinado, sin que el tiempo tenga ningún papel en el modelo, mientras que son *dinámicos* cuando representan sistemas que evolucionan con el tiempo.

Un modelo es *continuo* cuando los cambios en los estados del sistema pueden producirse en cualquier momento. Si un modelo incluye múltiples variables, basta con

que una de ellas evolucione de forma continua para que el modelo se considere continuo. Un modelo es *discreto* cuando los cambios de estado se producen en determinados instantes de tiempo. En el ámbito médico, un modelo para evaluar la modificación de la tensión arterial tras la administración de un fármaco podría ser de tipo continuo, puesto que los cambios de estado, en este caso los valores que puede tomar la tensión arterial, evolucionan de forma continua en el tiempo. Por el contrario, un modelo dedicado al análisis de la ocupación de las camas de una Sala de Hospitalización es de carácter discreto, puesto que los cambios de estado, la variación en el número de camas ocupadas, se produce en momentos discretos de tiempo.

Se entiende por modelo *determinista* aquel que no contiene ningún elemento aleatorio, mientras que se considera *estocástico* si alguna de las variables que lo componen o las relaciones entre estas variables tienen un carácter aleatorio. Volviendo de nuevo a un símil de tipo médico, si en un hospital las intervenciones quirúrgicas programadas no sufrieran ningún tipo de variación a lo largo del tiempo, se podrían analizar mediante un modelo determinista; esto no sucedería igual con las intervenciones quirúrgicas de carácter urgente, puesto que, por su condición, presentarían un comportamiento aleatorio y para su estudio sería necesario un modelo de tipo estocástico.

El análisis de las reglas que representan las relaciones entre las variables puede hacerse desde un punto de vista analítico o mediante simulación. Un punto de vista analítico implica que se conocen las funciones que conectan las diferentes variables. Un modelo diseñado, por ejemplo, para analizar cómo pierde velocidad una bola conforme rueda por una superficie puede desarrollarse desde un punto de vista analítico, puesto que las variables que intervienen (velocidad, masa, rozamiento) y las funciones que las relacionan son conocidas. En otras ocasiones, las funciones que relacionan las diferentes variables pueden ser desconocidas o tan complejas que imposibilitan su desarrollo matemático. En estas circunstancias, el modelo deberá ser estudiado a través de la

simulación. La Figura 5 muestra un árbol de decisión que ilustra las diferentes posibilidades que se pueden plantear a la hora de estudiar un sistema.

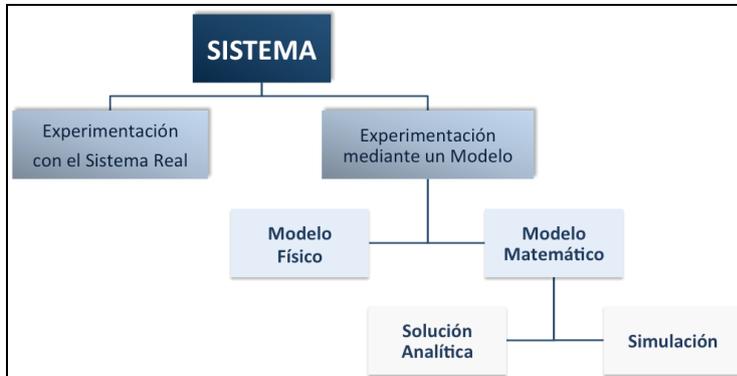


Figura 5. Clasificación de los métodos para el análisis de un sistema.

Shannon⁸⁶ resume las situaciones en las que la simulación será la única herramienta o la más adecuada para el estudio de un sistema:

- No existe una formulación matemática completa del problema o los métodos analíticos para resolver el modelo matemático aún no están desarrollados.
- Los métodos analíticos existentes para resolver el problema matemático incluyen excesivas simplificaciones, imposibilitando que las soluciones obtenidas sean fidedignas.
- Existiendo una adecuada metodología analítica para la resolución del problema, los procedimientos matemáticos son tan arduos y complejos que la simulación constituye una alternativa más sencilla para obtener una solución.
- La simulación constituye la mejor alternativa por la dificultad de realizar experiencias en el contexto real.
- Se necesita una simulación de un proceso en un horizonte temporal diferente (pasado o futuro).

- El análisis del sistema a largo plazo requiere realizar una compresión temporal.

Aunque las ventajas de la simulación como herramienta, a veces la única disponible, para el análisis de sistemas son muchas y muy importantes, también presenta inconvenientes, como los que se enumeran a continuación:

- El modelo es una representación de la realidad, no es la realidad, conlleva un grado de imprecisión. Disminuir el grado de imprecisión implica la construcción de un modelo más complejo y costoso. La precisión requerida va a determinar si es factible la utilización de un modelo de simulación o será necesaria una solución analítica.
- Para obtener resultados válidos puede ser necesario simular en muchas ocasiones, con el consiguiente incremento del coste operativo.
- Utilizar la simulación como primera herramienta puede conducir a infravalorar el uso de los sistemas analíticos en situaciones que pudieran ser considerados más adecuados que la simulación. En general, la simulación debe utilizarse cuando el modelo no se puede resolver desde el punto de vista analítico o cuando la utilización de un modelo analítico supone la asunción de demasiadas simplificaciones que alejan el modelo de la realidad representada.

3.1.2.3. Metodología para el desarrollo de un modelo matemático de simulación

La simulación se define como el proceso de diseñar un modelo de un sistema real y conducir experimentos sobre este modelo con el propósito de comprender su comportamiento y/o evaluar estrategias para el funcionamiento del sistema⁷⁸.

La simulación no es un proceso destinado a analistas individuales sino que es una tarea de equipo⁷⁸. Se requiere personal que conozca en profundidad el sistema que se

desea estudiar. En segundo lugar, se requiere personal que recoja los datos y los analice estadísticamente y, finalmente, personal preparado para formular y modelar el sistema y programar el modelo. La simulación es considerada a la vez arte y ciencia: los aspectos estadísticos y la programación son la parte correspondiente a la ciencia; el análisis y el modelado de los componentes corresponden a la dimensión artística de la simulación. Cuestiones como cuántos detalles incluir en el modelo, cómo representar ciertos fenómenos o qué alternativas deben ser evaluadas corresponden a esta última dimensión.

Los pasos necesarios en un estudio de simulación son los siguientes⁷⁸:

- Definición del problema. Definición de los puntos clave del estudio y las preguntas a las que se espera dar respuesta. El modelado debe ir dirigido a la resolución de problemas concretos.
- Planificación del proyecto. Garantizar la disponibilidad de todos los miembros del equipo de simulación y la tecnología necesaria, además de una adecuada intercomunicación entre todos los elementos.
- Definición del sistema. Investigar cómo funciona el sistema y definir los límites y las restricciones del mismo.
- Formulación conceptual del modelo. Definir, habitualmente de forma gráfica, los componentes (entidades, atributos, recursos) del sistema y las relaciones existentes entre ellos. La abstracción y la simplificación son piezas claves en este proceso, para evitar modelos excesivamente sencillos, de los que no se extraiga la información deseada, o modelos complejos, que resulten costosos y difíciles de comprender y utilizar.
- Diseño preliminar de los experimentos. El objetivo del modelo de simulación es obtener información sobre un sistema real, por lo que debe permitir realizar experimentos que nos lleven a este conocimiento. Desde los primeros pasos del desarrollo matemático, los experimentos que se realizarán con el modelo deben quedar definidos. Ello implica conocer cuáles son las medidas de efectividad que se desean conocer, cuáles son los

factores que se van a modificar, en qué márgenes se va a realizar la variación de estos factores y cuántos experimentos se deberán realizar para considerar los resultados fiables.

- Preparación de los datos de entrada. Todo modelo de simulación requiere la identificación y recolección de los datos de entrada que van a utilizarse para su construcción, además de un adecuado análisis estadístico de los mismos. Una base de datos correctamente recogida y analizada resulta tan importante para el buen funcionamiento del modelo como el desarrollo matemático que se requiere para su elaboración.
- Traducción del modelo a un lenguaje de simulación adecuado. Existen paquetes comerciales de software dedicados a la simulación que facilitan la transcripción de la idea conceptual a un lenguaje computacional. Entre los paquetes de propósito general para este fin figura ARENA® (Rockwell Automation, Inc., Pittsburgh, PA.), que más adelante será utilizado.
- Verificación y validación. Confirmación de que el modelo trabaja de la forma que el analista pretendía (verificación) y que el resultado del modelo es creíble y representativo del sistema real (validación). Verificación, pues, supone responder a si el modelo se ha construido correctamente, mientras que validación supone responder a si se ha construido el modelo correcto. La validación implica que los usuarios del modelo confíen en los resultados que van a obtener de él.
- Diseño final de los experimentos. Este punto complementa el diseño preliminar de experimentos que se había desarrollado en las fases iniciales del proyecto. El diseño de experimentos puede conllevar un importante trabajo de programación y de computación. En los últimos años, se ha producido una creciente presencia en la literatura especializada de procedimientos que combinan optimización y simulación como parte de este paso de diseño de experimentos. Hasta hace pocos años, estas disciplinas caminaban de forma separada.

- Experimentación. Consiste en poner en marcha el modelo de simulación para que ejecute los experimentos diseñados.
- Análisis e interpretación. Realizar inferencias a partir de los datos generados al correr la simulación.
- Implementación y documentación. Comunicar los resultados obtenidos, registrar los hallazgos y documentar el modelo y su uso.

3.1.2.4. Simulación en Ciencias de la Salud

Existen trabajos de modelos de simulación en el entorno de la asistencia sanitaria desde hace más de tres décadas, la mayoría de ellos basados en simulación de eventos discretos. Como ejemplo, England *et ál.*⁸⁷ realizan en el año 1978 una revisión de 92 trabajos de modelos de simulación, aunque pocos de ellos resultan modelos válidos, probablemente debido a la carencia de bases de datos fiables y herramientas de computación adecuadas⁸⁸.

Fone *et ál.*⁸⁹ realizan en el año 2003 una revisión de los trabajos publicados sobre simulación en el ámbito de la salud. Analizan 182 modelos, muchos de ellos dedicados a simulación de eventos discretos. Catalogan los artículos publicados en cuatro grupos: rastreo (*screening*) de enfermedades; evaluaciones económicas y de costes; infecciones y enfermedades transmisibles; y programación y organización de la asistencia hospitalaria. Este último apartado engloba el 52% de los trabajos.

Jun *et ál.*⁹⁰ realizan una extensa revisión en una época similar a la de los anteriores autores de los modelos de simulación desarrollados. Catalogan los objetivos para los que se han desarrollado los modelos en los siguientes tipos: análisis de la programación de la asistencia a los pacientes y las admisiones hospitalarias; esquemas que rigen los flujos de pacientes a lo largo de los servicios sanitarios; y localización y cuantificación de los recursos (planificación del número de camas y del personal

asistencial).

Brailsford *et ál.*⁹¹ realizan en el año 2009 una revisión exhaustiva de la literatura dedicada a la simulación y al modelado en sanidad. Practican una metódica elección de sus artículos para seleccionar finalmente aquellos que describen una genuina aplicación de modelado o simulación dirigida hacia un problema relacionado con la sanidad. En total eligen 342 artículos publicados entre 1952 y 2007. Algunos de los resultados de su análisis son los siguientes:

- Conforme avanzan los años, aumenta el número de artículos (el 42% de los analizados se publicaron entre los años 2000 y 2007).
- El desglose de las publicaciones según su objetivo principal fue el siguiente: descripción de los recursos dedicados a la atención al paciente y planificación de dichos recursos (117 trabajos, 34%); investigación y políticas de investigación (108 trabajos, 32%); procesos y sistemas clínicos y su puesta en marcha (79 trabajos, 23%); modelos desarrollados por intereses particulares de los promotores de los estudios (38 trabajos, 11%).
- Se utilizan una amplia gama de métodos en los artículos consultados. Los métodos de simulación son más frecuentes en trabajos sobre planificación y utilización de recursos.
- Aunque un importante número de estudios concluyen con la realización de un modelo válido, en pocos hay referencias sobre la implementación de dicho modelo. (Dos años después, Katsaliak *et ál.*⁹² constatarían que únicamente 11 de un total de 201 trabajos analizados de simulación en el contexto de la sanidad comunican la implementación de los resultados por el organismo que propició el estudio).

Eldabi *et ál.*⁹³ analizan en el año 2007 su propia experiencia y los trabajos publicados sobre simulación y sistemas de salud. Encuentran como la simulación se ha

utilizado en múltiples campos: análisis de incidencia, prevalencia, mortalidad y respuesta al tratamiento de enfermedades como diabetes, SIDA y cáncer; flujo de pacientes en diferentes servicios sanitarios, especialmente en las áreas de Urgencias; análisis de necesidades y gastos en recursos de salud; y análisis para la dispensación por los sistemas públicos de los servicios de salud. Sin embargo, a pesar de la existencia de estos trabajos, la implicación de los mismos en la toma de decisiones para las que han sido creados es débil. Mientras es fácil constatar los beneficios que la simulación ha generado en los ámbitos comercial y militar, estos beneficios son mucho menos tangibles en el ámbito de la gestión de la salud.

En los últimos cinco años, se pueden encontrar trabajos de simulación en el ámbito de la salud dirigidos a temas tan diversos como los siguientes: organización de redes de extracción y distribución de hemoderivados⁹⁴ y optimización de trasplantes⁹⁵; análisis de los tiempos de espera para la atención sanitaria o la administración de tratamientos⁹⁶⁻¹⁰⁴; evaluación de la respuesta a los tratamientos suministrados¹⁰⁵; organización y triaje en los Servicios de Urgencias^{106,107}; adecuación de las farmacias hospitalarias¹⁰⁸; organización del transporte sanitario^{109,110}; o distribución de horarios de trabajo del personal para una mejor asistencia^{111,112}.

Aunque la simulación se ha aplicado en muchas áreas de la sanidad, su desarrollo en este campo está aún lejos de otros campos como la industria. Bayer¹¹³ realiza una reflexión sobre este tema en los siguientes términos: en la práctica clínica, la utilización de nuevos fármacos va precedida de rigurosos análisis de eficacia y seguridad. Cabría esperar que los cambios realizados en los servicios médicos también fueran precedidos del análisis de las consecuencias de estas modificaciones, especialmente en aquellos servicios en los que existen múltiples interrelaciones entre diferentes elementos. La simulación permite este estudio piloto de las consecuencias que estos cambios podrían tener sobre el objetivo estudiado. Esta herramienta presenta además otra ventaja adicional sobre otros análisis utilizados en Salud y es que la carencia de datos fiables y

exhaustivos no siempre es un problema irremontable, puesto que los análisis de sensibilidad pueden demostrar las circunstancias en las que las conclusiones de un modelo resultan robustas.

3.1.2.5. Simulación y UCI

Como para muchos sistemas de la vida real, un modelo destinado a representar el funcionamiento de una UCI, en cualquiera de sus dimensiones, no puede pretender reproducirla con total exactitud, debido a la complejidad del sistema al que va dirigido. Un modelo sencillo, que incluya las principales características del sistema estudiado y que permita contestar a las preguntas para las que se ha diseñado puede ser más útil que un exhaustivo modelo difícil de entender y de aplicar. Los usuarios finales depositarán la confianza en un modelo y en su comportamiento en escenarios diversos cuando sean capaces de entender las líneas maestras de su construcción y funcionamiento, y cuando el modelo, a su vez, sea capaz de replicar el punto de partida que marcó el inicio de su desarrollo.

En la literatura médica y en la literatura más específicamente dedicada al modelado, se pueden encontrar trabajos destinados a simulación y UCI, que en mayor o menor medida se adaptan al contenido del enunciado anterior. Algunos de ellos, dada su relevancia metodológica o su similitud con el objetivo de este trabajo, se comentan a continuación.

En el año 2011, Howel¹¹⁴ analiza la ley de Little (Ecuación 3), una pieza clave en la teoría de colas, como herramienta para ayudar a entender la ocupación de las camas de una UCI. De forma didáctica, estudia como medidas que han demostrado una reducción

$$L = \lambda \times W$$

L : Número de elementos en el sistema

λ : Número de elementos que llegan al sistema por unidad de tiempo

W : Tiempo medio que un elemento permanece en el sistema

Ecuación 3. Ley de Little.

de la estancia en UCI (test de respiración en espontánea, interrupción diaria de la sedación, rehabilitación física precoz y otras) pueden modificar esta ocupación de acuerdo a la ley de Little (según la capacidad de estas medidas de modificar el tiempo medio que un elemento permanece en el sistema, es decir, la duración de la estancia de los pacientes).

Yang *et ál.*¹¹⁵ publican en el año 2013 un trabajo sobre el modelado del flujo de pacientes que ingresan en una UCI procedentes del quirófano de cirugía cardiotorácica. Su modelo se basa en un sistema de colas (más adelante se explicará con detalle los componentes de un sistema de colas). El objetivo del modelo es obtener una política de ingresos óptima que minimice las cancelaciones quirúrgicas por falta de cama. Analizan tres diferentes políticas de admisión: la política que siguen en el momento del inicio del estudio; una política que prioriza los ingresos de los pacientes con menor estancia; y una política dinámica, que da prioridad a los pacientes en función de la lista de espera y el tipo de cirugía. El modelo desarrollado les permite valorar la política dinámica como la que conlleva una mayor equidad (tiempo de espera similar para todos los tipos de pacientes) sin apenas perder efectividad (el promedio de tiempo de espera apenas aumenta).

La literatura médica contiene varios modelos de gestión de las camas de UCI mediante simulación. En el año 2012, Pearson *et ál.*¹¹⁶ publican un trabajo sobre la evolución y las necesidades de camas para una UCI pediátrica. En dicho trabajo, analizan los pacientes ingresados y los rechazados por falta de cama durante un periodo de 15 años. Construyen dos modelos para predecir las necesidades de camas con los datos de los dos últimos años: el primero de ellos se basa en una simulación Monte Carlo y el segundo utiliza la distribución de Poisson. El modelo basado en la simulación Monte Carlo analiza minuto a minuto los ingresos y altas, de forma que permite conocer la ocupación de camas en cada momento. Presenta la ventaja respecto al modelo basado en la distribución de Poisson que es capaz de recoger las variaciones estacionales en los

picos de ocupación de cara a que las decisiones sobre hipotéticos redimensionamientos contemplen este hecho. Estas variaciones serán consideradas en nuestro modelo, como se verá con posterioridad.

Griffiths *et ál.*¹¹⁷, en el año 2013, construyen un modelo para la ocupación de camas de una UCI basado en un sistema de colas. Utilizan datos de ingreso y duración de la estancia de 8000 pacientes. Diferencian los pacientes en dos grupos, los admitidos de forma urgente y los admitidos de forma electiva. Encuentran como los pacientes admitidos de forma urgente lo hacen de manera similar todos los días de la semana, mientras que apenas hay admisiones programadas los fines de semana. También encuentran diferencias en la duración de las estancias, que es significativamente mayor para los pacientes admitidos de forma urgente. Proponen un modelo en el que los pacientes urgentes y los programados acuden al servicio siguiendo procesos de Poisson, cada grupo con una tasa de llegada diferente. La duración de las estancias se ajusta de acuerdo a distribuciones exponenciales. Existen 24 canales de servicio (camas) y no se contempla lista de espera. Sus objetivos son analizar cómo varía la ocupación diaria de camas y cómo se divide esta ocupación entre pacientes urgentes y programados. El resultado de comparar los datos reales y los simulados se representa en la Figura 6.

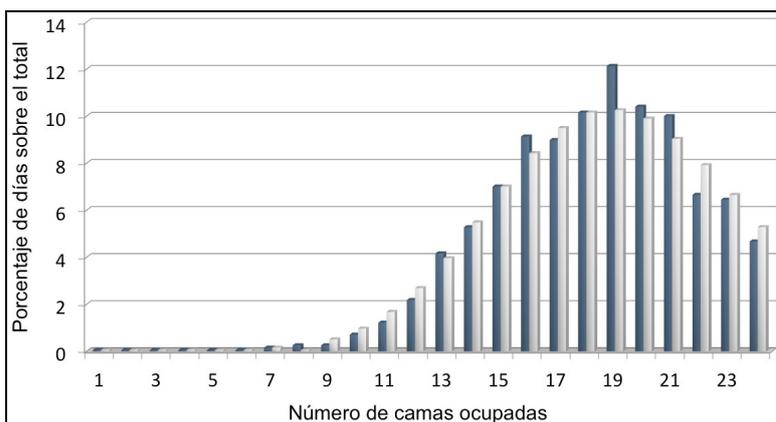


Figura 6. Distribución de la ocupación de camas real y simulada.

En azul, datos reales. En gris, datos simulados.

Adaptado de: Griffiths JD, Knight V, Komenda I. Bed management in a Critical Care Unit. *IMA J Manag Math.* 2013;24(2):137-53.

Los escenarios analizados por estos autores se dirigen a aumentar el número de ingresos y a mantener la ocupación de camas a lo largo de los días estable, de forma que el personal de enfermería necesario se mantenga también estable. Proponen una serie de reglas basadas en el número de personas que deberían ingresar de forma electiva según el número de camas libres. Con estas reglas consiguen aumentar la media de ocupación de la Unidad y disminuir la varianza de esta ocupación, obteniendo un incremento de los ingresos del 20%. Esta solución matemática presenta problemas de tipo práctico, como son que a determinados pacientes se les avisaría con muy poco margen de tiempo (dos días) para ser intervenidos y que el resto de los participantes en la intervención (Sala de Hospitalización, Quirófano) deberían poder asumir este planteamiento. El estudio remarca la importancia del desarrollo de una herramienta que puede ser exportable a otros hospitales. Más adelante se comprobará como nuestro trabajo presenta ventajas metodológicas respecto a éste, en cuanto a los ajustes de los ingresos y las estancias y en cuanto a la validación del modelo obtenido, que en este caso se ha realizado con los mismos datos que han sido utilizados para su construcción.

Steins *et al.*¹¹⁸ publican en el año 2013 un trabajo sobre un modelo de simulación para la ocupación de camas y la transferencia de pacientes entre hospitales de cuatro UCIs de Suecia. Durante un año, recogen los registros de los ingresos, que oscilan entre 670 y 967. La construcción de su modelo tiene un carácter progresivo, puesto que van introduciendo diferentes variables (ingreso médico o quirúrgico, programado o urgente, dependencia del ingreso del grado de ocupación) de forma progresiva, para ganar precisión en sus resultados. El ajuste de la duración de la estancia lo consiguen mediante la distribución Lognormal. Validan los resultados obtenidos con registros independientes de los datos de ocupación de las cuatro UCIs, registros que no han participado en la realización de modelo. Validan, además, el modelo con los datos obtenidos tras modificaciones reales en el número de camas de dos de las UCIs participantes. Los puntos que consideran fuertes de su trabajo son:

- Análisis exhaustivo de los ingresos para descubrir fluctuaciones estacionales

o según el día de la semana.

- Utilización de una cama comodín en situaciones de alta ocupación.
- La elección de pocos grupos de pacientes puede ser suficiente para un buen modelo: pacientes de UCI y de Unidad de Cuidados Intermedios; cirugía electiva y urgente.
- La tasa de admisiones se modifica con el número de camas libres, y este comportamiento se puede modelar mediante una función logarítmica de tendencia.
- No encuentran y, por lo tanto, no modelan la relación entre ocupación y duración de la estancia. Utilizan la distribución Lognormal para el ajuste de las estancias.
- Los autores definen las claves que consideran necesarias para la aplicabilidad de un modelo: todos los aspectos importantes del sistema que se pretende representar deben ser recogidos de una forma precisa por el modelo; los resultados suministrados por el modelo deben ser comparados con los datos históricos; el modelo debe producir resultados que sean razonables para las personas familiarizadas con el sistema modelado.

Este trabajo presenta interesantes aspectos positivos en cuanto a la distribución de pacientes en grupos, el análisis de la duración de las estancias con el grado de ocupación de camas y la validación de los resultados obtenidos con datos históricos. Más adelante se verá como nuestro trabajo también contempla estos elementos.

Costa *et ál.*¹¹⁹, en el año 2003, presentan su trabajo sobre un modelo de simulación para la ocupación de camas de una UCI, basado en la teoría de colas. El modelo se fundamenta en los ajustes de los patrones de llegada y de la duración de las estancias de los pacientes. Dividen los pacientes en urgentes y programados. Al encontrar grandes discrepancias en las estancias de los pacientes urgentes, utilizan la metodología denominada árbol de clasificación y regresión: consiste en dividir el grupo

inicial de pacientes en subgrupos definidos por variables explicativas^(*), siempre que en estos subgrupos se consiga que la variación de la estancia sea menor que en el grupo único. Estos subgrupos de nuevo entrarán en otro proceso similar, mientras se consiga el mismo objetivo y mientras los grupos generados tengan un tamaño mínimo predefinido. En total realizan seis subgrupos o nodos, basados en las siguientes variables explicativas: edad del paciente, procedencia del paciente y especialista médico que refiere al paciente para su ingreso en UCI. En cada nodo se ajusta la duración de la estancia a una distribución matemática. Tras construir el modelo, lo validan de forma gráfica con los mismos datos que han servido para su elaboración. Una vez construido su modelo realizan un experimento de necesidades de camas. Comparan la solución dada por el modelo de simulación con la solución obtenida mediante promedios de ocupación de camas. Para unos ingresos anuales de 800 pacientes, estiman los porcentajes de ocupación de camas, de retraso de la cirugía y de rechazo de ingreso por falta de cama, para una disposición de camas entre 10 y 16 (Tabla 3).

Tabla 3. Resultados de las necesidades de camas calculados por diferentes técnicas.

	Número de camas			
	10	12	14	16
Solución dada por el modelo de simulación				
Ocupación de camas	87%	76%	64%	55%
Retraso de la cirugía	58,1%	10,3%	7,3%	1,3%
Rechazo de ingresos	11,5%	4,6%	1,6%	0,3%
Solución obtenida mediante promedios				
Necesidades de camas ^(*)	10,5	12,0	14,3	16,6

^(*)Calculado con la fórmula $(800 \text{ ingresos} \times 4,17 \text{ días}) / (365 \times \text{Tasa de ocupación})$.

Adaptado de: Costa AX, Ridley SA, Shahani AK, Harper PR, De Senna V, Nielsen MS. *Mathematical modelling and simulation for planning critical care capacity. Anaesthesia. 2003;58(4):320-7.*

^(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

Comprueban como a partir de 12 camas, los beneficios que se obtienen para las tasas de retraso de la cirugía y de denegación del ingreso son a base de ocupaciones que se consideran muy bajas. Posteriormente, con las ocupaciones predichas por el modelo de simulación, calculan las necesidades de camas para los 800 ingresos, considerando la estancia media de sus datos históricos, 4,17 días. Esta comparación pone de manifiesto que los cálculos basados en promedios subestiman las necesidades de camas. Así, por ejemplo, para la primera tasa de ocupación predicha, 87%, mediante el cálculo basado en promedios, harían falta 10,5 camas para ingresar a todos los pacientes. Sin embargo, el modelo de simulación predice que con 10 camas, el 58,1% de los pacientes sufrirían retraso en su cirugía y el 11,5% deberían ser trasladados por falta de cama. Este trabajo presenta aspectos interesantes como la división de los pacientes en urgentes y programados, el ajuste diferenciado de las estancias y el experimento presentado que muestra la discrepancia entre los datos simulados y los obtenidos mediante promedios de ocupación. Otros autores también consideran la escasa utilidad de los niveles de ocupación para estimar las necesidades de camas hospitalarias^{120,121}. Sin embargo, el porcentaje de ocupación de camas ha sido un requisito de carácter normativo para la ampliación de camas de los hospitales¹²².

Con la exposición detallada de estos cinco trabajos de simulación y UCI, se ha pretendido mostrar cómo se han tratado en la literatura aspectos importantes como la definición de los tipos de pacientes, el ajuste de los ingresos y las estancias, la validación de los datos obtenidos y el diseño de experimentos. Todos estos elementos los tuvimos en cuenta en la construcción de nuestro modelo. A continuación se citan de forma más breve otros artículos de simulación con objetivos dirigidos de forma específica a UCI. A lo largo de este trabajo habrá de nuevo referencias a ellos en cuanto a su forma de afrontar los diferentes aspectos que participan en el modelo que hemos desarrollado. Así, Kim *et ál.*^{123,124} evalúan en dos trabajos diferentes los ingresos y las altas de los pacientes, además de varias reglas para la ubicación de los mismos. Litvack *et ál.*¹²⁵, Ridge *et ál.*¹²⁶, Zhu *et ál.*¹²⁷, Shmueli *et ál.*¹²⁸, McNamus *et ál.*¹²⁰ y Green¹²⁹ estudian los problemas de capacidad de las UCIs. Masterson *et ál.*¹³⁰ analizan el tamaño, las políticas de

funcionamiento y el personal necesarios en la UCI de un centro médico de carácter militar. Kolke¹³¹ utiliza un modelo de simulación para acomodar la cirugía electiva a la capacidad de la UCI donde debe ser atendida. Marmor *et ál.*¹³² desarrollan un modelo con un objetivo similar: predecir las necesidades de camas para atender la cirugía cardiovascular, comparando sus resultados con los métodos clásicos usados basados en la ley de Little. Exploran, además, cambios en la programación quirúrgica y la posibilidad de una Unidad de Cuidados Intermedios (unidad con menores recursos asistenciales que la UCI) para los pacientes de larga estancia. Finalmente, Daly *et ál.*¹³³ realizan un modelo destinado a predecir los pacientes con elevado riesgo de *exitus*^(*) tras ser dados de alta de UCI.

3.2. Desarrollo conceptual de un modelo para una UCI

De forma conceptual, una UCI (como podría ser cualquier otro servicio sanitario) es un sistema en el que son atendidos los pacientes que por las características de su proceso morbosos así lo requieren. Esto será así siempre y cuando se disponga de los recursos necesarios para esta atención, siendo uno de estos recursos las camas que ocupan los pacientes atendidos. El análisis de la ocupación de estas camas y, por lo tanto, su disponibilidad es el objeto del modelo de simulación que vamos a desarrollar.

La ocupación de las camas de una UCI depende de dos factores: el número de pacientes ingresados y el tiempo que estos pacientes permanecen ingresados. Bajo estas premisas, según lo comentado previamente sobre sistemas y modelos, la ocupación de camas de una UCI se comporta como un sistema dinámico (evoluciona a lo largo del tiempo), discreto (los cambios de estado, cambios en el nivel de ocupación, se producen

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

en determinados instantes de tiempo) y estocástico (la tasa de ingresos y la duración de la estancia de los pacientes tienen un carácter aleatorio, es decir, variable y no conocido de antemano).

Una UCI cumple criterios que hacen que la simulación sea una herramienta adecuada para la experimentación sobre ella, como son la imposibilidad de realizar experimentos en el contexto real, la inexistencia de los métodos analíticos que expliquen el comportamiento de la UCI y la necesidad de realizar una compresión temporal para el análisis del sistema a largo plazo.

El planteamiento matemático que permite analizar un sistema de estas características mediante herramientas de simulación es la teoría de colas. A continuación se describirán brevemente las características que definen un sistema de colas, con el fin de entender su utilización en nuestro modelo de simulación.

3.2.1. Teoría de colas

De forma general, la teoría de colas analiza el comportamiento de los sistemas basados en clientes (en ocasiones un único cliente) que acuden en busca de un determinado servicio. En algunos sistemas, el servicio se prestará de forma inmediata y en otros sistemas, el cliente deberá esperar hasta que pueda ser atendido (es decir, tendrá que hacer cola). El cliente permanecerá en el sistema mientras se presta el servicio y posteriormente lo abandonará. La teoría de colas estudia matemáticamente el comportamiento de las líneas de espera. La presencia de líneas de espera o colas es muy frecuente en la vida habitual: la espera para pagar en un establecimiento comercial, los cruces de circulación regulados por semáforos, la sala de espera para la atención médica, etc. Otras circunstancias en las que también existen colas pueden resultar menos obvias, como podrían ser el tiempo de espera para que se cargue una página web o la imposibilidad de comunicación por teléfono en momentos de máxima utilización (de

hecho, en los orígenes de la teoría de colas están los esfuerzos por explicar la congestión de la red telefónica). Es por esto que en la nomenclatura de teoría de colas, el concepto de cliente no siempre es una persona, sino que corresponde a cualquier elemento, animado o no, que entra en un servicio. Todos estos ejemplos tienen un hecho en común: existe una demanda de un servicio que es variable y que en determinadas situaciones puede superar la capacidad del sistema para prestar dicho servicio.

3.2.1.1. Características de un sistema de colas

En un sistema de colas se pueden definir las siguientes características:

- Patrón de llegada de los clientes.
- Patrón de servicio de los servidores.
- Canales de servicio.
- Capacidad del sistema.
- Disciplina de cola.
- Etapas de servicio.

Patrón de llegada de los clientes

El conjunto de individuos (animados o no) que acude a un sistema solicitando un servicio se denomina población potencial. Si bien esta población es finita, se podrá considerar infinita si el número de individuos que la componen es suficientemente grande, de forma que el número de individuos que ya han solicitado el servicio no afecta a la frecuencia con la que la población potencial (muy superior en número a este grupo) demanda el servicio. Esta asunción de población infinita facilita la solución matemática de los problemas.

Se considera cliente a todo individuo de la población potencial que solicita el servicio. El patrón de llegada de los clientes al servicio puede ser muy variable. Habitualmente, los clientes acuden al sistema de una forma aleatoria, aunque también lo

pueden hacer de una forma programada. En ocasiones, los clientes llegarán al sistema de forma independiente unos de otros y, en otras ocasiones, la llegada de uno de ellos podrá influir en la llegada de otros. En algunos sistemas, el cliente podrá abandonar la cola si ésta es demasiado larga. Por último, la llegada de los clientes puede mostrar una distribución variable con el tiempo (cambios diarios, o mensuales, etc.).

Una variable que define el patrón de llegada de los clientes es el tiempo que transcurre entre la llegada de dos clientes consecutivos. Cuando se considera una población potencial infinita, la distribución de probabilidad de los tiempos de llegada de los clientes no está influenciada por el número de clientes en espera o el número de clientes que están completando su servicio. Al contrario, si la población potencial es finita, la probabilidad con la que los clientes acceden al servicio sí se verá afectada por los clientes que permanecen en la cola o los que están siendo atendidos en ese momento.

Patrón de servicio de los servidores

Los servidores son los encargados de prestar el servicio a los clientes que acuden al sistema. Al igual que el patrón de llegada, el servicio prestado a los clientes puede presentar múltiples opciones: el tiempo de servicio puede ser el mismo para todos los clientes o diferir de unos clientes a otros; los clientes pueden ser atendidos de una forma individual o varios a la vez; la duración del servicio puede estar influenciada por el número de clientes en la cola o ser independiente del mismo; y por último, pueden existir, como en el patrón de llegada, variaciones dependientes del tiempo en la duración del servicio.

Canales de servicio

Los servidores del sistema se denominan también canales de servicio. Un sistema de colas puede estar formado por un único servidor o por más de un servidor. En este segundo caso, lo más habitual es que exista una única cola para todos los servidores, pero puede haber sistemas con una cola independiente para cada servidor. En otras ocasiones el número de servidores será variable (durante los periodos de mantenimiento

de los servidores, en los que algunos de ellos no estén operativos, por ejemplo), por lo que será necesario conocer la probabilidad para cada número de servidores disponibles. La velocidad del servicio dado por los servidores puede ser la misma para todos ellos o ser diferente. En ocasiones, un servidor podrá atender a más de un cliente a la vez y en otras, al contrario, serán necesarios varios servidores para atender simultáneamente a un cliente (una intervención quirúrgica, por ejemplo, que en algún momento requiera la presencia de varios cirujanos).

Capacidad del sistema

La capacidad del sistema hace referencia al número máximo de clientes que puede haber en el sistema, incluidos aquellos que están siendo atendidos y aquellos que permanecen en la cola. En la mayoría de los sistemas, el número máximo de clientes que puede permanecer en la cola es el principal determinante de la capacidad del sistema. De forma análoga a la población potencial, la capacidad de la cola puede considerarse infinita o finita, según el número de elementos que pueden permanecer en ella esperando a que se les preste el servicio. En el mundo real, la capacidad de la cola será finita, pero se considerará infinita si resulta muy improbable que se llegue al límite superior de individuos que puedan permanecer en ella. De nuevo, la asunción de una capacidad de cola infinita simplifica el desarrollo matemático. Por último, en determinadas circunstancias, un sistema de colas carecerá de lista de espera, por lo que la capacidad del sistema dependerá únicamente del número máximo de clientes que pueden ser atendidos.

Disciplina de cola

La disciplina de cola hace referencia a la forma con la que se presta el servicio a los clientes cuando acuden al sistema. La forma más habitual es que el primer cliente que llegue a la cola sea el primero en ser atendido. Esta disciplina se conoce como FIFO (acrónimo en lengua inglesa para *first in, first out*) o FCFS (*first come, first served*). Existen otras disciplinas de cola en las que es servido primero el cliente que llega en último lugar

(LIFO, *last in, first out*) o que el cliente atendido se decide de una forma aleatoria o se siguen prioridades de servicio diferentes según la duración del servicio o según el tipo de cliente servido. Estas nuevas circunstancias plantean nuevas tomas de decisiones a la hora del papel que siguen los clientes que son desplazados de la cola. Finalmente, otro factor a considerar es que en determinados sistemas los individuos podrán abandonar la cola sin que se les preste el servicio.

Etapas de servicio

Un sistema puede presentar más de una etapa, siendo suministrado el servicio en cada una de ellas por un servidor diferente (un estudio preoperatorio en el que el paciente debe ser sometido a una anamnesis y varias pruebas complementarias, como radiografías, análisis sanguíneos, etc., sería un ejemplo de sistema de colas con varias etapas). Además, habrá sistemas en los que el cliente pueda volver hacia una etapa anterior.

3.2.1.2. Notación de Kendall

La notación de Kendall se utiliza para describir de una forma resumida todas las características anteriores de un sistema de colas. Esta notación se basa en seis letras, $A / B / X / Y / Z / V$, que hacen referencia a su vez a seis características del sistema de colas que se describe:

- **A:** Patrón de llegada de los clientes: puede tomar diferentes valores según la distribución que explique el tiempo de llegada entre dos clientes consecutivos al sistema: Exponencial (M), cuando los clientes acuden al sistema de una forma aleatoria y el tiempo entre la llegada de dos clientes sigue una distribución Exponencial. Este patrón de llegada es el más habitual y corresponde, por ejemplo, al patrón de llegada de los pacientes que acuden por iniciativa propia a un Servicio de Urgencias; determinista (D), cuando los clientes se acercan al sistema de una forma fija (como los pacientes que acuden a una consulta con citación previa). Con la letra G se

hace referencia a cualquier tipo de patrón y se utiliza cuando coexisten varios tipos de patrones, o cuando no es conocido el patrón de llegadas; en la medida de lo posible, es preferible utilizar letras como M o D.

- *B*: Patrón de servicio de los servidores, que puede contemplar las mismas variantes que el parámetro anterior.
- *X*: Número de canales de servicio.
- *Y*: Capacidad del sistema, número máximo de clientes que pueden permanecer en el sistema de forma consecutiva.
- *Z*: Disciplina de cola.
- *V*: Número de etapas del servicio.

3.2.1.3. Parámetros de un sistema de colas

Los principales parámetros que definen un sistema de colas son:

- λ : promedio de clientes que llegan al sistema por unidad de tiempo. Por lo tanto, $1/\lambda$ es el tiempo medio entre la llegada de dos clientes.
- μ : es la tasa o velocidad de servicio y equivale al el número de clientes que el servidor es capaz de atender por unidad de tiempo.
- *c*: corresponde al número de servidores que actúan a la vez.
- ρ : se define como: $\rho = \frac{\lambda}{c \cdot \mu}$. Es una medida de la saturación del sistema

cuando la cola puede crecer de forma indefinida. En los sistemas en los que λ sea alto (elevado número de clientes que acuden al sistema) o el producto $c \cdot \mu$ sea pequeño (pocos servidores o velocidad de servicio baja), el sistema tenderá a estar saturado y ρ será alto.

3.2.1.4. Medidas de rendimiento

El rendimiento de un sistema de colas se puede analizar tanto desde el punto de vista del cliente como desde el punto de vista de la ocupación del propio sistema. Desde el punto de vista del cliente, el rendimiento se medirá con datos como el tiempo que el cliente permanece en la cola, el tiempo consumido en la prestación del servicio o el tiempo total en el sistema, considerado éste como la suma de los dos anteriores. Desde el punto de vista de la ocupación del sistema, su rendimiento se basará en medidas como la probabilidad de que un cliente necesite permanecer en la cola, la probabilidad de que la cola esté completa y un cliente sea rechazado (sistemas de capacidad finita), el número de clientes en el sistema en un momento dado o el número de servidores ocupados en cada momento. La terminología utilizada para definir estos parámetros es la siguiente:

L: Número medio de clientes en el sistema.

L_q : Número medio de clientes en la cola, pendientes de ser servidos.

P_n : Probabilidad de que haya n clientes en el sistema.

P_b : probabilidad de que cualquier servidor esté ocupado.

W: Tiempo medio de estancia de los clientes en el sistema.

W_q : Tiempo medio de espera de los clientes en la cola.

S: Tiempo medio del servicio.

El cálculo de estos parámetros se realiza con diferentes desarrollos matemáticos según el tipo de sistema de colas, definido por la notación de Kendall, en el que nos hallemos. En el caso más sencillo, en un sistema de colas que siguiera el esquema M/M/1/∞/FIFO/1 (el patrón de llegada de los clientes y la duración del servicio siguen una distribución Exponencial; únicamente existe un servidor; en el sistema pueden permanecer infinitos clientes, siendo el primer cliente atendido el primero que llega al sistema; el servicio se presta en una única etapa), las fórmulas necesarias para el cálculo

de las principales medidas de rendimiento del sistema se muestran en la Ecuación 4.

$$L = \frac{\lambda}{\mu - \lambda} \quad L_q = \frac{\lambda^2}{\mu(\mu - \lambda)} \quad W = \frac{1}{\mu - \lambda} \quad W_p = \frac{\rho}{\mu/\lambda}$$

$$P_n = (1 - \rho)\rho^n, \text{ siendo } \rho = \frac{\lambda}{\mu}$$

Ecuación 4. Medidas del rendimiento de un sistema de colas M/M/1/∞/FIFO/1.

3.2.2. La UCI como un sistema de colas

Una UCI puede ser representada como un sistema de colas. Así, los clientes son los pacientes que son atendidos en ella, los servidores corresponden a las camas y el servicio prestado es el tiempo que permanece en la Unidad cada paciente, la duración de su estancia. Para esta representación, no se contempla sala de espera, se considera que todo paciente que debe ingresar en la UCI lo hace de forma inmediata y, si no es posible su ingreso por no disponibilidad de cama, es trasladado a otra Unidad próxima que le pueda proporcionar el servicio requerido.

La Figura 7 muestra la representación de una UCI como un sistema de colas.

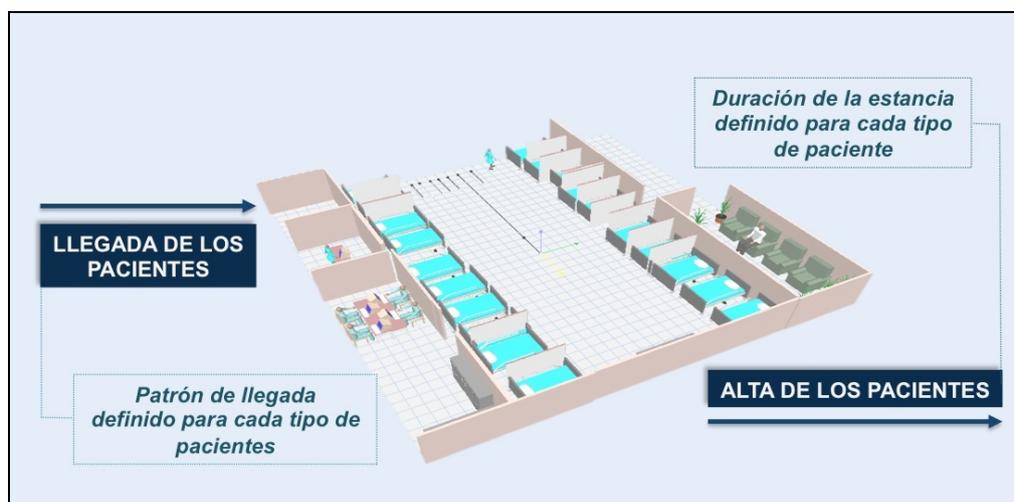


Figura 7. Representación esquemática de una UCI como un sistema de colas.

El desarrollo de este sistema de colas requiere conocer de forma precisa las tasas de ingreso de los pacientes (que corresponde al patrón de llegada de los clientes) y la duración de la estancia de los pacientes en la Unidad (patrón de servicio de los servidores). Otros parámetros son ya conocidos, como el número de servidores (camas) y la capacidad del sistema (que en este caso coincidirá con el número de camas, aunque podrá haber situaciones en las que no todas las camas puedan ser utilizadas). En un sistema como el contemplado, la disciplina de colas es tipo FIFO y los clientes serán atendidos en una única etapa. Las medidas del rendimiento dirigidas hacia la utilización del sistema nos proporcionarán el grado de ocupación de los servidores en cada momento. Así, pues, mediante la representación de una UCI como un sistema de colas, con un análisis exhaustivo de los ingresos y la duración de las estancias, se podrá inferir la ocupación de camas en cada momento.

Varios trabajos han utilizado modelos de colas para buscar soluciones a problemas relacionados con la salud. Así, se ha utilizado para la organización de los sistemas de ambulancias¹³⁴⁻¹³⁷; organización del Servicio de Farmacia de un hospital para incrementar su eficiencia¹³⁸; distribución del personal asistencial para adecuarse a los picos de demanda^{139,140}; incluso se ha utilizado un sistema de colas para analizar la lista de pacientes pendientes de recibir un trasplante^{95,141}. Lakshmi *et ál.*¹⁴² han realizado recientemente una amplia revisión sobre el tema en el que se pueden encontrar referencias a los anteriores trabajos y a muchos otros.

La UCI está involucrada en diversos trabajos publicados en los que se utilizan modelos basados en sistemas de colas: de Bruin *et ál.*¹⁴³ realizan un modelo que incluye la Sala de Urgencias, la UCI y la Sala de Cuidados Cardiacos; Green *et ál.*¹²⁹ analizan la falta de disponibilidad de camas en Unidades obstétricas y en UCIs; Cochran *et ál.*¹⁴⁴ estudian la capacidad de camas de un hospital en varios niveles (UCI; habitaciones dotadas con sistemas de telemetría; Salas de Hospitalización de tipo médico, quirúrgico y obstétrico); de Bruin *et ál.*¹⁴⁵ investigan sobre el tamaño óptimo de un hospital, incluyendo servicios generales y UCI. Sin embargo, pocas son las publicaciones que específicamente se dedican al análisis de la UCI como un sistema de colas. Entre éstas,

además de los trabajos ya comentados de Griffiths *et ál.*¹¹⁷ y McManus *et ál.*¹²⁰ cabe destacar el de Schmueli *et ál.*¹²⁸, que buscan optimizar las políticas de ingresos en una UCI mediante un modelo de este tipo.

3.2.3. Definición preliminar de los experimentos que se desea realizar

El desarrollo conceptual de un modelo no se considera finalizado hasta que se definen los experimentos que se pretenden realizar si se alcanza una solución válida. La elaboración matemática del modelo debe permitir las modificaciones sobre sus componentes que posibiliten acometer los experimentos deseados.

En este trabajo, los experimentos se enfocaron hacia el análisis de cómo las modificaciones en el número de ingresos repercutirían en el índice de ocupación de camas, contemplando la tasa de rechazo de pacientes por falta de este recurso. Otros experimentos se proyectaron hacia la previsión de necesidades de camas para limitar los rechazos de pacientes o para reducir el índice de ocupación.

Tras esta aproximación conceptual, el siguiente paso consistió en el análisis de los pacientes que ingresan en la UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra, población diana sobre la que se iba a apoyar nuestra propuesta metodológica para el desarrollo de modelos de simulación válidos de la ocupación de las camas de una UCI.

3.3. Análisis de los pacientes ingresados en la UCI-A del CHN

3.3.1. Ámbito del estudio

Nuestra propuesta metodológica se basa en un modelo de simulación realizado sobre los pacientes ingresados en la actualmente denominada UCI-A del Complejo

Hospitalario de Navarra, hospital de gestión pública situado en Pamplona.

La recogida de datos se inició en el año 2000. En aquel momento, y durante todo el proceso de recogida de datos, que finalizó en el año 2008, la UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra era la UCI del Hospital de Navarra. Este último hospital, en ese momento, era un hospital diferenciado, que más adelante se imbricó en un proceso de fusión con otros hospitales próximos. En el momento de redactar este trabajo, el Hospital de Navarra está incluido en el Complejo Hospitalario de Navarra y su UCI se identifica dentro de este sistema como UCI-A, que es la denominación que se utilizará en adelante.

Entre los datos que recoge la memoria del antiguo Hospital de Navarra del año 2008¹⁴⁶ figuran los siguientes:

- Número promedio de camas de hospitalización: 506 camas.
- Población de referencia según la zonificación sanitaria de Navarra: 206236 personas.
- Estancias anuales: 156225.
- Ingresos anuales: 18672.
- Intervenciones quirúrgicas: 12733
- Gastos 170,7 millones de euros. Gastos en personal 100,3 millones de euros.
- Plantilla: 2515 personas.

En el antiguo Hospital de Navarra se encuentran servicios médicos únicos, no presentes en otros hospitales públicos de la red sanitaria de Navarra, como son los servicios de Cirugía Cardíaca, Neurocirugía, Cirugía Vasculard, Cirugía Torácica y Radiología Intervencionista, por lo que la población diana para estos servicios incluye toda la población de Navarra (en el año 2008, 595472 personas). Por la concurrencia de los principales servicios implicados en su atención, el antiguo Hospital de Navarra es también centro de referencia para el paciente politraumatizado grave.

La UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra es una Unidad polivalente de 20

camas. La memoria del año 2008¹⁴⁶ le asigna 5437 días de estancias y una ocupación del 82,5%. El personal que la atendía en ese momento se repartía en 13 facultativos especialistas, 5 médicos internos residentes, 50 diplomados en enfermería y 30 auxiliares de enfermería. Su campo de influencia es sobre la población adulta (considerada así por encima de 15 años), aunque de forma excepcional son atendidos pacientes pediátricos. No atiende en primera instancia a pacientes con patología cardíaca, que son tratados en una Unidad Coronaria diferenciada física y estructuralmente de la UCI. Los ingresos derivan de tres vías principales: pacientes procedentes de la Sala de Urgencias, pacientes provenientes de las Salas de Hospitalización convencional y pacientes sometidos a cirugía programada que precisan cuidados postoperatorios en UCI. Este último grupo lo componen los pacientes sometidos a cirugía cardíaca, neurocirugía y cirugías vascular y torácica complejas. Dentro de las dos primeras procedencias comentadas, algunos de los pacientes son ingresados tras ser sometidos a cirugía con carácter urgente. De forma inhabitual, se reciben pacientes procedentes de otros hospitales. Por las características del hospital, es también centro de referencia para toda la población de Navarra de las patologías que se atienden de forma exclusiva en él.

3.3.2. Recogida de datos

El estudio ha contado con un informe favorable de la comisión evaluadora de los aspectos bioéticos implicados en los proyectos de investigación del Comité de Ética, Experimentación Animal y Bioseguridad de la Universidad Pública de Navarra. El Comité Ético de Investigación Clínica de Navarra consideró suficiente esta resolución y se adhirió a la misma. La utilización de los datos se ha realizado en todo momento de forma anonimizada.

Los datos que se han utilizado para la elaboración del modelo de simulación se han obtenido durante un periodo de 9 años, comprendido entre los años 2000 y 2008, y su utilización para este trabajo tiene un carácter retrospectivo.

La dinámica de recogida de datos de la UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra durante los años del estudio (y previa y posteriormente a ellos) ha sido la siguiente: de todos los pacientes ingresados, se recogen datos de tipo médico, que más adelante se detallarán. Además, todos los días se recogen los datos sobre el número de pacientes ingresados, el número de altas dadas (incluidos los pacientes que son dados de alta por *exitus*) y la ocupación de camas diaria. Esta segunda base de datos, de carácter administrativo, es totalmente independiente de la anterior base de datos, de carácter clínico.

Los datos de tipo médico que se registran de cada paciente se recogen en el momento del ingreso, durante la estancia y en el momento del alta.

En el momento del ingreso se recogen los siguientes datos:

- Datos de filiación, incluidos edad y sexo.
- Procedencia.
- Tipo de paciente.
- Diagnóstico principal.
- Diagnóstico o diagnósticos secundarios.

Se registra la puntuación en la escala de riesgo APACHE II^(*) con los valores de las primeras 24 horas de ingreso. Durante la estancia, se recogen todos aquellos procesos patológicos que no estaban presentes al ingreso, dentro del campo de complicaciones. Dentro de este campo, por su relevancia y su significación clínica¹⁴⁷⁻¹⁴⁹ se recogen de una forma más detallada las infecciones.

Se recopilan también las técnicas más significativas a las que el paciente es sometido en el momento del ingreso o durante su estancia.

En el momento del alta, se recoge el resultado final de *exitus* o no *exitus* y en este

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

último caso, el servicio de destino al que el paciente es trasladado.

Los listados utilizados para la recogida de los datos fueron confeccionados por los propios médicos del Servicio, en base a la experiencia previa en el manejo de pacientes de UCI, ante la ausencia en el momento de ser elaborados de tablas específicas para pacientes críticos. Durante todo el periodo del estudio apenas se han modificado, salvo los campos correspondientes a técnicas y patologías de nueva aparición o redefinición durante dicho periodo. El momento de recogida de los diferentes datos ha sido el momento en el que se produce el evento (técnica, complicación, etc.).

Toda la recogida de datos se ha realizado con el programa informático Access de Microsoft Office® (Microsoft Corporation, Redmond, WA.).

Desglosando los datos enunciados anteriormente, la *Procedencia* de los pacientes presenta 36 posibilidades, correspondientes a los diferentes Servicios del hospital, Quirófanos, Sala de Urgencias y otros hospitales externos.

El *Tipo de paciente* se reparte en ocho grupos:

- Postoperatorio de cirugía programada (grupo G1).
- Postoperatorio de cirugía urgente (grupo G2).
- Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (grupo G3). Este grupo es independiente del grupo G2.
- Politraumatismo sin intervención quirúrgica (grupo G4).
- Paciente hospitalizado en servicios de carácter médico (grupo G5).
- Paciente hospitalizado en servicios de carácter quirúrgico (grupo G6).
- Paciente médico proveniente del Servicio de Urgencias o de Observación de Urgencias (grupo G7). De este grupo quedan excluidos los pacientes politraumatizados (pacientes de los grupos G3 y G4) y los intervenidos de forma urgente desde el Servicio de Urgencias (algunos de los pacientes del

grupo G2).

- Paciente ingresado para donación de órganos y otros pacientes que no son recogidos en los grupos anteriores (grupo G8).

El *Diagnóstico principal* se considera un campo único en el que se define de forma concisa el motivo que ha provocado el ingreso en UCI. Este diagnóstico puede tomar 73 valores diferentes.

Cada paciente puede tener uno, más de uno o ningún *Diagnóstico secundario*, que corresponde a todas aquellas otras entidades patológicas que acompañan al diagnóstico principal. Estos diagnósticos se obtienen de un listado que ofrece 223 opciones.

Las *Complicaciones*, en el caso de que se produzcan, pueden ser únicas o múltiples. Se extraen de un registro que engloba 150 ítems.

Dentro de las *Complicaciones infecciosas*, se recogen con especial cautela las asociadas a dispositivos externos: neumonía asociada a ventilación mecánica, infección de orina relacionada con sondaje uretral y bacteriemia secundaria a la inserción de catéter central. Además de éstas, son considerados 32 procesos infecciosos más.

En el apartado de *Técnicas* se anotan todas aquellas técnicas a las que ha sido sometido el paciente, bien a su ingreso, bien durante su estancia. En este apartado también se consideran las técnicas, si las hubo, a las que es sometido el paciente durante la intervención quirúrgica previa a su ingreso en UCI. El listado de técnicas incluye 106 opciones.

Por último, al alta del paciente se recoge el resultado de *exitus* o no, el servicio destinatario y otros datos de carácter administrativo.

La recogida de datos corresponde al médico que en cada momento está atendiendo al paciente. Este mismo médico es el encargado de introducir los datos en la base, con el fin de evitar los errores de interpretación que pudieran atribuirse a personal no ducho en medicina crítica durante su registro. En los campos que así lo permiten, la base está dotada de medidas de seguridad para evitar la introducción de datos erróneos. Periódicamente, se realizan auditorías de la base para detectar errores y datos no introducidos.

Las motivaciones que justifican esta exhaustiva recogida de datos son varias: complementar de una forma más técnica los datos recogidos en el informe clínico de cada paciente, tener un perfil de la utilización de nuestra Unidad y aportar la casuística necesaria para trabajos de investigación como el presente. Estas motivaciones se han mantenido en el tiempo, pudiendo considerarse esta base de datos rigurosa y fidedigna, como se ha demostrado al contrastar nuestros datos con los provenientes de otras fuentes (datos administrativos de ocupación, estancias, etc.).

3.3.3. Resultados generales

En la elaboración de este trabajo, la abstracción y la simplificación se han considerado piezas claves, con el fin de evitar modelos excesivamente sencillos, de los que no se extraiga la información deseada o modelos complejos, que resulten demasiado costosos y difíciles de comprender⁷⁸. Siguiendo esta premisa, de los múltiples datos analizados, únicamente se expondrán aquellos que posteriormente se utilizarán para el desarrollo del modelo.

El número total de pacientes que ha participado en el estudio ha sido 6300.

La distribución de los pacientes ingresados a lo largo de los años se ha mantenido estable, como se muestra en la Figura 8. La media de ingresos anuales ha sido 699,77,

con una desviación estándar de 19,10 y un rango que ha oscilado entre 676 y 736 pacientes.

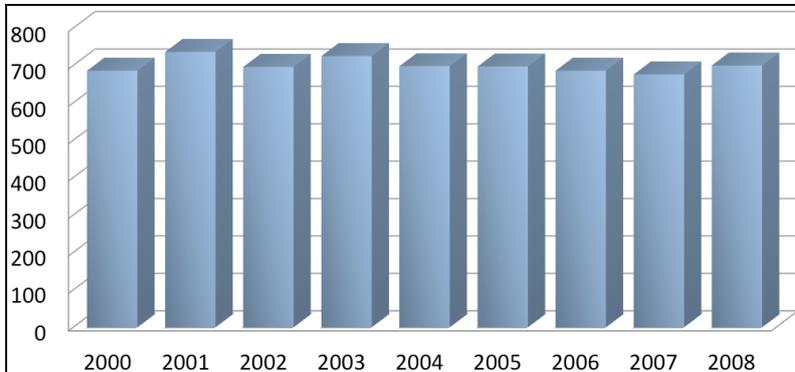


Figura 8. Distribución del número de pacientes ingresados a lo largo de los años.

La media de edad de los pacientes ingresados ha sido 59,77 años, con una desviación estándar de 17,52 años y un rango entre 1 y 92 años. La distribución por edades a lo largo del periodo de estudio se muestra en la Figura 9. No existen diferencias estadísticamente significativas en la edad de los pacientes cuando se comparan los diferentes años (ANOVA^(*): $F = 1,786$; $p = 0,075$).

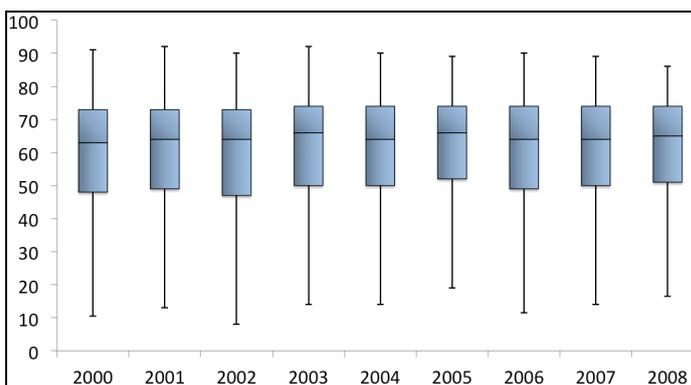


Figura 9. Distribución de la edad de los pacientes a lo largo de los años.

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

Los hombres han supuesto el 67,8% de los pacientes y las mujeres el 32,2%. No encontramos diferencias estadísticamente significativas en la distribución de pacientes por sexo a lo largo de los años del estudio (Chi cuadrado = 3,939; $p = 0,863$). La asimetría en la distribución de los pacientes según su sexo es habitual en las publicaciones sobre pacientes críticos, y se atribuye a la mayor prevalencia de enfermedad coronaria, sepsis y patología que requiere ventilación mecánica en los pacientes varones¹⁵⁰. La distribución por sexos y años se muestra en la Figura 10.

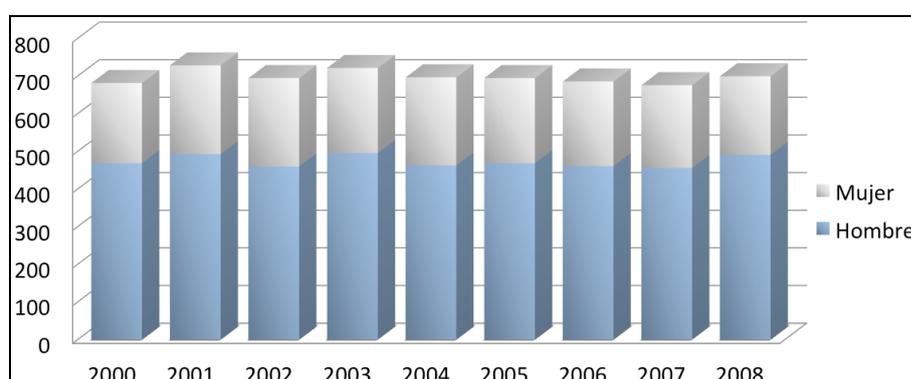


Figura 10. Distribución por sexo de los pacientes a lo largo de los años.

La media de la puntuación en la escala APACHE II medido en las primeras 24 horas de ingreso ha sido 15,84 (desviación estándar 8,95). La mediana ha sido 14, la amplitud intercuartil 12, con un rango entre 0 y 60. La distribución de los valores de esta puntuación a lo largo del estudio se muestra en la Figura 11, sin que existan diferencias estadísticamente significativas en esta distribución (ANOVA: $F = 0,753$; $p = 0,654$. Kruskal Wallis: $p = 0,504$).

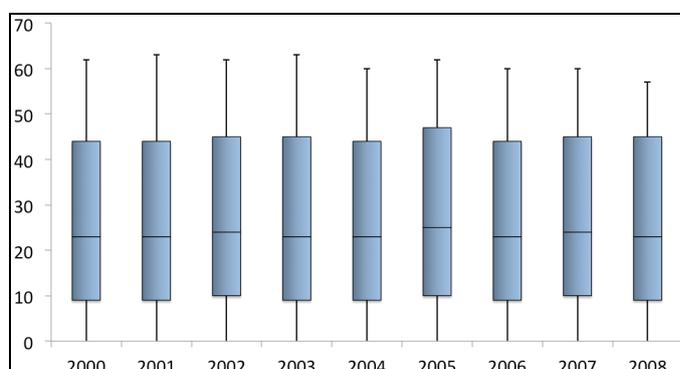


Figura 11. Distribución de la puntuación en la escala APACHE II a lo largo de los años.

La distribución del número de ingresos según el tipo de paciente se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Distribución del número de ingresos y tipo de paciente.

Tipo de paciente	N	Porcentaje
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	2438	39,2%
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	681	10,9%
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	318	5,1%
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	625	10,0%
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	756	12,1%
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	449	7,2%
Paciente médico de Urgencias - Observación (G7)	897	14,4%
Donación de órganos y otros (G8)	62	1,0%

La variación de estos ingresos según el tipo de paciente a lo largo de los años se muestra en la Figura 12.

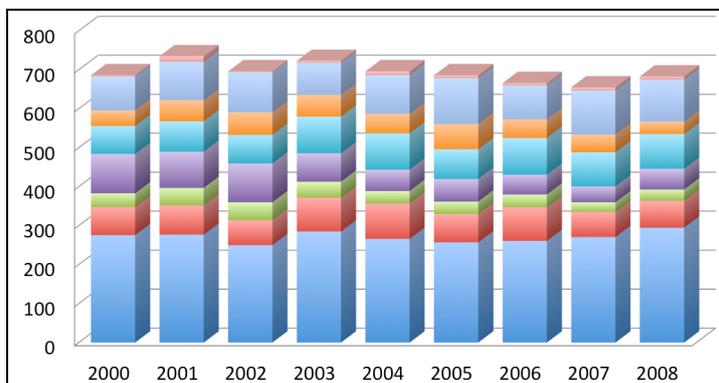


Figura 12. Distribución del número de pacientes según tipo de paciente y año.

En cada columna y de abajo hacia arriba se representan los pacientes de los grupos G1 al G8 consecutivamente.

De forma visual se observa como se mantiene relativamente constante la distribución de los diferentes grupos a lo largo de los años, excepto para los grupos G3 y sobretodo G4, correspondientes a los pacientes politraumatizados, que muestran un

notable descenso a partir del año 2003. Ello se debe a la efectividad de las campañas de prevención de los accidentes de tráfico, nuestra principal fuente de ingresos de estos grupos hasta entonces. La Figura 13 muestra la evolución de los ingresos conjuntos de los tipos G3 y G4 (pacientes politraumatizados) y la mortalidad por accidente de tráfico en las primeras 24 horas del siniestro en España durante los años del estudio¹⁵¹. El test de tendencia lineal de Mantel y Haenszel para nuestros datos confirma la significación de esta tendencia descendente en este tipo de ingreso ($Z = 6,523$. $p = 0,000$).

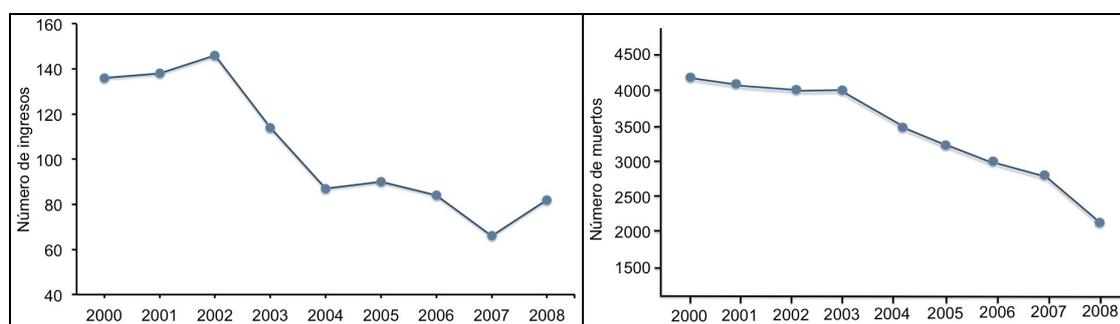


Figura 13. Evolución del número de pacientes politraumatizados ingresados (izquierda) y de la mortalidad por accidente de tráfico en las primeras 24 horas en España (derecha).

Fuente: Dirección General de Tráfico. Balance de Seguridad Vial 2013 [Internet]. Madrid, España: Ministerio del Interior, Gobierno de España [citado 23-02-2014]. Disponible en: <http://www.dgt.es/Galerias/prensa/2014/01/Balance-2013-Seguridad-Vial-2013.pdf>

El porcentaje de pacientes que han presentado como complicación neumonía es 4,8%, con 315 procesos identificados. Existen diferencias estadísticamente significativas en la frecuencia de neumonía a lo largo de los años (Chi cuadrado: 19,096; $p = 0,014$), probablemente por la variación durante el periodo del estudio de la metodología diagnóstica de neumonía y por las dificultades que puede presentar esta entidad para ser diferenciada de la traqueobronquitis purulenta en los pacientes ingresados en UCI^{152,153}. De este modo, las tasas bajas de neumonía se corresponden con tasas altas de traqueobronquitis purulenta, siendo la suma de ambos procesos similar a lo largo de los años. La tasa global de traqueobronquitis ha sido 6,8% (con un total de 479 episodios) y una diferencia a lo largo de los años que no alcanza la significación estadística (Chi cuadrado = 13,890; $p = 0,085$). Cuando se combinan las dos entidades, el número de pacientes que han presentado infección del tracto respiratorio es 10,9%, sin diferencias

estadísticamente significativas a lo largo de los años (Chi cuadrado = 6,353; $p = 0,608$). Las Figuras 14, 15 y 16 muestran estos resultados.

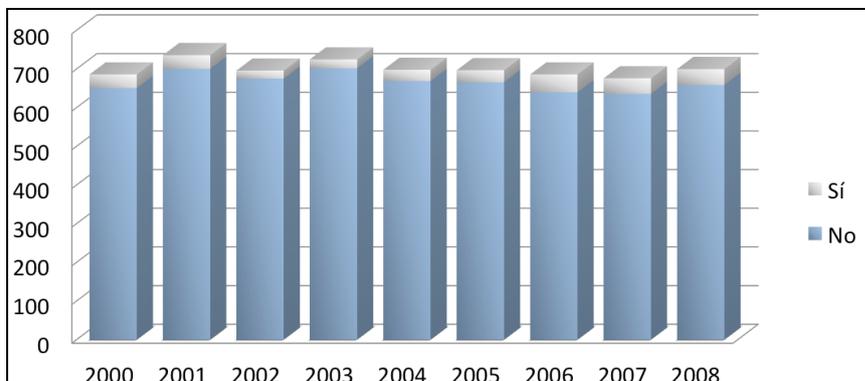


Figura 14. Distribución de los pacientes que presentan como complicación neumonía a lo largo de los años.

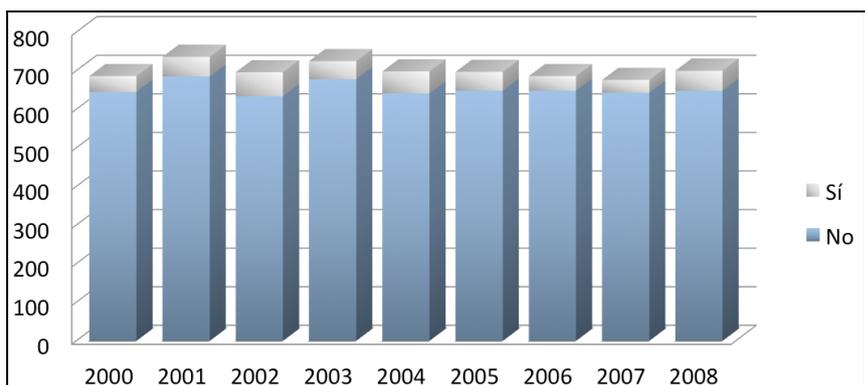


Figura 15. Distribución de los pacientes que presentan como complicación traqueobronquitis purulenta a lo largo de los años.

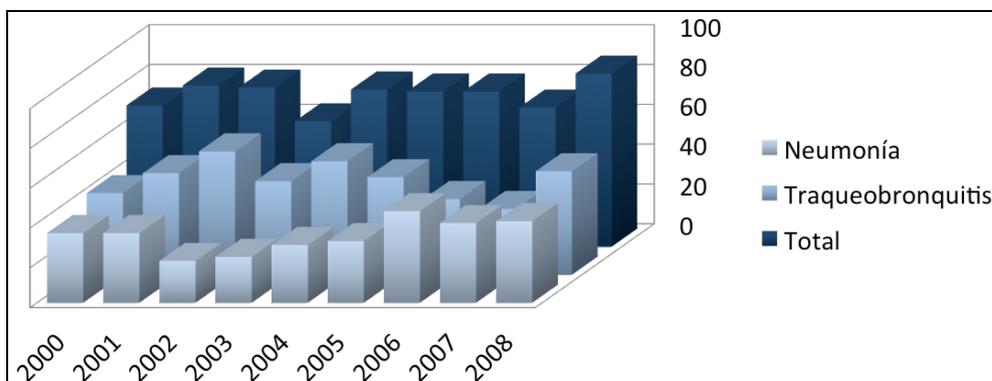


Figura 16. Distribución de los episodios de infección del tracto respiratorio, traqueobronquitis purulenta y neumonía, a lo largo de los años.

La bacteriemia relacionada con la inserción de catéteres centrales se ha presentado en un 0,9% de los pacientes, con un total de 55 identificaciones, sin que las diferencias en los años del estudio alcancen la significación estadística (Chi cuadrado = 8,044; $p = 0,429$). La Figura 17 muestra la distribución de esta complicación.

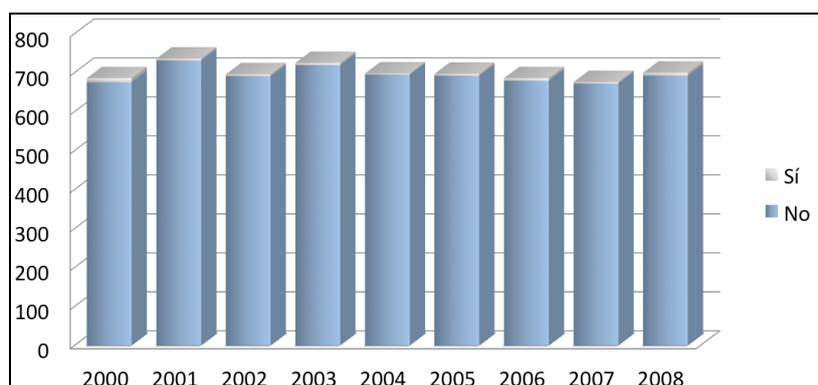


Figura 17. Distribución de los pacientes que presentan como complicación bacteriemia secundaria a la implantación de catéter central a lo largo de los años.

La frecuencia de pacientes con bacteriemia no relacionadas con la implantación de catéteres venosos centrales ha sido del 4,4%, con un total de 301 procesos identificados. Tampoco existen diferencias estadísticamente significativas a lo largo de los años en este subgrupo de bacteriemias (Chi cuadrado = 3,201; $p = 0,920$), ni cuando se consideran todas las bacteriemias en conjunto (Chi cuadrado = 5,116; $p = 0,745$). Las Figuras 18 y 19 muestran las distribuciones de estas complicaciones.

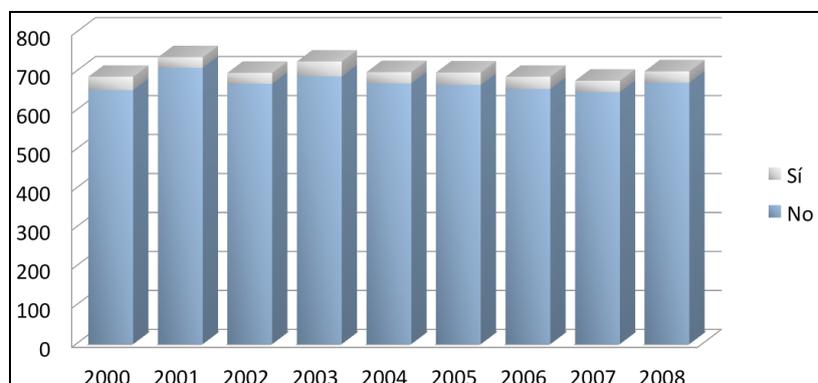


Figura 18. Distribución de los pacientes que presentan como complicación bacteriemia no relacionada con la implantación de catéter central a lo largo de los años.

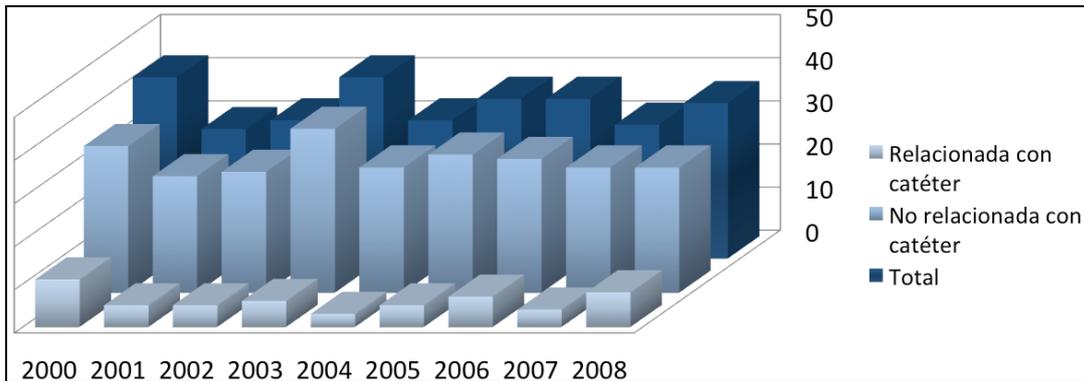


Figura 19. Distribución de los pacientes que presentan como complicación bacteriemia de cualquier tipo a lo largo de los años.

El porcentaje de pacientes diagnosticados de infección de orina secundaria a cateterización uretral ha sido 2,9% (205 episodios). A lo largo de los años, existen diferencias con significación estadística en el porcentaje de pacientes con esta complicación (Chi cuadrado = 30,587; $p = 0,000$). Esta distribución se muestra en la Figura 20.

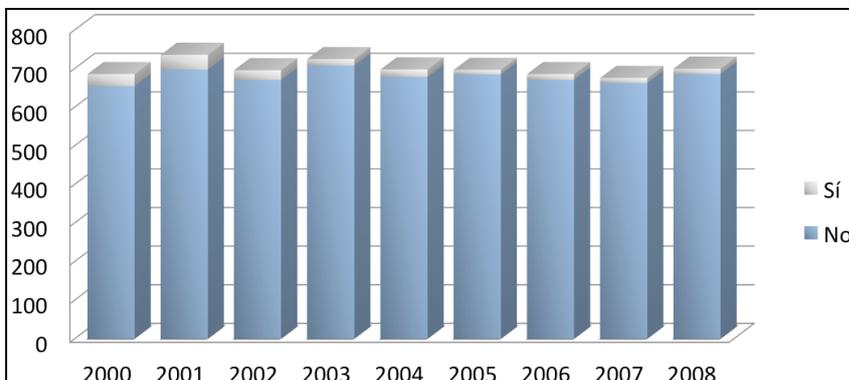


Figura 20. Distribución de los pacientes que presentan como complicación infección de orina secundaria a sondaje uretral a lo largo de los años.

Las diferencias a lo largo de los años también corresponden a condicionantes de tipo diagnóstico, puesto que en los primeros años del estudio, el cultivo rutinario de orina formaba parte del despistaje de pacientes portadores de gérmenes con múltiples resistencias a antibióticos, con lo que estos cultivos se realizaban de forma programada y no guiados por una clínica compatible con infección. Ello ha conducido a que se

considerasen como infección de orina episodios de bacteriuria asintomática, sin apenas gravedad ni expresión clínica¹⁵⁴.

La proporción de pacientes que ha presentado infección en el lecho de una cirugía previa ha sido del 2,4% (269 episodios). No se encuentran diferencias estadísticamente significativas en la distribución a lo largo de los años de esta complicación (Chi cuadrado = 3,446; $p = 0,903$). La Figura 21 muestra esta distribución.

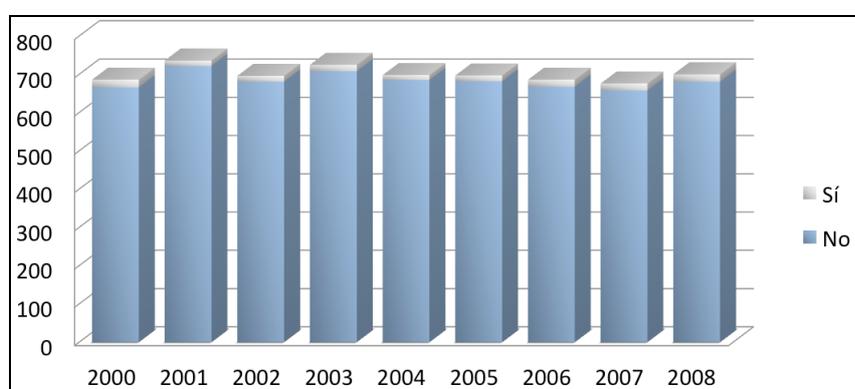


Figura 21. Distribución de los pacientes que presentan como complicación infección en el lecho quirúrgico a lo largo de los años.

Han presentado infección del sistema nervioso central el 0,9% de los pacientes, con un total de 59 episodios, la mayor parte de ellos ventriculitis secundaria a la inserción de catéter intraventricular. La Figura 22 muestra esta distribución.

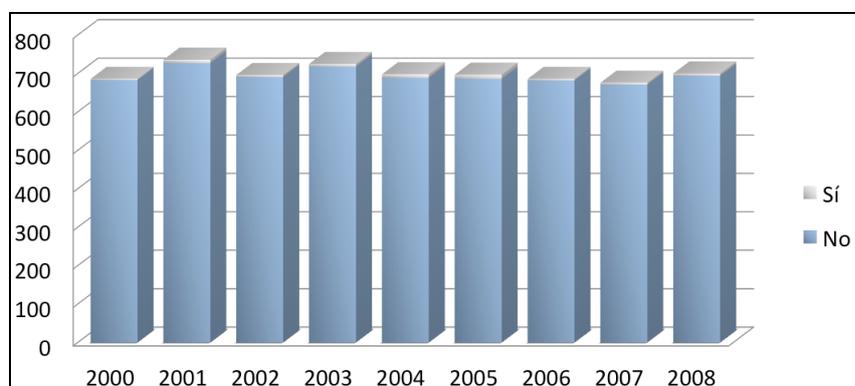


Figura 22. Distribución de los pacientes que presentan como complicación infección del sistema nervioso central a lo largo de los años.

De nuevo, las diferencias a lo largo de los años no alcanzan la significación estadística (Chi cuadrado = 8,140; $p = 0,420$).

En el 7,4% de los pacientes se ha diagnosticado una complicación infecciosa diferente a las anteriormente descritas, en total 522 episodios. Tampoco las diferencias en la presentación de esta complicación alcanzan la significación estadística a lo largo de los años (Chi cuadrado = 10,451; $p = 0,235$). Este resultado se presenta en la Figura 23.

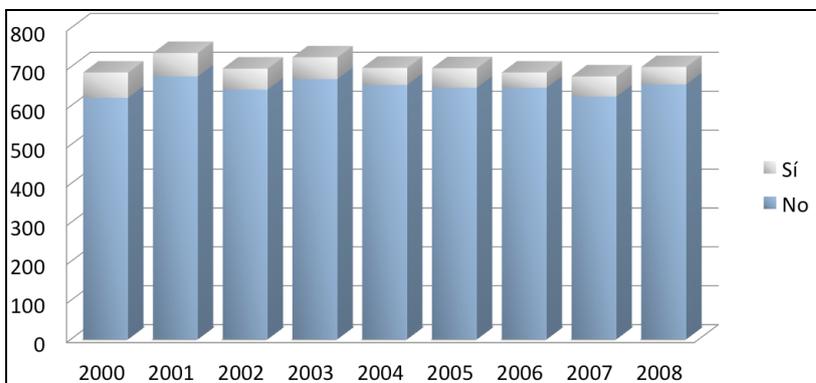


Figura 23. Distribución de los pacientes que presentan como complicación una infección de cualquier tipo diferente a las anteriores a lo largo de los años.

Cuando se consideran todas las infecciones estudiadas, el porcentaje de pacientes que han presentado al menos una infección es del 21,5% (Figura 24), no existiendo diferencias significativas a lo largo de los años (Chi cuadrado = 8,223; $p = 0,412$).

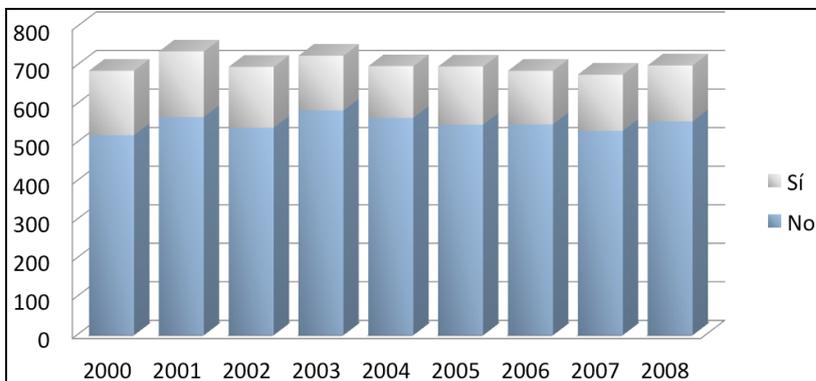


Figura 24. Distribución de los pacientes que presentan como complicación al menos un tipo de infección a lo largo de los años.

La mortalidad global durante el ingreso en UCI ha sido del 19,8% de los pacientes ingresados. La mortalidad a lo largo de los años se muestra en la Figura 25. No encontramos diferencias significativa en la distribución de la mortalidad por años (Chi cuadrado = 10,782; $p = 0,214$).

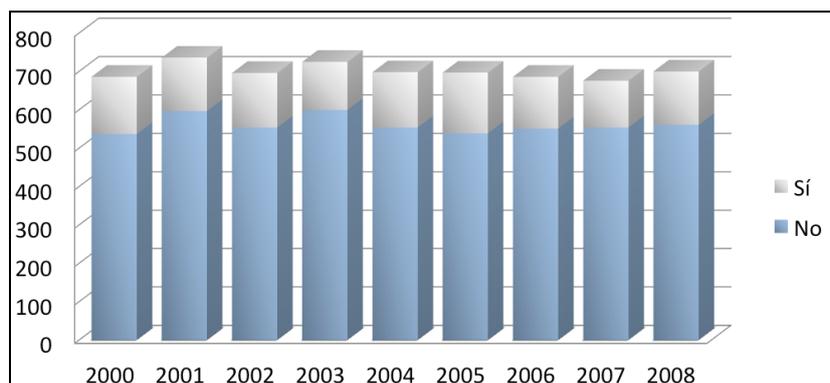


Figura 25. Distribución de los pacientes que presentan como desenlace exitoso a lo largo de los años.

3.4. Análisis y ajuste de los patrones de ingreso de los pacientes

3.4.1. Análisis de los patrones de ingreso

Tras el primer análisis estadístico de los pacientes que ingresaron en nuestra Unidad durante el periodo de recogida de datos, el paso siguiente para la construcción del modelo de simulación ha sido el análisis y el ajuste del patrón de ingresos. Este análisis se ha realizado para los diferentes tipos de pacientes ya comentados y considerando las variaciones por día de la semana y mes.

La media de ingresos diarios ha sido 1,89 (desviación estándar 1,26). La distribución de ingresos diarios para los diferentes grupos de pacientes se muestra en la Tabla 5.

Tabla 5. Distribución de los ingresos diarios por tipo de paciente.

Tipo de paciente	N	Media	DE ^(*)	Mínimo	Máximo
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	2438	0,74	0,75	0	4
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	681	0,21	0,45	0	3
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	318	0,10	0,31	0	3
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	625	0,19	0,45	0	4
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	756	0,23	0,47	0	3
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	449	0,14	0,37	0	3
Paciente médico de Urgencias - Observación (G7)	897	0,27	0,53	0	4
Donación de órganos y otros (G8)	62	0,02	0,14	0	2

En la segunda columna se muestran los ingresos totales en los 3288 días analizados. Las siguientes columnas muestran los valores diarios para cada tipo de paciente.

(*)Desviación estándar.

La Tabla 6 y la Figura 26 muestran el reparto de los ingresos en los diferentes días de la semana.

Tabla 6. Distribución de los ingresos por día de la semana.

Día de la semana	N	Media	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Lunes	1046	2,23	1,22	0	6
Martes	1078	2,29	1,27	0	9
Miércoles	1067	2,27	1,23	0	7
Jueves	950	2,03	1,18	0	6
Viernes	983	2,10	1,19	0	5
Sábado	532	1,13	1,04	0	5
Domingo	570	1,21	1,06	0	6
Total	6226	1,89	1,26	0	9

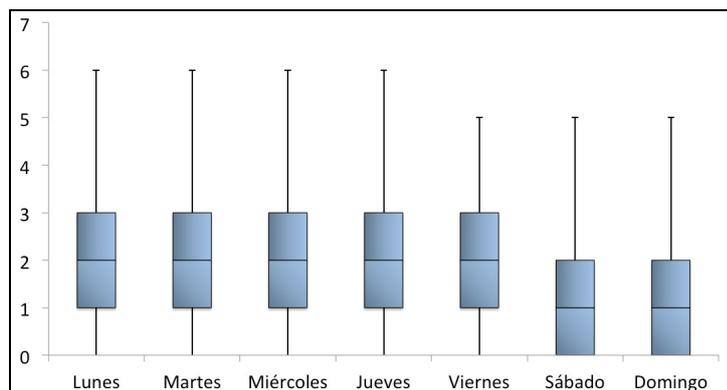


Figura 26. Distribución de los ingresos por día de la semana.

Encontramos una diferencia estadísticamente significativa entre el número de ingresos en los diferentes días de la semana (ANOVA: $F = 86,561$; $p = 0,000$). El análisis *post hoc*^(*) muestra que estas diferencias se deben al número de ingresos de los sábados y domingos respecto al resto de los días de la semana, que fue menor, debido a la ausencia de pacientes ingresados provenientes de cirugía programada. Aunque de menor intensidad que la diferencia anterior, los martes hubo un número de ingresos significativamente mayor que los jueves, debido principalmente a la menor actividad quirúrgica de este último día. El patrón de distribución de ingresos según el día de la semana se mantiene estable a lo largo de los años, tal como se aprecia en la Figura 27.

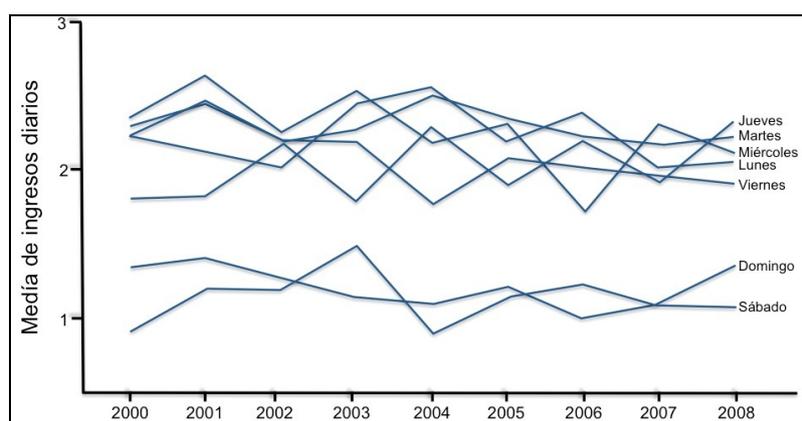


Figura 27. Distribución de los ingresos por día de la semana y año.

^(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

La distribución de los ingresos según tipo de paciente y día de la semana se muestra en la Tabla 7 y en la Figura 28.

Tabla 7. Distribución de los ingresos por tipo de paciente y día de la semana.

Tipo de paciente	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Sábado	Domingo
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	0,91 (0,64)	1,15 (0,74)	1,21 (0,75)	0,89 (0,69)	1,00 (0,66)	0,01 (0,12)	0,01 (0,11)
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	0,20 (0,44)	0,21 (0,46)	0,22 (0,47)	0,21 (0,45)	0,21 (0,44)	0,20 (0,46)	0,20 (0,43)
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	0,09 (0,30)	0,10 (0,32)	0,09 (0,29)	0,09 (0,31)	0,10 (0,31)	0,10 (0,31)	0,10 (0,32)
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	0,21 (0,43)	0,19 (0,45)	0,16 (0,41)	0,17 (0,41)	0,16 (0,43)	0,18 (0,44)	0,26 (0,54)
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	0,29 (0,53)	0,21 (0,44)	0,21 (0,46)	0,22 (0,47)	0,23 (0,48)	0,23 (0,46)	0,20 (0,43)
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	0,13 (0,36)	0,14 (0,44)	0,12 (0,35)	0,14 (0,40)	0,13 (0,37)	0,14 (0,38)	0,14 (0,37)
Paciente médico de Urgencias – Observación (G7)	0,36 (0,65)	0,27 (0,53)	0,22 (0,47)	0,28 (0,53)	0,25 (0,49)	0,25 (0,50)	0,28 (0,52)
Donación de órganos y otros (G8)	0,02 (0,13)	0,03 (0,16)	0,02 (0,16)	0,02 (0,14)	0,01 (0,10)	0,02 (0,15)	0,01 (0,12)
Total	2,23 (1,22)	2,29 (1,27)	2,27 (1,23)	2,03 (1,17)	2,10 (1,19)	1,13 (1,04)	1,21 (1,06)

En cada casilla se presenta en la parte superior la media de pacientes ingresados y en la parte inferior, y entre paréntesis, su desviación estándar.

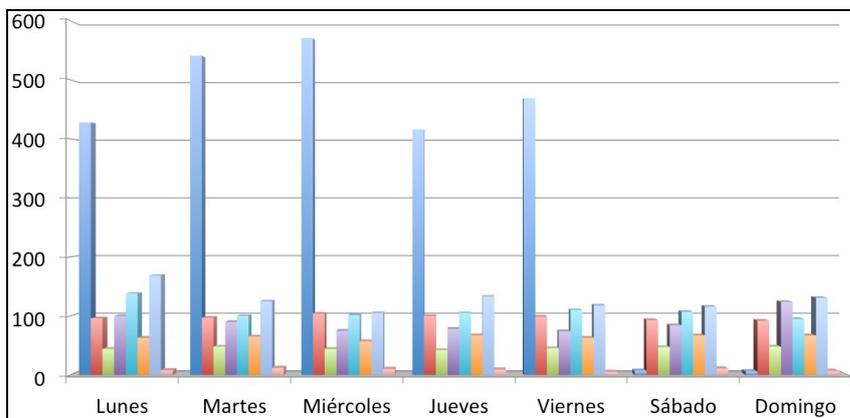


Figura 28. Distribución de los ingresos por tipo de paciente y día de la semana.

En cada grupo de columnas apiladas, y de izquierda a derecha, se representan los pacientes de los grupos G1 a G8 consecutivamente.

La inspección de los datos denota como no existen diferencias en el número de ingresos de carácter urgente (grupos G2 a G8) en los diferentes días de la semana, mientras que los ingresos del grupo G1 se mantienen de forma similar todos los días laborales para prácticamente desaparecer los sábados y domingos. El análisis estadístico confirma esta impresión visual.

El siguiente paso en el análisis del patrón de ingresos ha sido el estudio del comportamiento de estos ingresos en los diferentes meses del año. Las distribuciones de los pacientes ingresados por mes, y por mes y tipo de paciente se muestran en las Tablas 8 y 9 y en la Figura 29.

Tabla 8. Distribución de los ingresos diarios por mes.

Mes	Media	Desviación estándar	Mes	Media	Desviación estándar
Enero	1,93	1,26	Julio	1,61	1,16
Febrero	2,03	1,38	Agosto	1,77	1,12
Marzo	2,02	1,35	Septiembre	1,87	1,27
Abril	1,92	1,32	Octubre	1,96	1,21
Mayo	2,03	1,22	Noviembre	1,93	1,19
Junio	1,97	1,32	Diciembre	1,70	1,23

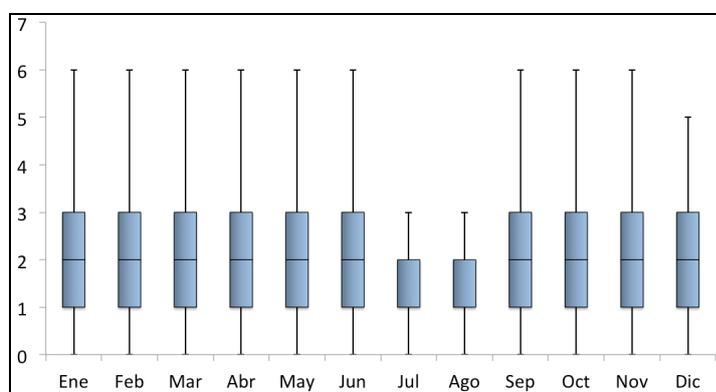


Figura 29. Distribución de los ingresos diarios por mes.

Tabla 9. Distribución de los ingresos totales por mes y tipo de paciente.

Mes	Tipo de paciente ^(*)								Total
	Grupo G1	Grupo G2	Grupo G3	Grupo G4	Grupo G5	Grupo G6	Grupo G7	Grupo G8	
Enero	222	59	16	37	68	34	100	3	539
Febrero	229	67	14	42	57	28	75	6	518
Marzo	229	55	27	53	77	30	85	7	563
Abril	202	56	25	49	62	43	75	7	519
Mayo	236	60	26	56	64	38	81	5	566
Junio	219	43	37	65	60	41	62	5	532
Julio	114	52	39	65	68	36	74	1	449
Agosto	156	56	40	63	60	44	70	5	494
Septiembre	200	51	30	60	58	35	67	4	505
Octubre	254	63	23	51	51	36	63	6	547
Noviembre	235	54	29	40	59	40	59	5	521
Diciembre	142	65	12	44	72	44	86	8	473

^(*) La correspondencia entre las iniciales y el tipo de paciente puede consultarse en la página 70.

El análisis de los datos muestra diferencias estadísticamente significativas entre el número de ingresos del mes de julio con los cuatro meses de mayor actividad.

Como resumen, el análisis del patrón de ingresos nos muestra que existe variabilidad dependiente del tipo de paciente, del día de la semana y del mes del año. En la construcción de nuestro modelo de simulación, estas diferencias deberán ser consideradas para un correcto ajuste matemático del patrón de ingresos de nuestros pacientes.

3.4.2. Ajuste de las tasas de ingreso para los diferentes tipos de pacientes

De forma general, el ajuste de datos a una distribución consiste en encontrar una distribución matemática que sea capaz de predecir los datos reales con suficiente fiabilidad, en términos probabilísticos. En nuestro caso, significa encontrar la distribución de probabilidad que nos facilite el número de ingresos diarios. Existen diferentes familias de distribuciones de probabilidad (Normal, Exponencial, Lognormal, etc.). Todas las funciones de distribución de probabilidad pertenecientes a una misma familia comparten la misma expresión matemática pero se diferencian en el valor que toman en uno o varios de los parámetros que indexan a la familia (por ejemplo, en la familia Normal, los parámetros que la indexan son la media y la desviación estándar; las diferentes funciones de distribución de probabilidad pertenecientes a esta familia diferirán en los valores que tomen en uno de estos parámetros o en los dos).

En la literatura médica, los pacientes que acuden a los sistemas de salud de forma aleatoria, como lo son los que acuden a los servicios de Urgencias y a las UCIs (exceptuando de ese último grupo a aquellos que son ingresados de forma programada), habitualmente son modelados mediante procesos de Poisson^{116,124-126,145,155,156}. Un proceso de Poisson es aquel en el que se cumple que el tiempo transcurrido entre dos eventos consecutivos sigue una distribución Exponencial. La probabilidad de que se produzcan un determinado número de eventos en un periodo de tiempo concreto viene definida por la distribución de Poisson. Esta distribución se usa habitualmente para modelar sucesos que se presentan de una forma aleatoria y se define por la Ecuación 5, donde n representa el número de ocurrencias del evento que se desea averiguar, e representa la base del logaritmo natural y λ es el promedio de eventos por unidad de tiempo. En esta distribución, la media y la varianza coinciden y se corresponden con el

valor de λ .

$$P(X = n) = e^{-\lambda} \frac{(\lambda)^n}{n!}$$

siendo

$$n = 1, 2, 3, \dots$$

Ecuación 5. Distribución de Poisson.

Como ejemplo, una UCI en la que no hay ingresos programados se comporta como un proceso de Poisson. Si sabemos que por término medio ingresa un paciente al día ($\lambda = 1$), la probabilidad de que en un día ingresen tres pacientes ($n = 3$) es:

$$P(X = 3) = e^{-1} \frac{(1)^3}{3!} = 0,061, \text{ es decir, } 6,1\%.$$

Las propiedades principales que definen un proceso de Poisson son las siguientes:

- Cada evento se produce en un momento determinado y diferente.
- El número de eventos que suceden en un intervalo de tiempo es independiente del número de eventos producidos en periodos de tiempo anteriores, dependiendo la probabilidad de que ocurra un evento en un intervalo de la duración de dicho intervalo. Debido a esta propiedad, se dice que el proceso de Poisson no tiene memoria (en un capítulo posterior se verá la implicación de esta propiedad en una de las soluciones propuestas).
- La probabilidad de que suceda un evento a lo largo del tiempo permanece constante.

Trasladadas al análisis de los ingresos en una UCI, estas propiedades implican que los pacientes llegan a la UCI de una forma individual, el momento de su llegada no está influenciado por los pacientes ingresados previamente (se entiende que la población susceptible de ingresar en una UCI es muy amplia y no se ve modificada por los proporcionalmente escasos pacientes ya ingresados) y no existe ningún plan preestablecido de llegada para los pacientes. La tercera propiedad explica como este proceso de ingreso de los pacientes se comporta de una forma homogénea a lo largo del

tiempo.

Nuestro primer intento consistió en un ajuste global de la tasa de ingresos para todos nuestros pacientes mediante un proceso de Poisson, como se muestra en la Figura 30 (en ésta y en las siguientes figuras, se muestra la comparación de las dos distribuciones mediante la prueba de Chi cuadrado y el p-valor correspondiente). De forma gráfica y estadísticamente se comprueba como este ajuste no resulta válido.

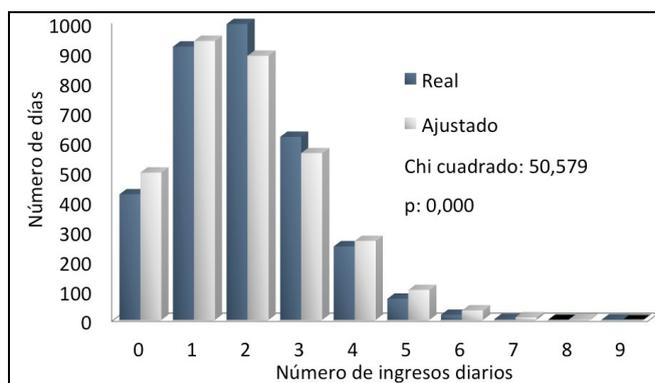


Figura 30. Número de ingresos diarios real y ajustado para el conjunto de pacientes.

De acuerdo con la variabilidad en el número de ingresos que habíamos encontrado según el día de la semana, en un segundo paso desdoblamos los pacientes en dos grupos, los ingresados los sábados y domingos (Figura 31), y los ingresados los días laborales (Figura 32).

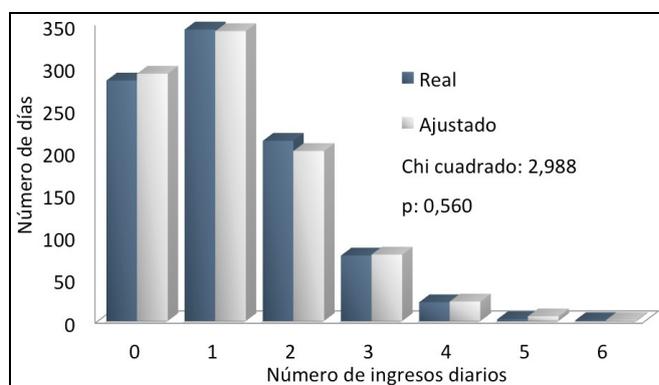


Figura 31. Número de ingresos diarios, real y ajustado, los sábados y domingos.

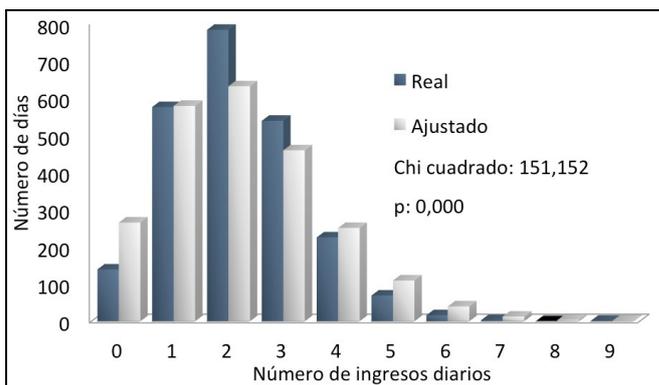


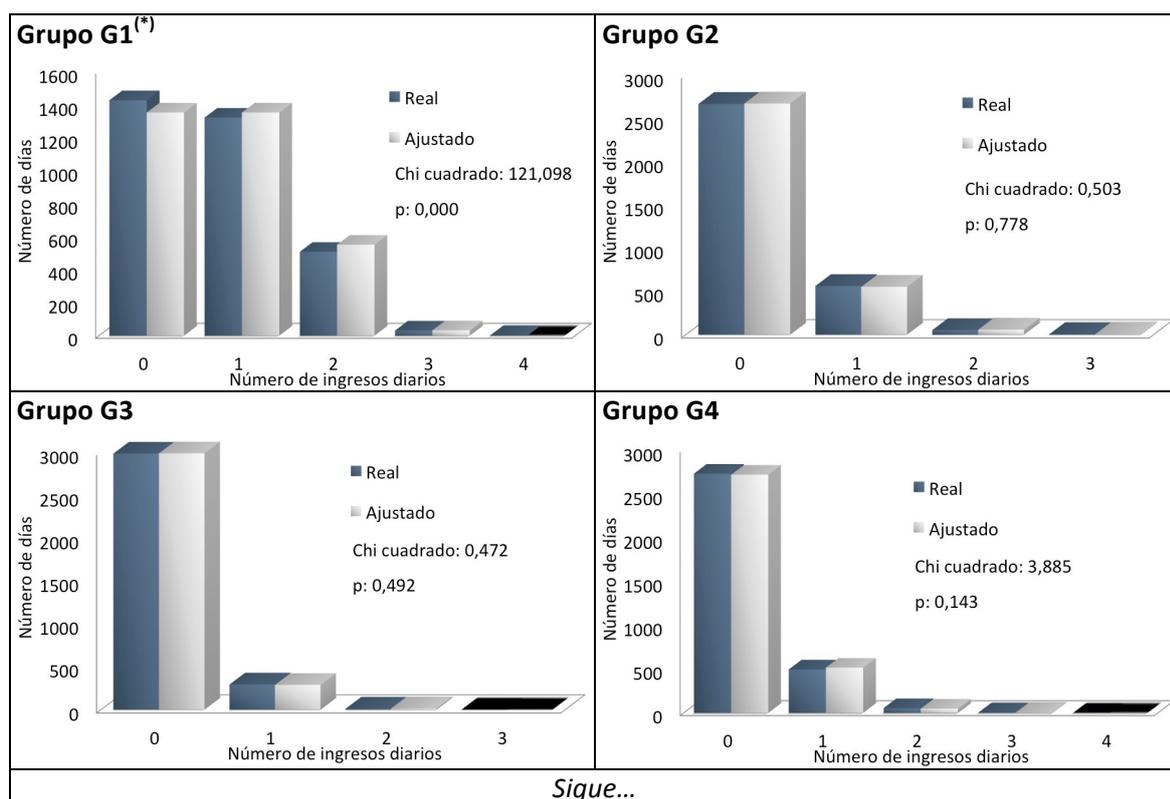
Figura 32. Número de ingresos diarios, real y ajustado, los días laborales.

El ajuste a procesos de Poisson resultó adecuado para los pacientes admitidos los sábados y los domingos, que realmente ingresan de una forma aleatoria, puesto que en estos días no se realiza cirugía programada. Sin embargo, esta distribución no resultó válida para los pacientes ingresados los días laborales, que en parte lo hacen de forma programada y en parte de forma aleatoria. Con el fin de recoger estas peculiaridades, optamos por un ajuste individualizado para cada grupo de pacientes. Así, el análisis de los pacientes ingresados de forma programada, que corresponden a los pacientes del grupo G1, se hizo de una manera diferente a la del resto de pacientes, que ingresaron de forma urgente (bien procedieran del Servicio de Urgencias, bien procedieran de Salas de Hospitalización, de otros hospitales o tras una intervención quirúrgica urgente) y por tanto aleatoria.

La distribución de Poisson resultó válida para los pacientes de los grupos G2 a G7. La Tabla 10 muestra el valor de λ obtenido para estos tipos de pacientes. Posteriormente, en la Figura 33, se muestra de forma gráfica y estadística (prueba de Chi cuadrado) los resultados de los ajustes del número de ingresos diarios de estos grupos de pacientes a distribuciones de Poisson; se muestra también el resultado fallido del ajuste para el grupo G1.

Tabla 10. Ajuste de los ingresos para los pacientes de los tipos G2 a G7 mediante procesos de Poisson.

Tipo de paciente	Distribución del patrón de ingresos
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	POIS (0,270)
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	POIS (0,135)
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	POIS (0,226)
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	POIS (0,205)
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	POIS (0,137)
Paciente médico de Urgencias - Observación (G7)	POIS (0,096)



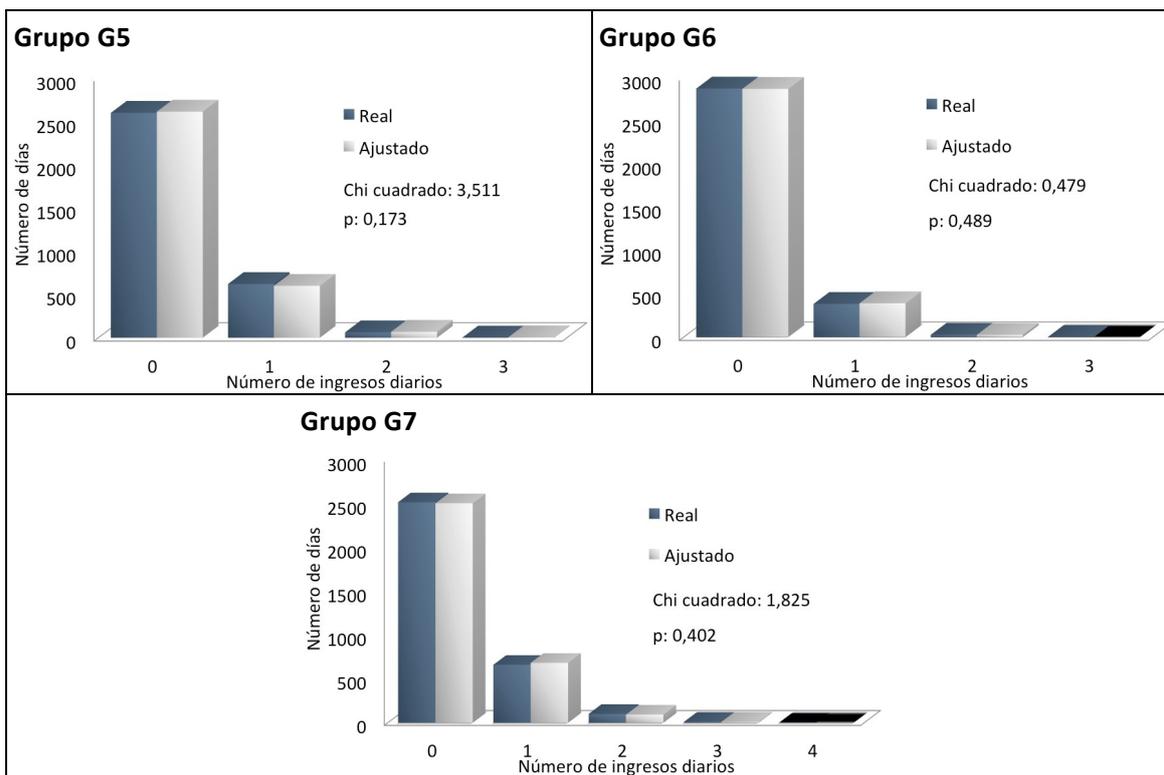


Figura 33. Número de ingresos diarios, real y ajustado, para los diferentes tipos de pacientes.

(*) La correspondencia entre las iniciales y el tipo de paciente puede consultarse en la página 70.

Si bien el proceso de Poisson resulta adecuado para los pacientes que ingresan de forma urgente, independientemente de su procedencia, los pacientes que son ingresados en una UCI de forma electiva es muy improbable que sigan un proceso de Poisson. Ello se debe a las ya comentadas variaciones semanales y estacionales en la distribución de estos ingresos, debido a que habitualmente corresponden a pacientes postoperados de forma programada (como es el caso de este estudio) o pacientes ingresados para pruebas específicas que requieren un periodo de control en una UCI (cateterismos, estudios electrofisiológicos, etc.). En la literatura se pueden encontrar diferentes formas de modelar el patrón de los ingresos programados en las UCIs: distribuciones empíricas¹⁵⁷, procesos de Poisson estacionarios^{120,124,125,128,129,158,159} y no estacionarios¹⁵⁵, distribuciones deterministas¹²⁷ o distribución de Bernoulli¹⁶⁰.

En nuestro trabajo, el ajuste de los pacientes ingresados de forma programada se realizó mediante la distribución empírica acumulada. Esta distribución pertenece al grupo

de las distribuciones no paramétricas. Existen varias definiciones para las distribuciones no paramétricas. Una de ellas consiste en considerar como tales a aquellas distribuciones no basadas en familias de funciones indexadas por un conjunto de parámetros definidos¹⁶¹, a diferencia de las llamadas distribuciones paramétricas, como son la distribución Normal y la de Poisson, que se fundamentan en parámetros concretos (la media y la varianza en el caso de la distribución Normal, y el valor de lambda en el caso de la distribución de Poisson).

Conforme se ha desarrollado la capacidad de computación, las publicaciones en las que aparecen distribuciones no paramétricas han proliferado en la literatura científica, en parte debido a su mayor capacidad para adaptarse a los datos de las que proceden. Sin embargo, los análisis basados en distribuciones paramétricas siguen presentando ventajas sobre los basados en distribuciones empíricas, entre las que se encuentran las siguientes:

- Si el ajuste a una distribución es correcto, los métodos paramétricos resultan más eficientes en cuanto a los resultados obtenidos a través de ellos, aunque actualmente, con el desarrollo de la metodología no paramétrica, no siempre resulta cierto este enunciado.
- En general, los análisis basados en métodos paramétricos son más sencillos de realizar. Por su propia definición, al ser basados en parámetros, los resultados obtenidos por las herramientas paramétricas resultan más fáciles de interpretar desde el punto de vista práctico, especialmente para las personas no duchos en el análisis matemático.
- Los métodos no paramétricos pueden resultar menos sensibles en el análisis de los valores extremos.

Con todo ello, la utilización de los métodos no paramétricos estará indicado cuando no resulta posible el ajuste de los datos a una distribución paramétrica, bien de forma directa o tras manipulación matemática de los mismos.

La distribución empírica acumulada es un tipo de distribución no paramétrica. Su función de densidad y su distribución se calculan directamente a partir de los experimentos aleatorios realizados y no a partir de fórmulas teóricas previas. Se basa en el análisis empírico de la muestra que se desea estudiar, mediante el conteo del número de veces que se produce cada uno de los posibles resultados de un determinado suceso. Su definición matemática viene expresada por la formulación que figura en la Ecuación 6 y su aproximación a la función de distribución de la población aumentará en la medida que se incremente el tamaño muestral.

$$F_n(t) = \frac{\text{Número de elementos en la muestra } \leq t}{n}$$

$$F_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I\{x_i \leq t\}$$

Ecuación 6. Distribución empírica acumulada.

En nuestro trabajo utilizamos la distribución empírica acumulada (conocida también como distribución empírica) para el ajuste de las tasas de ingreso de los pacientes de los grupos G1 y G8, en la medida que no logramos un correcto ajuste a ninguna de las distribuciones paramétricas contempladas (distribuciones de Poisson, binomial y otros tipos de distribuciones discretas). Para los pacientes del grupo G1, diferenciamos por los motivos previamente expuestos entre los días laborales y los sábados y domingos, y entre el mes de julio y el resto de los meses del año. La Tabla 11 muestra las tasas de ingresos empíricas para los pacientes de los grupos G1 y G8.

Tabla 11. Ajuste de los ingresos para los pacientes de los tipos G1 y G8.

Tipo de paciente	Distribución del patrón de ingresos		
	Fines de semana	Lunes a Viernes	Julio, Lunes a Viernes
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	0: p = 1	0: p = 0,1874	0: p = 0,4848
		1: p = 0,5665	1: p = 0,4545
		2: p = 0,2307	2: p = 0,0606
		3: p = 0,0144	
		4: p = 0,0009	

Sigue...

Tipo de paciente	Distribución del patrón de ingresos
	Todos los días
Donación de órganos y otros (G8)	0: p = 0,9814
	1: p = 0,0182
	2: p = 0,0003

Los valores indican la probabilidad correspondiente para cada número de ingresos considerado.

Una vez realizado el primer paso para la construcción del modelo de simulación, el siguiente paso consistió en el análisis de la duración de la estancia de los pacientes ingresados, para de esta forma construir nuestro modelo de simulación basado en un sistema de colas.

3.5. Análisis y ajuste de la duración de las estancias de los pacientes

3.5.1. Análisis de las estancias

Los pacientes ingresados en una UCI presentan una gran variabilidad en la duración de sus estancias. De ello deriva que una pequeña proporción de pacientes consuman un alto porcentaje de recursos, tanto de ocupación de camas como económicos^{162,163}. Arabi *et ál.*¹⁶⁴ cifran los pacientes con estancia prolongada (estancia superior a 14 días) en la UCI de un hospital terciario en un 11%, y les atribuyen un 45,1% de la utilización de camas. Hughes *et ál.*¹⁶⁵ encuentran en un estudio observacional sobre 23 UCIs escocesas como un 1,6% de los pacientes con estancia igual o superior a 30 días suponen un 15,7% de las estancias totales. De forma similar, Stricker *et ál.*¹⁶⁶, en un estudio realizado en una UCI de grandes dimensiones, atribuyen al grupo de pacientes con estancia superior a 7 días, que suman el 11% del total, más del 50% de los recursos consumidos.

Entre los factores que condicionan la duración de la estancia de los pacientes figuran la gravedad del proceso que condiciona su ingreso, medido con escalas como el APACHE II o el SAPS^(*), la procedencia de los pacientes y la presencia de complicaciones, especialmente infecciosas, durante el ingreso.

Knaus *et ál.*¹⁶⁷ encuentran que el 78% de la variabilidad en la duración de la estancia de los pacientes puede atribuirse a la gravedad de dichos pacientes en el momento de su admisión, medida mediante la escala APACHE II. Otros autores constatan esta misma relación entre gravedad al ingreso, cuantificada mediante escalas, y duración de la estancia en UCI^{163,168}.

Respecto a la procedencia, la literatura médica señala diferencias en la duración de la estancia de los pacientes en UCI dependientes del lugar desde el que acceden a ella, siendo menos prolongada en aquéllos ingresados de forma electiva (en general pacientes postoperados) que en los admitidos de forma urgente^{163,164,168}.

Finalmente, un condicionante de la duración de la estancia en UCI son las complicaciones adquiridas durante la misma, especialmente las complicaciones infecciosas. De estas últimas, aquellas asociadas a la utilización de dispositivos (ventilación mecánica y cateterización de vías venosas centrales y uretral) son las más estudiadas¹⁶⁹. Bickembach *et ál.*¹⁷⁰ llegan a determinar que el 89% de los pacientes con estancia mayor de 30 días en su Unidad presentan sepsis.

El análisis de las estancias de nuestros pacientes se ha basado en los factores anteriormente reseñados: tipo de paciente; gravedad en el momento del ingreso, medida por la escala APACHE II en las primeras 24 horas, y complicaciones de tipo infeccioso durante la estancia.

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

3.5.1.1. Influencia del tipo de paciente en la duración de la estancia

La media de la duración de la estancia de los 6300 pacientes que han participado en el estudio fue de 7,49 días (desviación estándar 13,30), con una mediana de 3 días y un rango entre 0 y 298 días.

No encontramos diferencias estadísticamente significativas en la duración de la estancia durante el periodo de estudio (ANOVA: $F = 0,783$; $p = 0,618$). La Figura 34 muestra la distribución de la duración de las estancias a lo largo de los años.

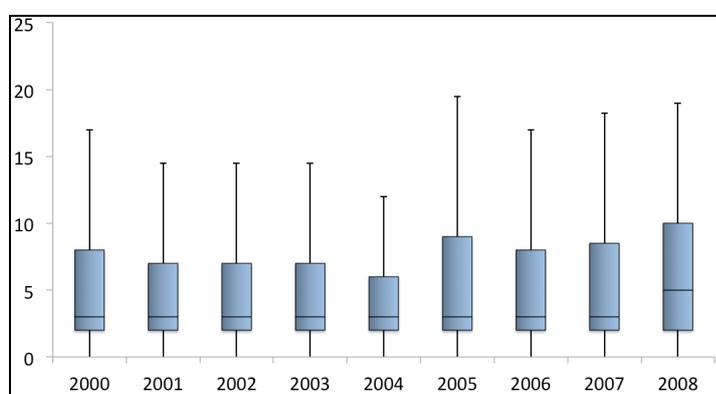


Figura 34. Distribución de la duración de la estancia (expresada en días) y año.

Observamos una importante disparidad en la duración de la estancia entre los grupos de pacientes contemplados, como se observa en la Tabla 12 y en la Figura 35. Exceptuando el especial grupo G8 (en el que la mayor parte de sus miembros son ingresados para donación de órganos), el resto de grupos presentaron estancias máximas muy elevadas y una notable diferencia entre la media y la mediana, expresión de asimetría en la distribución (en el grupo G1, la media se sitúa incluso por encima del percentil 75). Coincidiendo con lo publicado en la literatura, nuestras estancias prolongadas también conllevan importantes implicaciones clínicas y de gestión: doscientos ochenta y nueve pacientes (4,6% del total) presentaron una estancia superior a 30 días. Sin embargo, este reducido porcentaje de pacientes supuso un 32,4% de las estancias totales.

Tabla 12. Variabilidad de la duración de la estancia para los diferentes tipos de paciente.

Tipo de paciente	Media	DE ^(*)	Mínimo	P_25 ^(†)	Mediana	P_75 ^(‡)	Máximo	N
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	4,11	8,62	0	2	2	3	150	2438
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	10,34	12,97	0	2	5	14	99	681
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	10,59	15,02	0	2	5	14	140	318
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	10,92	13,33	0	2	6	15	122	625
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	9,93	18,92	0	2	5	11	296	756
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	9,92	14,20	0	2	5	11	108	449
Paciente médico de Urgencias - Observación (G7)	8,10	15,33	0	2	4	8	298	897
Donación de órganos y otros (G8)	1,36	1,04	0	1	1	2	4	62

^(*)Desviación estándar. ^(†)Percentil 25 de la distribución. ^(‡)Percentil 75 de la distribución. Los datos están expresados en días.

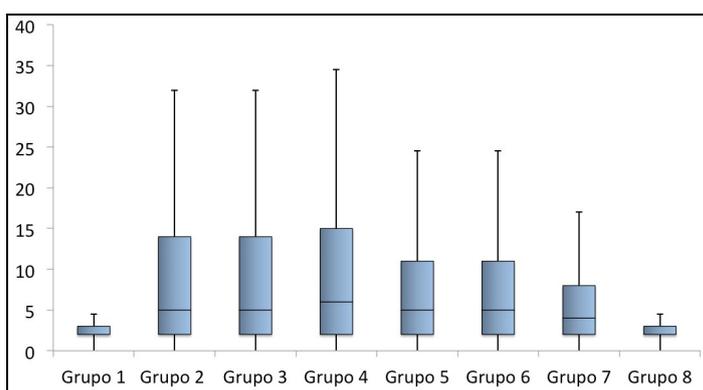


Figura 35. Distribución de la duración de la estancia (expresada en días) y tipo de paciente.

Como se puede intuir del análisis y la observación de la tabla y la figura previas, existen diferencias que alcanzan la significación estadística en la duración de la estancia entre los diferentes tipos de paciente (ANOVA: $F = 45,322$; $p = 0,000$). Estas diferencias se

concentran entre la duración de la estancia de todos los grupos respecto al grupo mayoritario de pacientes ingresados de forma programada (grupo G1), que presenta una menor estancia. Las peculiaridades del grupo G8 hacen que su estancia sea muy corta, significativamente menor que la del resto de los grupos, excepto la del grupo G1.

Encontramos diferencias con significación estadística entre la duración de la estancia en hombres (media 5,36; desviación estándar 10,70) y mujeres (media 4,93 días; desviación estándar 9,95. T de Student = 2,259; $p = 0,024$). Cuando se desglosan estas diferencias por el tipo de paciente, las diferencias únicamente alcanzan la significación estadística para los grupos G4 y G7, como se muestra en la Tabla 13.

Tabla 13. Distribución de la duración de la estancia por sexo y tipo de paciente.

Tipo de paciente	Hombres			Mujeres			T de Student	p ^(†)
	N	Media	DE ^(*)	N	Media	DE ^(*)		
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	1625	3,93	8,25	809	4,49	9,32	-1,469	0,142
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	468	10,74	13,53	213	9,45	11,64	1,207	0,228
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	237	10,86	15,00	79	9,99	15,30	0,444	0,657
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	463	11,53	13,58	156	8,99	11,86	2,084	0,038
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	482	9,91	16,38	271	9,90	22,83	0,006	0,995
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	321	10,29	15,08	127	9,00	11,74	0,865	0,387
Paciente médico de Urgencias – Observación (G7)	563	8,91	17,75	331	6,76	9,90	2,315	0,021
Donación de órganos y otros (G8)	37	1,24	1,01	25	1,52	1,09	-1,027	0,309

^(*)Desviación estándar. ^(†)Probabilidad.

3.5.1.2. Influencia de la infección en la duración de la estancia

La presencia de complicaciones infecciosas a lo largo del ingreso de los pacientes se asoció de forma significativa a la duración de la estancia. Entre los pacientes no infectados, la estancia media fue de 3,88 días (desviación estándar 4,54), mientras que en el grupo que sufrió algún tipo de infección, la estancia media se alargó hasta 20,68 días (desviación estándar 22,94. T de Student = -26,783; p = 0,000). Esta diferencia alcanzó la significación estadística para todos los grupos de pacientes, excepto para el reducido grupo G8, como se muestra en las Tabla 14.

Tabla 14. Duración de la estancia según la presencia o no de complicaciones infecciosas y tipo de paciente.

Tipo de paciente	Pacientes sin infección			Pacientes con infección			T de Student	p ^(*)
	N	Media	DE ^(*)	N	Media	DE ^(*)		
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	2267	2,76	2,95	171	22,05	24,49	-10,292	0,000
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	420	4,85	5,60	261	19,15	16,22	-13,746	0,000
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	214	3,78	3,35	104	24,60	19,41	-10,863	0,000
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	414	4,98	5,19	211	22,57	16,41	-15,187	0,000
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	498	5,48	5,64	258	18,51	29,63	-7,000	0,000
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	325	6,16	6,64	124	19,79	21,96	-6,795	0,000
Paciente médico de Urgencias – Observación (G7)	692	4,29	4,81	205	20,95	27,11	-8,76	0,000
Donación de órganos y otros (G8)	58	1,29	1,04	4	2,25	0,50	-1,810	0,075

(*) Desviación estándar. ^(†)p-valor. Los datos están expresados en días.

El alargamiento de la duración de la estancia cuando aparece una complicación

infecciosa fue estadísticamente significativo para todas las infecciones analizadas, como se muestra en la Tabla 15.

Tabla 15. Duración de la estancia entre los pacientes con complicaciones infecciosas y entre los que no las presentan, desglosada para cada tipo de infección.

Tipo de infección	Pacientes sin infección			Pacientes con infección			T de Student	p ^(†)
	N	Media	DE ^(*)	N	Media	DE ^(*)		
Neumonía	5999	6,24	10,01	301	32,38	32,49	-13,928	0,000
Traqueobronquitis	5870	5,99	9,14	430	27,91	31,70	-14,290	0,000
Infección respiratoria ^(‡)	5613	5,10	7,33	687	27,02	27,46	-20,830	0,000
Bacteriemia relacionada con catéter	6246	7,21	12,65	54	40,07	32,68	-7,385	0,000
Bacteriemia no relacionada con catéter	6023	6,69	11,42	277	24,80	29,58	-10,152	0,000
Bacteriemia total ^(§)	5981	6,50	10,91	319	26,09	29,97	-11,634	0,000
Infección de orina	6116	6,72	11,02	184	33,09	36,73	-9,725	0,000
Infección quirúrgica	6151	7,08	12,10	149	24,50	33,80	-6,281	0,000
Infección del SNC	6241	7,35	13,19	59	22,20	16,37	-6,948	0,000
Otro tipo de infección	5835	6,22	9,65	465	23,45	30,87	-11,996	0,000

^(*)Desviación estándar. ^(†)p-valor. ^(‡)Suma de neumonía y traqueobronquitis. ^(§)Suma de bacteriemia relacionada con catéter y de bacteriemia no relacionada con catéter. Los datos están expresados en días.

Considerando todos los pacientes analizados, la media de infecciones por paciente fue de 0,330 (desviación estándar 0,817), con un rango entre 0 y 15. El número de infecciones que un paciente presentó durante su ingreso se correlacionó de forma positiva y con significación estadística con la duración de su estancia ($R^2 = 0,547$. $F = 7575,172$; $p = 0,000$).

3.5.1.3. Influencia de la puntuación en el APACHE II en la duración de la estancia

El análisis de la duración de la estancia mostró que existe correlación entre la duración de la misma y la puntuación en la escala APACHE II. Esta correlación se encontró tanto en los pacientes que sobrevivieron como en los que fallecieron, aunque en diferente sentido: entre los pacientes que sobrevivieron, una mayor puntuación en la escala APACHE II se correlacionó con una mayor estancia y, a la inversa, una puntuación baja con una corta estancia. Entre los pacientes que fallecieron durante su ingreso en UCI, un APACHE II elevado se correlacionó con una corta estancia, mientras que un APACHE II bajo lo hizo con una estancia más prolongada. La Tabla 16 muestra esta relación.

Tabla 16. Correlación entre duración de la estancia y APACHE II.

	Tipo de paciente ^(*)							
	Grupo G1	Grupo G2	Grupo G3	Grupo G4	Grupo G5	Grupo G6	Grupo G7	Grupo G8
Pacientes totales	0,388 (0,000)	-0,009 (0,781)	0,031 (0,509)	-0,067 (0,066)	0,095 (0,013)	0,089 (0,156)	0,132 (0,019)	-0,253 (0,008)
No exitus	0,420 (0,000)	0,1550 (0,000)	0,141 (0,011)	-0,067 (0,066)	0,360 (0,000)	0,409 (0,000)	0,414 (0,000)	0,137 (0,328)
Exitus	-0,011 (0,944)	-0,160 (0,127)	-0,177 (0,051)	-0,249 (0,000)	-0,266 (0,000)	-0,428 (0,002)	-0,154 (0,177)	-0,341 (0,009)

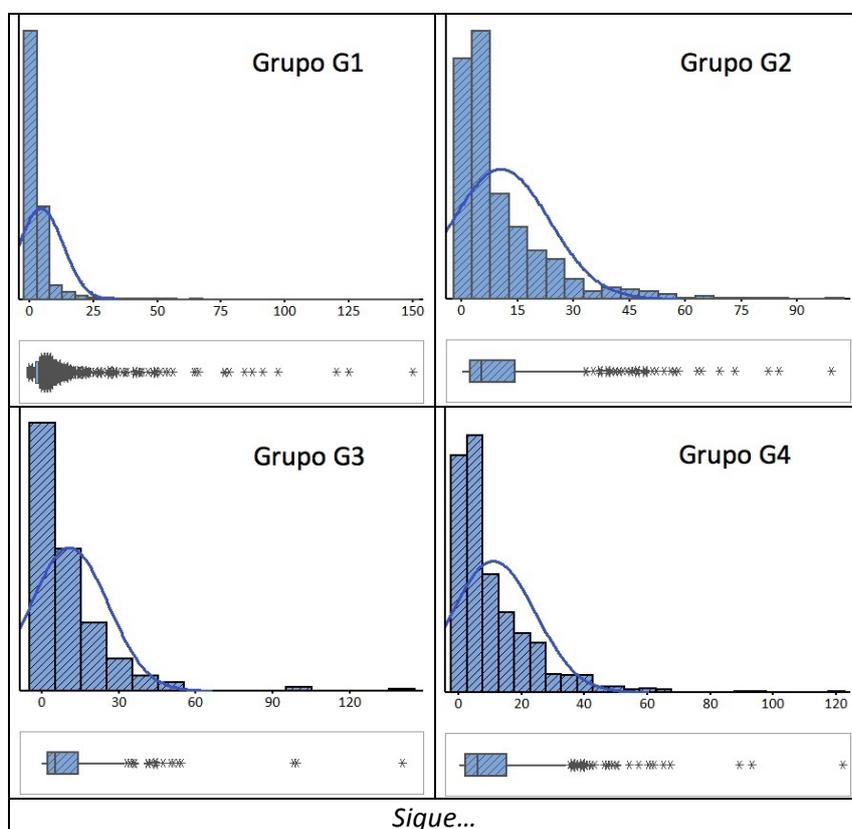
^(*) La correspondencia entre las iniciales y el tipo de paciente puede consultarse en la página 70.

Las casillas muestran en la parte superior el valor del coeficiente de correlación entre la duración de la estancia y el APACHE II. En la parte inferior, se muestra p-valor para este coeficiente.

Esta relación se debe a que la puntuación en la escala APACHE II que medimos es un índice de la gravedad al ingreso en UCI: entre los pacientes que sobrevivieron, los más graves a su ingreso fueron los que más tiempo precisaron para su recuperación. Sin embargo, en el grupo de pacientes que fallecieron, aquellos que a su ingreso presentaban mayor gravedad fueron los que fallecieron más precozmente.

3.5.2. Ajuste de la duración de la estancia para los diferentes tipos de pacientes

Como se ha mostrado previamente, del análisis de la duración de la estancia de los pacientes se pueden extraer dos conclusiones: en primer lugar, existe una gran variabilidad en la duración de las estancias en los diferentes grupos de pacientes y, en segundo lugar, en todos los grupos de pacientes (excepto el reducido grupo G8) se encuentran una alta proporción de estancias prolongadas. La Figura 36 muestra de forma gráfica estas conclusiones: se representan los histogramas de la duración de la estancia y el diagrama de cajas, en el que aparecen los valores extremos, para los diferentes grupos de pacientes. En todas las gráficas se ha dibujado también el ajuste de los datos a la distribución Normal. Para todos los casos, tanto el ajuste visual como el analítico es deficiente (la probabilidad asociada al estadístico Anderson Darling de ajuste a la distribución Normal es menor de 0,005 en todos los grupos).



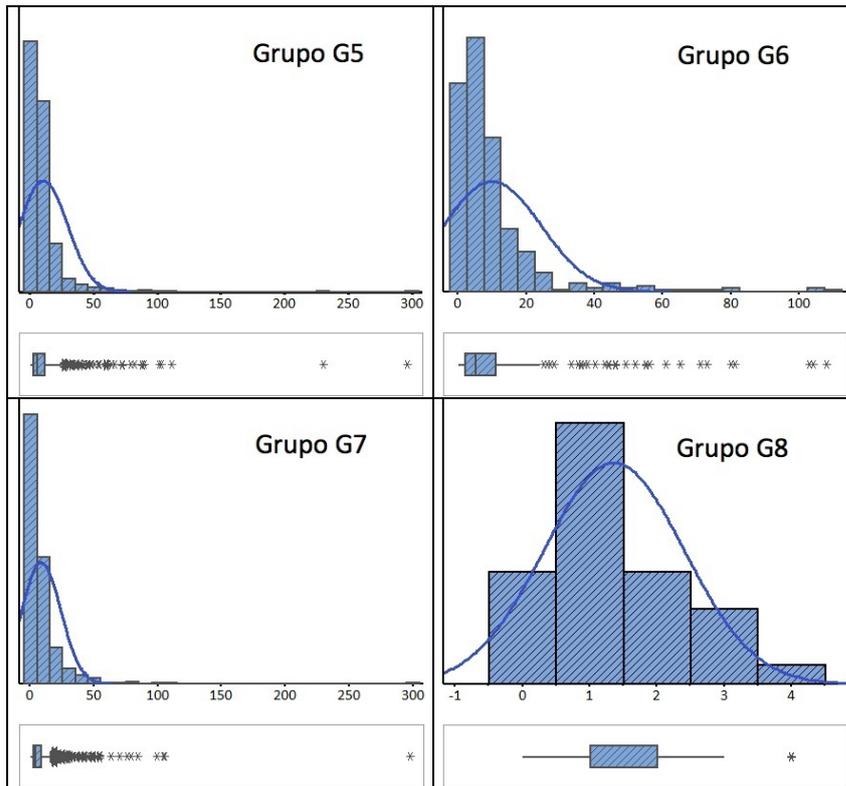


Figura 36. Distribución de la duración de la estancia (expresada en días) para los diferentes tipos de pacientes. La línea azul representa el ajuste de los datos a la distribución Normal.

Las implicaciones prácticas de este análisis han sido dos: el ajuste de la duración de las estancias, al igual que para las tasas de ingreso, debe ser diferenciado para cada tipo de paciente y, en segundo lugar, es necesario encontrar una solución a la problemática de las altas estancias.

Respecto a la primera implicación, hemos encontrado cómo otros autores han utilizado estrategias de dividir en grupos la población que les sirve de fuente de datos en sus modelos de simulación, en vez de analizarla de forma conjunta. Siddharthan *et ál.*¹⁷¹ clasifican los pacientes que acuden a un Servicio de Urgencias en dos grupos, según la prioridad que requiera su atención. Ajustan en ambos grupos las tasas de ingreso y la duración de las estancias para la realización de un modelo dirigido a reducir las listas de espera basado en prioridades de ingreso. Chan *et ál.*¹⁷² categorizan los pacientes de una UCI en nueve grupos, de acuerdo a criterios de gravedad y de duración de la estancia, para realizar un modelo para el análisis de diferentes políticas de alta de los pacientes y

sus consecuencias sobre las readmisiones en UCI tras el alta.

Respecto a la segunda implicación, trabajos previos han comunicado la presencia de valores extremos en la duración de las estancias^{123,172,173}, aunque no han sido capaces de encontrar una solución adecuada para su ajuste. La solución propuesta más habitualmente es la utilización de las llamadas “distribuciones de colas pesadas”. Estas distribuciones se caracterizan porque presentan una mayor concentración de datos alejados de la media y por tanto su curtosis es menor. La curtosis relaciona la proporción de varianza explicada por los datos próximos a la media y por los datos alejados de ella. Una curtosis baja significa una baja proporción de datos próximos a la media. Sin embargo, la utilización de este tipo de distribuciones ha mostrado un ajuste deficiente en nuestro estudio. Como ejemplo, la Figura 37 muestra la falta de ajuste de la duración de la estancia de los pacientes del grupo G1 mediante distribuciones de este tipo, Lognormal y Loglogística.

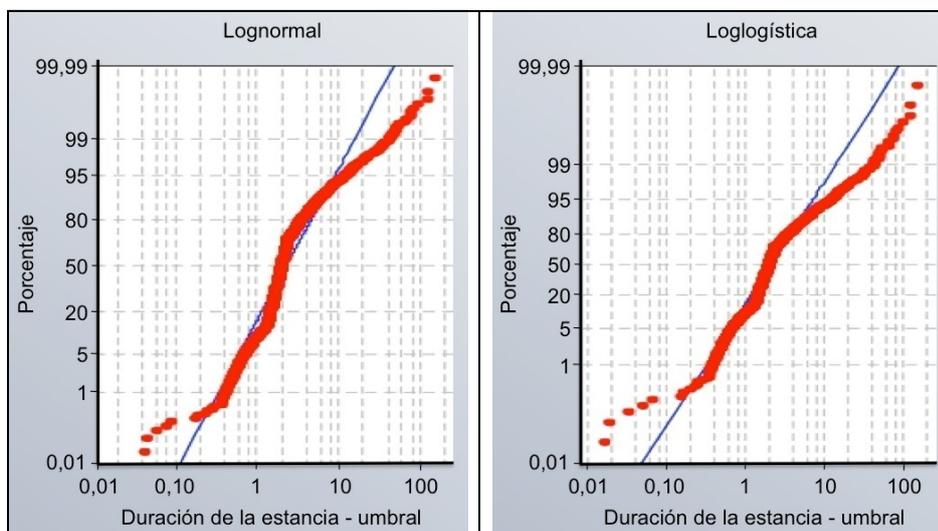


Figura 37. Ajuste de la duración de la estancia de los pacientes del grupo G1 a distribuciones Lognormal y Loglogística.

Dada la dificultad para el ajuste de la duración de las estancias debido a los valores extremos, en la literatura se han propuesto reglas basadas en eliminar dichos valores^{123,173,174}. Sin embargo, estos valores se asocian a alto consumo de recursos, por lo que su eliminación del análisis estadístico puede llevar a una incorrecta interpretación

del sistema que se pretende representar. Algunos de estos estudios compensan la eliminación de los valores extremos mediante la reducción del número de camas disponibles en el mismo porcentaje¹²³. Este planteamiento resulta débil, como se demuestra en su traslación a nuestros datos: si como se ha comentado anteriormente, un 4,6% de nuestros pacientes consume un 32,4% de las estancias totales, un planteamiento basado en eliminar estos pacientes y reducir un 4,6% las camas supondría dimensionar en exceso la disponibilidad de camas: el 95,4% de nuestra capacidad de camas se dirigirían a atender un 67,6% de las estancias (porcentaje que corresponde a sustraer el 32,4% del total de las estancias); un planteamientos en esta línea, basado en eliminar los pacientes extremos y el porcentaje de ocupación que les corresponde (en nuestro caso, 4,6% de los pacientes y 32,4% de las camas) supondría obtener valores erróneos, puesto que la varianza de los resultados obtenidos sería diferente y las medidas para la evaluación del funcionamiento de un modelo de colas dependen de la varianza.

Con estos antecedentes, nuestra solución debía ir dirigida a un ajuste que incluyera todos los datos, sin eliminar los valores extremos, aprovechando enfoques ya conocidos, como la división de los pacientes en grupos y la utilización de “distribuciones de colas pesadas”. Consideramos nuestros ocho tipos de ingresos y observamos como en todos ellos existía una correlación entre la puntuación en la escala APACHE II al ingreso, el desenlace de *exitus* y la duración de la estancia, como se ha mostrado previamente en la Tabla 16: entre los pacientes que sobreviven, un APACHE II elevado se asocia a estancia prolongada, mientras que entre los que fallecen, un APACHE II elevado se asocia a una estancia corta. Estos análisis exploratorios condujeron a la formulación de modelos de regresión para explicar el tiempo de estancia de los pacientes. Consideramos familias paramétricas de distribuciones de probabilidad y se hizo depender alguno de estos parámetros de las variables explicativas APACHE II, sexo, edad y *exitus*. En particular, para cada un de los grupos de pacientes se utilizaron familias de distribuciones $F_k(t; \mu_k, \sigma_k)$ con parámetros de localización μ_k y escala σ_k . El parámetro μ_k se expresó como función lineal de las variables explicativas.

Para todos los grupos, las variables APACHE II al ingreso y *exitus* formaron parte

de los modelos de regresión. Para un correcto ajuste de los pacientes pertenecientes al grupo G1, además de estas variables, fue necesario considerar cuatro tipos de infecciones: neumonía asociada a ventilación mecánica, infección de orina secundaria a cateterización uretral, bacteriemia secundaria a infección de catéter venoso central y cualquier otro tipo de infección diferente a las anteriores. Las variables edad y sexo no se mostraron significativas en los modelos de regresión. La Ecuación 7 muestra el esquema seguido para explicar la duración de la estancia para los diferentes tipos de pacientes.

$$\begin{aligned}
 & \text{Estancia}_k \mapsto F_k(t; \mu_k, \sigma_k) \\
 & \text{donde} \\
 & \mu_k = \beta_{0,k} + \beta_{1,k} \times \text{APACHE} + \beta_{2,k} \times \text{EXITUS} \\
 & \quad \text{Para los pacientes de los grupos } k = G2, \dots, G8 \\
 & \mu_1 = \beta_0 + \beta_1 \times \text{APACHE} + \beta_2 \times \text{EXITUS} + \sum_{i=3}^6 \beta_i \times \text{INFECCIÓN} \\
 & \quad \text{Para los pacientes del grupo } k = G1
 \end{aligned}$$

Ecuación 7. Planteamiento para explicar la duración de la estancia.

Los parámetros del modelo de regresión se estimaron por el método de máxima verosimilitud y los modelos fueron validados analizando los residuales estandarizados y de Cox-Snell. Se probaron varias familias paramétricas $F_k(t; \mu_k, \sigma_k)$, obteniéndose los mejores ajustes con la distribución Lognormal, para los grupos $k = G2, G3, G4, G6, G7$, y LogLogística, para los grupos $k = G1, G5$ y $G8$.

Un conjunto de datos sigue una distribución Lognormal si la muestra formada por el logaritmo natural de estos datos sigue una distribución Normal. De forma similar, un conjunto de datos se ajusta a una distribución Loglogística si la muestra formada por el logaritmo natural de estos datos sigue una distribución Logística. La forma de esta distribución se asemeja a la distribución Lognormal, pero sus colas son más “pesadas”. Ambas familias de distribuciones, como ya se ha indicado, están indexadas mediante dos parámetros, el parámetro de localización μ y el de escala σ , siendo sus funciones de

densidad de probabilidad las que se muestran en la Ecuación 8.

$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(\ln x - \mu)^2 / 2\sigma^2}$	$f(x) = \frac{1}{\sigma} \frac{1}{x} \frac{e^z}{(1 + e^z)^2}$ <p style="text-align: center;">donde $z = \frac{\log(x) - \mu}{\sigma}$</p>
--	--

Ecuación 8. Funciones de densidad de probabilidad para las distribuciones Lognormal (izquierda) y Loglogística (derecha).

La Tabla 17 muestra el ajuste de la duración de la estancia obtenido para los diferentes tipos de pacientes.

Tabla 17. Ajuste de la duración de la estancia para los diferentes tipos de pacientes.

Tipo de paciente	Duración de la estancia
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	Loglogistic (μ, σ) $\mu : 0,230098 + INFECCIÓN_1 \times 1,57507 + INFECCIÓN_2 \times 1,10923 +$ $INFECCIÓN_3 \times 1,05665 + INFECCIÓN_4 \times 0,903656 + EXITUS \times 1,34681 +$ $APACHE \times 0,0542346 - EXITUS \times APACHE \times 0,06969$ $\sigma : 0,302509$
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	Lognormal (μ, σ) $\mu : 0,83441 + APACHE \times 0,0664619 + EXITUS \times 2,60450 - EXITUS \times APACHE \times 0,157931$ $\sigma : 1,09284$
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	Lognormal (μ, σ) $\mu : 0,844700 + APACHE \times 0,0831031 + EXITUS \times 2,08434 - EXITUS \times APACHE \times 0,156644$ $\sigma : 1,07846$
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	Lognormal (μ, σ) $\mu : 0,988974 + APACHE \times 0,0750502 + EXITUS \times 2,08852 - EXITUS \times APACHE \times 0,159748$ $\sigma : 1,04561$
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	Loglogistic (μ, σ) $\mu : 1,22707 + APACHE \times 0,0221330 + EXITUS \times 2,32357 - EXITUS \times APACHE \times 0,103393$ $\sigma : 0,661459$
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	Lognormal (μ, σ) $\mu : 0,992703 + APACHE \times 0,0420803 + EXITUS \times 1,62775 - EXITUS \times APACHE \times 0,085255$ $\sigma : 1,13368$

Sigue...

Tipo de paciente	Duración de la estancia
Paciente médico de Urgencias – Observación (G7)	<i>Lognormal</i> (μ, σ) $\mu : 0,859410 + APACHE \times 0,0338953 + EXITUS \times 1,85895 - EXITUS \times APACHE \times 0,094334$ $\sigma : 1,17510$
Donación de órganos y otros (G8)	<i>Loglogistic</i> (μ, σ) $\mu : 0,769804 + APACHE \times 0,0355266 + EXITUS \times 0,263105 - EXITUS \times APACHE \times 0,06273$ $\sigma : 0,542519$

La utilización para estos ajustes de las variables *exitus*, APACHE II e infecciones implica que en el momento de la simulación, a cada paciente que sea simulado se le deberá asignar una puntuación de APACHE II, un valor para el *exitus* y un conjunto de complicaciones infecciosas (este último únicamente en el caso de los pacientes pertenecientes al grupo G1). En la Tabla 18 se muestra la probabilidad de cada valor de *exitus* y las distribuciones de probabilidad ajustadas a la puntuación del APACHE II para los diferentes tipos de pacientes según su valor de *exitus*.

Tabla 18. Probabilidad de *exitus* y distribución de probabilidad para la puntuación en la escala APACHE II para los diferentes tipos de pacientes.

Tipo de paciente	<i>Exitus</i>	APACHE II
Postoperatorio de cirugía programada (G1)	<i>Exitus</i> = No: 96,0%	WEIB(12,26, 2,29)
	<i>Exitus</i> = Sí: 4,0%	LOGLOG(0,17, 2,95)
Postoperatorio de cirugía urgente (G2)	<i>Exitus</i> = No: 68,3%	NORM(15,94, 6,74)
	<i>Exitus</i> = Sí: 31,7%	LOGLOG(0,18, 3,15))
Politraumatismo intervenido quirúrgicamente (G3)	<i>Exitus</i> = No: 74,5%	WEIB(14,78, 1,96)
	<i>Exitus</i> = Sí: 25,5%	NORM(27,04, 6,57)
Politraumatismo sin intervención quirúrgica (G4)	<i>Exitus</i> = No: 82,7%	WEIB(15,52, 2,10)
	<i>Exitus</i> = Sí: 17,3%	LOGIST(4,35, 27,88)
Paciente hospitalizado en un servicio médico (G5)	<i>Exitus</i> = No: 62,8%	LOGIST(4,47, 18,79)
	<i>Exitus</i> = Sí: 37,2%	NORM(28,23, 8,94)
<i>Sigue...</i>		

Tipo de paciente	Exitus	APACHE II
Paciente hospitalizado en un servicio quirúrgico (G6)	<i>Exitus = No: 72,6%</i>	<i>GAMMA(5,91, 2,82)</i>
	<i>Exitus = Sí: 27,4%</i>	<i>WEIB (28,49, 3,37)</i>
Paciente médico de Urgencias – Observación (G7)	<i>Exitus = No: 68,7%</i>	<i>WEIB (20,48, 2,28)</i>
	<i>Exitus = Sí: 31,3%</i>	<i>NORM (29,27, 8,96)</i>
Donación de órganos y otros (G8)	<i>Exitus = No: 54,8%</i>	<i>LOGIST(16,42, 3,64)</i>
	<i>Exitus = Sí: 45,2%</i>	<i>LOGIST(28,20, 4,11)</i>

Weib, distribución de Weibull. Loglog, distribución Loglogística. Norm, distribución Normal. Gamma, distribución Gamma. Logist, distribución Logística.

Por último, la Tabla 19 muestra la probabilidad estimada de las complicaciones infecciosas consideradas para el ajuste de la duración de la estancia de los pacientes del grupo G1.

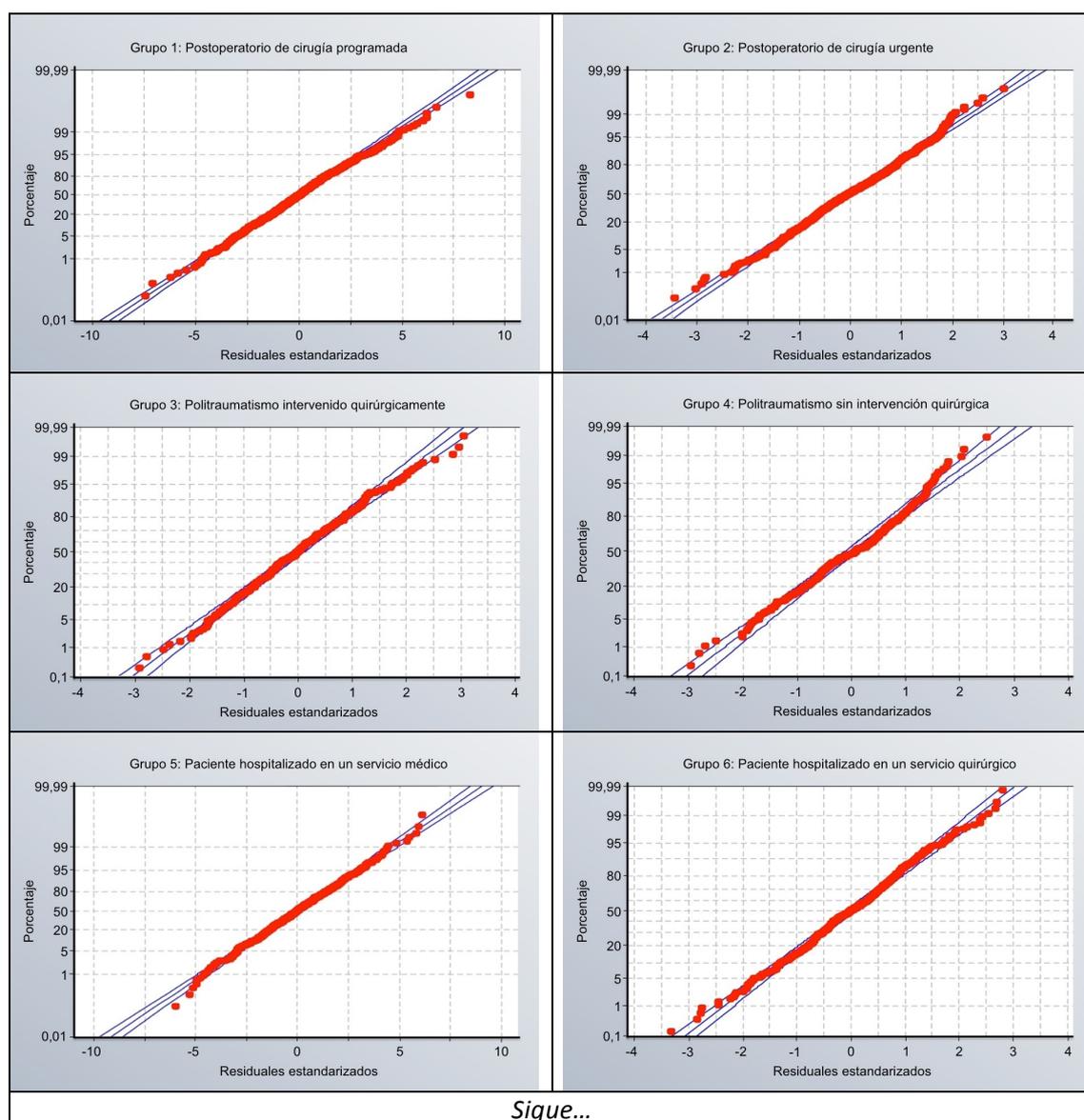
Tabla 19. Probabilidad de complicaciones infecciosas para los pacientes del grupo G1.

Tipo de infección	
Neumonía asociada a ventilación mecánica	<i>No: 97,0%</i>
	<i>Sí: 3,0%</i>
Infección de orina secundaria a sondaje uretral	<i>No: 98,8%</i>
	<i>Sí: 1,2%</i>
Bacteriemia relacionada con catéter	<i>No: 99,4%</i>
	<i>Sí: 0,6%</i>
Otro tipo de infección	<i>No: 96,4%</i>
	<i>Sí: 3,6%</i>

Con los modelos de regresión desarrollados, se consiguió un adecuado ajuste de la duración de la estancia para todos los tipos de pacientes. Como consecuencia, no se incluyeron más variables en dichos modelos guiados por la máxima de que es preferible un modelo sencillo que represente suficientemente el sistema estudiado a modelos farragosos difíciles de interpretar y utilizar, aunque su representación del sistema

utilizado sea más precisa^{78,86}.

La Figura 38 muestra el ajuste de la duración de la estancia de los diferentes tipos de pacientes proporcionado por los modelos de regresión, mediante la representación de los gráficos de probabilidad de los residuales.



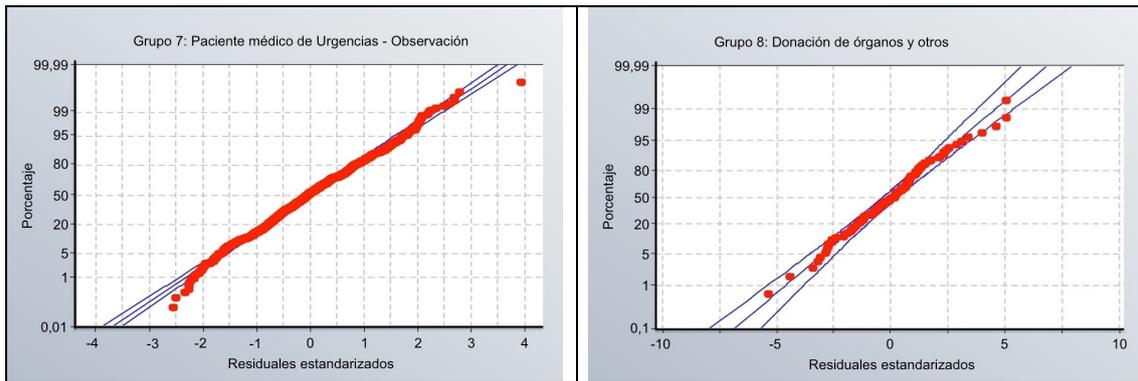


Figura 38. Calidad del ajuste de los modelos de regresión a la duración de la estancia de los diferentes tipos de pacientes.

Por último, y a modo de ejemplo, la Figura 39 muestra la calidad de ajustes de la puntuación en la escala APACHE II en las primeras 24 horas de ingreso, a través de la representación de los gráficos de probabilidad de los residuales, a la distribución Loglogística (la elegida para los pacientes *Exitus*) y a la distribución Normal (la elegida para los pacientes no *Exitus*) para los pacientes del grupo G2.

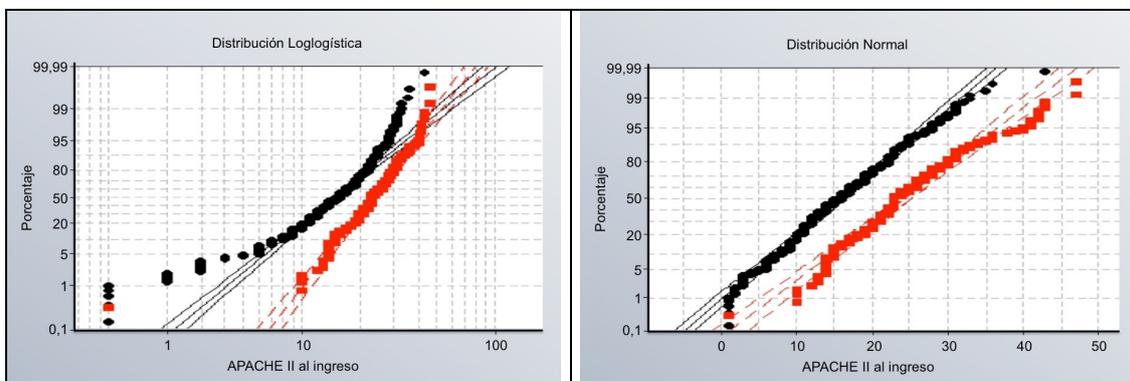


Figura 39. Calidad del ajuste del APACHE II al ingreso para los pacientes del grupo G2. En negro se representa el ajuste para los pacientes no *Exitus* y en rojo el ajuste para los pacientes *Exitus*.

4. Resultados

4.1. Construcción del modelo de simulación

Una vez desarrollados los ajustes del patrón de ingresos y de la duración de la estancia para cada tipo de paciente, construimos el modelo de simulación. El modelo se encargará de simular cómo los pacientes llegan y permanecen ingresados en la UCI, los dos factores que van a condicionar la ocupación de camas en cada momento. Se basa en la teoría de colas, siendo sus características principales las siguientes: existen ocho patrones de llegada de los clientes diferentes, cada uno de ellos para cada tipo de paciente contemplado. Existen igualmente ocho patrones de servicio. El sistema está formado por 20 servidores, el número de camas, número que se mantuvo estable en todo momento, y no se contempla sala de espera, cola: todo paciente que acude y lo precisa es ingresado y ante la eventualidad de falta de cama en ese momento, es remitido a otro centro de la proximidad. La disciplina de la cola es de tipo FIFO (el primer paciente en llegar es el primero en ser atendido), siendo suministrado el servicio en una sola etapa. Nuestro sistema de colas es del tipo $G/G/20/20/FIFO/1$, según la notación de Kendall que se ha explicado previamente.

En la Figura 40 se muestra el funcionamiento de nuestro modelo: inicialmente, la UCI está vacía. Para cada día simulado, el modelo genera pacientes susceptibles de ingresar, de acuerdo a las distribuciones de probabilidad previamente desarrolladas para cada tipo de paciente. Para cada paciente simulado, se valora si existe una cama libre en ese momento para ser admitido. Si no existe cama libre, el paciente es rechazado. Si existe cama libre para ser admitido, el modelo asigna al paciente un valor de APACHE II, un valor para la variable *exitus* y, si se trata de un paciente del grupo G1, un conjunto de valores para las cuatro complicaciones infecciosas contempladas. Todas estas asignaciones se corresponden con las distribuciones de probabilidad previamente

desarrolladas y van a condicionar el tiempo en que el paciente permanece en el sistema (la duración de la estancia en la UCI). Cuando este momento se cumple, el paciente es dado de alta. Este proceso de generación de pacientes y su evaluación para ver si son rechazados o ingresados se repite hasta que se alcanza el día final de la simulación, cuando se procede a la recopilación de los datos simulados para su análisis.

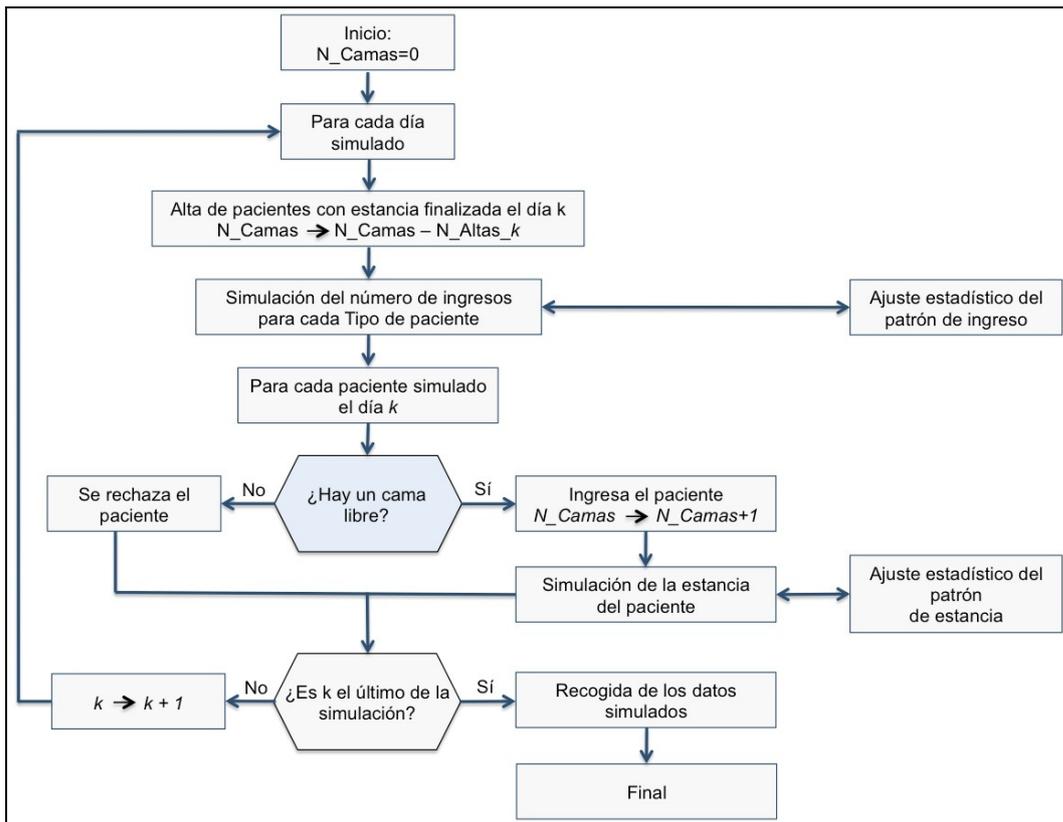


Figura 40. Esquema del funcionamiento del modelo de simulación.

N_Camas , número de camas ocupadas. N_Altas , número de altas. k , día simulado.

El proceso de simulación se realizó en dos fases: una primera fase, llamada de calentamiento, que se considera la fase necesaria para que el sistema alcance la estabilidad. Esto es así porque el inicio de la simulación se produce con cero pacientes ingresados, situación que no reproduce la realidad del sistema. Este periodo abarcó los tres primeros años de simulación. Una vez completado este periodo de calentamiento, se procedió a la simulación efectiva, de la que se extrajeron los datos para su análisis. Este periodo se prolongó durante 20 años. La simulación se realizó mediante el software ARENA®. La Figura 41 muestra una captura de pantalla del programa de simulación

ARENA®, donde se observan los diferentes componentes del modelo (algunos de estos componentes aún no han sido descritos).

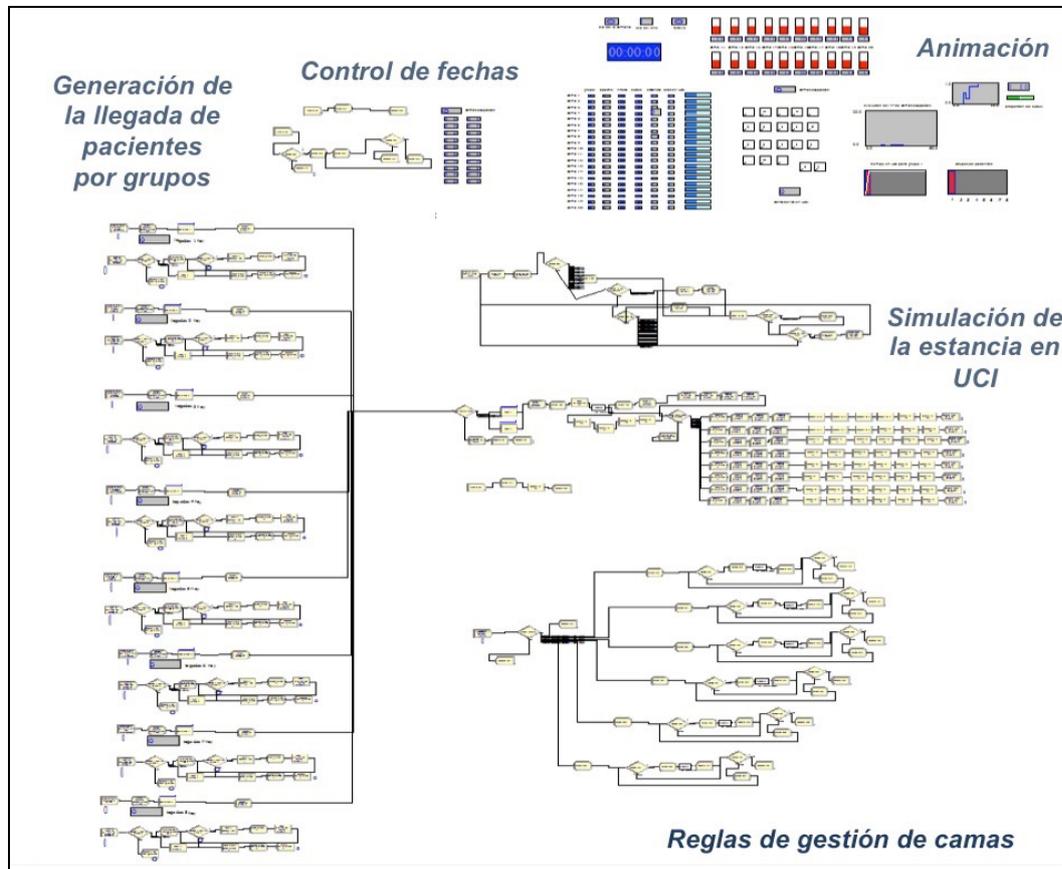


Figura 41. Captura de pantalla del programa ARENA® con el modelo construido y sus diferentes componentes.

4.2. Validación del modelo construido

La validación consiste en comprobar si el modelo construido representa o no adecuadamente el sistema que se está estudiando, de forma que los resultados que se obtengan al experimentar con él puedan ser extrapolados al sistema reproducido. La validación de un modelo se puede basar en técnicas como la opinión de los expertos sobre los datos suministrados por la simulación o la comparación de estos datos con los datos históricos. En nuestro caso, optamos por esta última técnica, por la comparación

de los datos proporcionados por el modelo de simulación con los datos reales de la ocupación de las camas de la Unidad. La validación se realizó con un registro de datos independiente, también recogido por el personal médico, datos que no habían sido utilizados para la construcción del modelo. Además de otros eventos, en este registro se recoge la ocupación diaria de las camas de la Unidad. La comparación de los datos suministrados por el modelo se hizo en una doble dirección: por una parte se comparó la media de camas ocupadas proporcionada por ambos registros y por otra parte se comparó la distribución de la ocupación de camas de los dos registros. La Figura 42 muestra las ocupaciones de camas real y simulada bajo este primer modelo. El análisis visual del gráfico nos da una primera impresión sobre la validez del modelo. El modelo se comporta adecuadamente hasta que las ocupaciones superan las 13 camas. A partir de este punto, se observa una divergencia entre los datos reales y los simulados, que además sigue una doble vertiente: inicialmente, para las ocupaciones comprendidas entre 14 y 17 camas, las tasas de ocupación reales superan a las simuladas; a partir de la cama 18, esta tendencia se invierte, de forma que las frecuencias de 19 y 20 camas ocupadas son superiores para los datos simulados que para los reales. En la Tabla 20 se observa numéricamente este comportamiento.

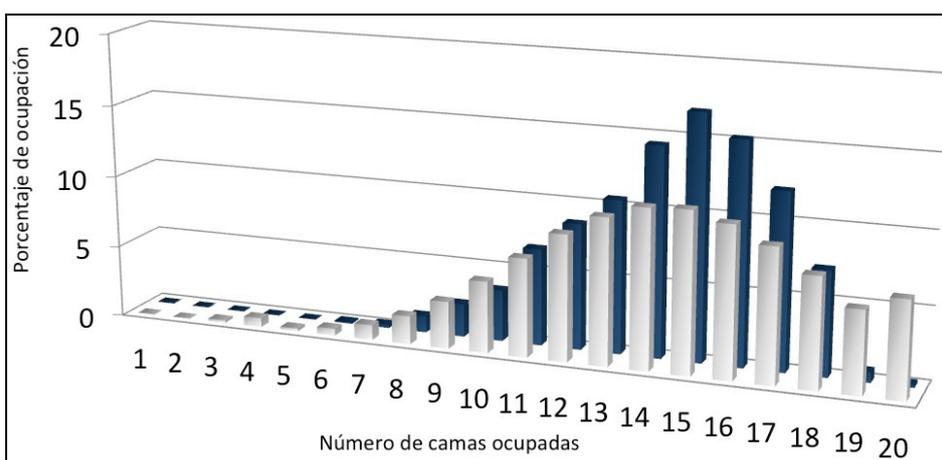


Figura 42. Distribución de las ocupaciones de camas real (barras azules) y simulada (barras grises).

Tabla 20. Frecuencias de ocupación de camas real y simulada bajo el primer modelo.

Número de camas ocupadas	Frecuencia real	Frecuencia simulada	Número de camas ocupadas	Frecuencia real	Frecuencia simulada
1	0,00	0,00	11	6,69	6,80
2	0,00	0,00	12	8,67	8,70
3	0,00	0,17	13	10,55	10,10
4	0,00	0,62	14	14,43	10,99
5	0,00	0,19	15	16,82	11,10
6	0,10	0,48	16	15,26	10,42
7	0,21	1,03	17	12,12	9,24
8	1,15	1,96	18	7,21	7,60
9	2,30	3,26	19	0,73	5,71
10	3,55	4,95	20	0,21	6,67

El análisis estadístico (Tabla 21) confirma la impresión visual que proporciona la comparación de las dos distribuciones. Se compararon las medias de las ocupaciones de camas, mediante la prueba T de Student, y la distribución de ambas ocupaciones, mediante el test de Kolmogorov - Smirnov. Si bien no encontramos diferencias con significación estadística entre las medias de ocupación diaria de camas entre los dos conjuntos de datos, sí existieron diferencias estadísticamente significativas en las dos distribuciones de esta ocupación.

Tabla 21. Análisis estadístico de las ocupaciones de camas real y simulada del primer modelo.

Ocupación diaria de camas	Datos reales	Datos simulados
Media	14,44	14,19
Desviación estándar	0,87	1,46
T de Student ^(*)	0,790 (0,434)	
Test de Kolmogorov - Smirnov ^(†)	0,000	

^(*)Valor del estadístico y, entre paréntesis, p-valor. ^(†)p-valor del estadístico.

Tras estos primeros resultados, que impiden validar el modelo, el siguiente paso consistió en el análisis de los mismos de cara a modificar el modelo para conseguir una correcta representación del sistema para el que se había diseñado.

4.3. Análisis de las decisiones médicas sobre la modificación de la duración de la estancia de los pacientes

4.3.1. Las decisiones médicas como factor influyente en el momento del alta de los pacientes

En el apartado anterior se ha comentado como el primer modelo desarrollado no representó de forma adecuada la ocupación de camas de la UCI, existiendo discrepancias en diferente sentido según los grados de ocupación. De nuevo, la inspección visual de la Figura 42 nos muestra como la distribución simulada de la ocupación de camas presentó una forma más aplanada, siendo las diferencias entre los diversos niveles de ocupación más atenuadas. A pesar de un correcto ajuste para las tasas de ingreso y la duración de la estancia para los ocho tipos de paciente considerados, el modelo no funcionó adecuadamente, lo que nos llevó a pensar que la gestión real de las camas de la UCI no era tan automática como habíamos pensado hasta ese momento, sino que parecía estar influenciada por los grados de ocupación.

Como se ha comentado en el capítulo “Introducción”, existe mucha literatura que desarrolla esta idea desde un punto de vista clínico, en su vertiente del alta precoz de los pacientes y sus consecuencias, en general como respuesta a la necesidad de cama para un nuevo ingreso^{9,26,43,45-49,51-58}. El alta de un paciente se convierte en un proceso influenciado por factores dependientes de su salud y de su entorno, y por factores organizativos, como el índice de ocupación y la necesidad de camas¹⁷⁵. La importancia de las decisiones médicas en la gestión de la ocupación de camas se puede encontrar también en la literatura específica dedicada a la simulación en las UCIs^{119,128}. Kc *et ál.*¹⁷⁶ realizan un modelo de simulación para la ocupación de camas de una UCI destinada a

atender a pacientes postoperados de cirugía cardíaca. Observan como en situaciones de alta ocupación se acorta la duración de la estancia de algunos pacientes, con el fin de no suspender la cirugía programada. Estiman que el promedio de reducción de la estancia de estos pacientes es del 16%. Sin embargo, hasta nuestro conocimiento, las decisiones médicas sobre la modificación de la duración de las estancias no habían sido incluidas en los modelos de simulación hasta recientes publicaciones de nuestro equipo^{157,177-179}. Posteriormente a ellas, Steins *et ál.*¹¹⁸ publicaron un trabajo que incluía estas decisiones médicas aunque con escaso rigor metodológico. Recientemente, Hosseinifard *et ál.*¹⁶⁰ han analizado mediante herramientas de simulación este acortamiento de la estancia como respuesta a la necesidad de camas. Ignorar esta influencia médica a la hora de decidir el alta de los pacientes ha podido llevar en la literatura a modelos de simulación que pierden precisión en el ajuste en los puntos extremos de ocupación. Esta pérdida de ajuste sigue un patrón común, similar al que nosotros encontramos en este primer modelo desarrollado: las ocupaciones predichas son menores en situaciones de baja ocupación y, de forma más significativa, mayores en los momentos de alta ocupación. La Figura 43 muestra la representación gráfica de dos de estos modelos publicados en la literatura^{117,119}.

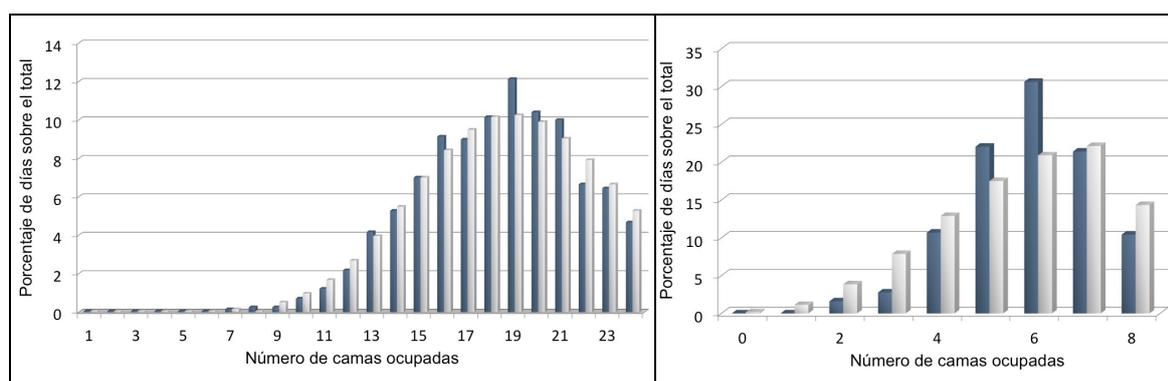


Figura 43. Modelos de simulación de la ocupación de camas de UCI que no contemplan las decisiones médicas respecto al alta de los pacientes.

En azul, datos reales. En gris, datos simulados.

Adaptado de: Izquierda, Griffiths JD, Knight V, Komenda I. *Bed management in a Critical Care Unit. IMA J Manag Math.* 2013;24(2):137-53.

Derecha, Costa AX, Ridley SA, Shahani AK, Harper PR, De Senna V, Nielsen MS. *Mathematical modelling and simulation for planning critical care capacity. Anaesthesia.* 2003;58(4):320-7.

Consideramos que el impacto de estas decisiones resultaba fundamental para el desarrollo de un modelo que representara adecuadamente un sistema como nuestra UCI, por lo que decidimos analizarlas e implementarlas en nuestro modelo.

4.3.2. Modelado de las decisiones médicas

Al igual que para el desarrollo del modelo de simulación, el modelado de las decisiones médicas parte también de un planteamiento conceptual del problema que se pretende resolver. Conceptualmente, el momento elegido para el alta de un paciente no es siempre un punto fijo en el tiempo, sino que en determinadas circunstancias podrá ser atrasado o adelantado. Desde su ingreso, los pacientes que no fallecen en la UCI desarrollan un proceso de mejoría clínica o de reversión de los motivos que generaron su ingreso, hasta que llega el momento en que alcanzan la suficiente estabilidad clínica que les permite ser trasladados a una Sala de Hospitalización con suficientes garantías de seguridad. A partir de este momento, el paciente podrá ser dado de alta y el punto elegido dentro de este intervalo de tiempo para su traslado a dicha Sala, entre otros factores, estará influenciado por la necesidad de camas libres para nuevos ingresos. La Figura 44 muestra este intervalo de tiempo en torno a la recuperación completa en el que el paciente puede ser dado de alta.



Figura 44. Intervalo de tiempo en el que un paciente puede ser dado de alta a una Sala de Hospitalización general.

El personal médico elegirá un punto de este intervalo de tiempo para dar el alta a un paciente. El nivel de ocupación de camas influirá en la elección de este punto de

acuerdo con dos premisas:

- Si el grado de ocupación de camas es alto, se acortará la duración de la estancia de algunos pacientes que ya han alcanzado un grado de estabilidad suficiente que les permita ser trasladados con seguridad a una Sala de Hospitalización.
- Si el grado de ocupación de camas es bajo, la estancia de algunos pacientes será ligeramente incrementada.

Como se ha comentado en apartados anteriores de este trabajo, este planteamiento conceptual está avalado por la literatura médica y goza de la aprobación del personal médico que trabaja en la UCI-A del CHN, por lo que es el pilar sobre el que se apoya el siguiente desarrollo matemático.

Tras este esquema conceptual, el siguiente paso de nuevo consiste en trasladar esta idea a un lenguaje matemático para que pueda ser incorporada al modelo de simulación. Para representar el punto dentro de este intervalo de tiempo que el médico elige para el alta de un paciente, el modelo de simulación necesita un valor de referencia, que es el “tiempo ideal de estancia” para cada paciente. Este valor de referencia lo suministra el modelo de simulación ya desarrollado, de acuerdo con las características que se le atribuyeron al paciente en el momento que se simuló su ingreso (tipo de paciente, APACHE II en el momento del ingreso y valores para las variables *exitus* y complicaciones infecciosas, estos últimos en el caso de pacientes del grupo G1). En base a estos valores, en el momento en que un paciente es simulado, el modelo le atribuye una estancia, que es la que consideramos de referencia para ese paciente. Desde un punto de vista puramente clínico, resulta difícil asumir que el concepto de “tiempo ideal de estancia” pueda ser obtenido de forma matemática. Lo mismo sucede con conceptos del mismo tipo, como el acortamiento de la estancia o el impacto de las decisiones médicas sobre esta estancia. Estos datos cabría únicamente hallarlos en los registros de ocupación y funcionamiento de las UCIs, aunque difícilmente se encuentran en la literatura médica y en ningún caso se encontrarán para escenarios hipotéticos.

Afortunadamente, las técnicas de simulación hacen posibles análisis de este tipo cuando el modelo desarrollado incluye los factores más representativos de la UCI estudiada.

El resultado de aplicar las decisiones médicas será una desviación de la duración de la estancia de algunos pacientes respecto a su valor de referencia “tiempo ideal de estancia”. Esta desviación, que dependiendo de la coyuntura será en una dirección o en otra, tendrá determinada probabilidad de que se produzca y determinada intensidad: no afectará por igual a todos los pacientes y en todas las circunstancias, y tendrá unos límites para los días de acortamiento o prolongación de la estancia. Para elegir el momento del alta, definimos parámetros de acortamiento y alargamiento de la duración de la estancia, referenciados al ya comentado “tiempo de estancia ideal”. Estos parámetros fueron:

1. Número máximo de días que puede ser acortada la duración de la estancia de un paciente general (*DR*). Consideramos paciente general a todo paciente excepto aquél que hubiera sido sometido a cirugía programada y que hubiera seguido un proceso de recuperación normal. Consideramos proceso de recuperación normal el que se desarrolló en un máximo de cuatro días.
2. Porcentaje máximo que puede ser reducida la duración de la estancia planeada de un paciente general (*PR*).
3. Probabilidad de reducción en un día de la duración de la estancia de un paciente sometido a cirugía programada seguida de un proceso de recuperación normal (*PC*).
4. Número máximo de días que se puede extender la estancia de cualquier tipo de paciente (*DE*).
5. Probabilidad de que se extienda la estancia de cualquier tipo de paciente (*PE*).

Definimos de forma diferenciada los parámetros de acortamiento para los pacientes sometidos a cirugía programada con evolución considerada como normal por

ser los más numerosos (32,0% de los pacientes), con una estancia media corta, en los que la reducción de un día en dicha estancia es una práctica perfectamente entendible desde el punto de vista clínico.

En resumen, definimos tres reglas de gestión de camas: una regla de acortamiento para los “Pacientes generales”, formada por los dos primeros parámetros, *DR* y *PR*; una regla de acortamiento de la estancia para los “Pacientes sometido a cirugía programada seguida de un proceso de recuperación normal”, definida por el parámetro número tres, *PC*; y una regla de alargamiento de la estancia para todos los pacientes, definida por los parámetros cuatro y cinco, *DE* y *PE*. La combinación de las tres reglas con un determinado conjunto de valores para los cinco parámetros que las definen constituye una política de gestión de camas. Así, pues, desde el punto de vista teórico existen infinitas políticas de gestión diferentes. Un ejemplo de cómo en una política se contempla la ocupación de 18 camas sería el siguiente:

Primera regla: Si un paciente ha cumplido el 80% de su estancia ($PR = 20\%$) y la estancia que le queda por cumplimentar es menor o igual a 2 días ($DR = 2$), este paciente será dado de alta en ese momento. Si varios pacientes cumplen el mismo requisito, será dado de alta uno de ellos, con lo que el sistema pasará a un grado de ocupación menor, en el que se aplicarán las reglas de ese nivel de ocupación.

Segunda regla: la probabilidad de que un paciente sometido a cirugía programada de evolución normal sea dado de alta con un día de antelación cuando hay 18 camas ocupadas es del 10% ($PC = 10\%$).

Tercera regla: En situación de 18 camas ocupadas, la probabilidad de alargar la estancia de cualquier paciente es de 0% ($PE = 0\%$) y, lógicamente, el número de días alargado para esta ocupación es de 0 ($DE = 0$).

Una política completa supone realizar esta asignación de valores a los cinco parámetros para los 20 niveles de ocupación posibles. Más adelante veremos que no todos los valores son permitidos, por ilógicos o por la necesidad de cumplir unos

condicionantes de monotonía. Como ya se ha comentado, la aplicación de estas reglas tiene un carácter dinámico, de forma que cada vez que un paciente es dado de alta de forma precoz, el estado de ocupación pasa a un nivel anterior, por lo que las reglas que se aplicarán corresponderán a las del nuevo nivel de ocupación.

Incluimos estas reglas en el modelo de simulación, asignando unos valores a los parámetros que las definen que resultasen razonables desde el punto de vista clínico. Observamos como la inclusión de estas reglas tenía un efecto sobre la distribución de la ocupación de camas simulada, que se aproximaba más a la distribución real. Con el fin de obtener el conjunto de valores para estos parámetros que consiguiesen el mejor ajuste entre los datos simulados y los reales, planteamos un problema de optimización.

4.3.3. Concepto de optimización

Como se ha explicado con anterioridad, un modelo matemático se puede representar según la fórmula general:

$$U = f(X, Y)$$

donde

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$$

$$Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$$

De esta forma, la función objetivo U dependerá de unas variables independientes o variables de control, $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, y de otras variables dependientes o no controlables, $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$, cuyos valores dependerán a su vez de las interrelaciones entre las variables independientes. Esta explicación generalizada queda matizada cuando se limitan los posibles valores que pueden tomar las variables de control X , lo que desde el punto de vista matemático se conoce como las restricciones a las que están sometidos los valores de X . Bajo este esquema, no siempre existe una solución única a un problema, en ocasiones serán múltiples y en otras ocasiones no se conseguirá ninguna solución.

Cuando se consigán, las soluciones podrán ser de varios tipos:

- Soluciones no factibles: serán aquellas soluciones que incumplen al menos alguna de las restricciones establecidas.
- Soluciones factibles: serán aquellas soluciones que cumplen todas las restricciones establecidas.
- Solución óptima: será aquella solución factible que optimiza el objetivo pretendido con el modelo.

La optimización es una rama de las matemáticas compuesta por la metodología y las herramientas destinadas a encontrar entre todas las soluciones posibles a un problema la que se considere mejor. La solución a un problema de optimización es en definitiva un problema de decisión: a partir del valor de una función, llamada función objetivo, que está diseñada para cuantificar el rendimiento y medir la calidad de la decisión, se obtienen valores para un cierto número de variables, de forma que minimicen o maximicen esta función objetivo. Las variables se relacionan entre sí mediante ecuaciones matemáticas y no pueden tomar cualquier valor sino que están sometidas a restricciones, expresadas a su vez por ecuaciones o, más frecuentemente, inecuaciones matemáticas. La solución a un problema de optimización consiste en buscar los valores para determinadas variables (llamadas variables de decisión), que cumpliendo con las restricciones impuestas al valor que puedan tomar (en ocasiones no habrá restricciones), consigán el mejor resultado posible para la función objetivo que representa el rendimiento del sistema que se está analizando.

El planteamiento matemático básico de un problema de optimización se resume en la Ecuación 9.

<p><i>Optimizar $f(X)$</i></p> <p><i>sujeto a</i></p> <p><i>Restricciones</i></p>
--

Ecuación 9. Planteamiento básico de un problema de optimización.

Un sencillo ejemplo puede ilustrar estos conceptos:

Un hospital propone un plan de choque dirigido a reducir la lista de espera de los pacientes pendientes de intervenciones menores de Cirugía General y Traumatología. Para ello, disponen de dos quirófanos que podrán utilizarse 10 horas diarias cada uno durante un periodo de un mes (20 días hábiles). Estiman que la duración de las intervenciones será de 3 horas para la Cirugía General y 2 horas para la Traumatología. Por la disposición de personal, cada quirófano no podrá ser utilizado para los dos tipos de cirugía el mismo día. El interés del hospital es descender al máximo la lista de espera. Son conscientes que esto lo conseguirían dirigiendo todos los recursos a las intervenciones traumatólogicas, pero la lista de espera para Cirugía General aconseja que al menos el 40% de los pacientes intervenidos lo sean de esta especialidad. Los gestores se plantean cuál es la mejor distribución de sus recursos para alcanzar sus objetivos.

Este problema es un ejemplo típico de optimización: la decisión que se desea tomar es el esquema de reparto de quirófanos que consiga el máximo descenso de la lista de espera, y se plantea mediante una función objetivo. Esta función objetivo depende de unas variables de decisión que están sometidas a su vez a ciertas restricciones. Las variables de decisión en nuestro problema son x_1 (*días de quirófano para Cirugía General*) y x_2 (*días de quirófano para Traumatología*). Por la duración de las intervenciones, el número diario máximo de intervenciones será tres si son de Cirugía General y cinco si son de Traumatología. El planteamiento de la solución al problema es la siguiente:

$$\text{Maximizar } f(x_1, x_2) = 3x_1 + 5x_2 \quad (1.1)$$

sujeto a

$$\begin{cases} x_1 + x_2 = 40 & (1.2) \end{cases}$$

$$\begin{cases} 3x_1 \geq 0,4(3x_1 + 5x_2) & (1.3) \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1 \geq 0 & (1.4) \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_2 \geq 0 & (1.5) \end{cases}$$

$$\begin{cases} x_1, x_2 \text{ son enteras} & (1.6) \end{cases}$$

En el ejemplo, (1.1) es la función objetivo, el número de pacientes que se intervendrán; (1.2) es la restricción a que el número de días de quirófano sea 40, con el fin de que no quede ningún quirófano libre; (1.3) es la restricción que obliga a que el número de pacientes intervenidos de Cirugía General sea al menos el 40% del total y (1.4) y (1.5) obligan a que el número de días de quirófano para cada especialidad no sea negativo. Por último, (1.6) indica que el número de días sea un número entero. La solución al problema consiste en encontrar los valores enteros para x_1 y x_2 , que satisfagan las restricciones recogidas en (1.2), (1.3), (1.4), (1.5) y (1.6), de forma que al aplicarlos a (1.1) hagan que $f(x_1, x_2) = 3x_1 + 5x_2$ tome un valor no menor que para cualquier otro par de valores x_1, x_2 . La Figura 45 muestra la representación gráfica del problema.

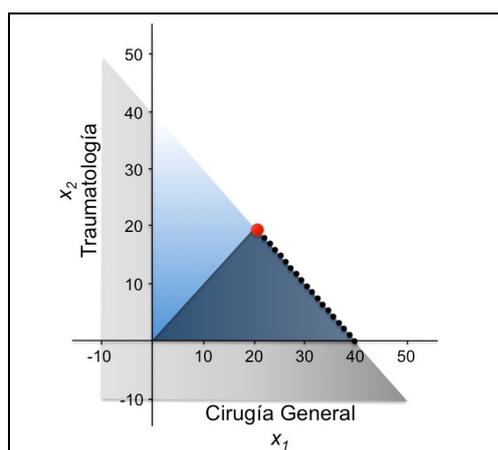


Figura 45. Ejemplo de soluciones no factibles, factibles y óptima para un problema de optimización.

Todos los puntos comprendidos en el área gris no son soluciones factibles, puesto que incumplen al menos una de las otras restricciones: $x_1 \geq 0$ y/o $x_2 \geq 0$. Los puntos comprendidos en el área azul claro incumplen la restricción de que los pacientes intervenidos de Cirugía General sean el 40% del total. Los puntos incluidos en el área azul oscuro no incumplen ninguna de las anteriores restricciones. De éstos, únicamente los puntos negros son los valores enteros que cumplen además que los días de quirófano sean 40, por lo que constituyen el conjunto de soluciones factibles. Finalmente, dentro

de estas soluciones factibles, la marcada con el punto rojo, (22, 18), maximiza el número de pacientes intervenido: $\max f(x_1, x_2) = 156$ pacientes. La solución, pues, es que 22 días de quirófano corresponden a Cirugía General y 18 a Traumatología.

En este problema de optimización, tanto la función objetivo como las restricciones son funciones lineales determinísticas, por lo que resulta sencillo de resolver desde el punto de vista matemático. Conforme la función objetivo o las restricciones o ambas dejan de ser funciones lineales, o alguno de los parámetros del problema presenta carácter aleatorio, se incrementa la complejidad analítica necesaria para hallar las soluciones a un problema de optimización, como se verá más adelante.

4.3.4. Desarrollo del proceso de optimización

De acuerdo con lo explicado en el apartado anterior, nuestro problema de optimización se dirigió a encontrar la política de gestión de camas que consiguiera que las distribuciones de las ocupaciones de camas simulada y real fueran lo más parecidas posible, es decir, que ninguna otra política de gestión de camas consiguiese una aproximación entre ambas mayor. La solución al problema se planteó mediante la definición de una función objetivo capaz de medir cómo nuestro resultado se acercaba a nuestras pretensiones: para cada política analizada, la simulación del modelo suministra los porcentajes de tiempo respecto al total correspondientes a cada uno de los 20 niveles de ocupación. Estos porcentajes diferirán en mayor o menor medida de los porcentajes de ocupación reales. La política escogida será aquella que consiga que la suma de estas 20 diferencias sea la menor. Con el fin de evitar la compensación que pudiera existir entre diferencias de signo contrario, estas diferencias se elevaron al cuadrado. La función objetivo, pues, fue minimizar la suma de los cuadrados de las 20 diferencias.

Las variables de decisión en nuestro problema fueron los cinco parámetros que describen las reglas de gestión de las camas previamente definidos para cada uno de los niveles de ocupación. Las restricciones vinieron definidas por la monotonía exigida a los valores que podían tomar cada una de las variables de decisión. De esta forma, por

ejemplo, el valor que tomara la variable de decisión DR (número máximo de días que se acortará la estancia de un “Paciente general”) cuando la ocupación de camas fuera de 20 sería mayor o igual que el valor que tomase cuando esta ocupación fuese 19 y éste, a su vez, mayor o igual que cuando fuese 18. Además, también acotamos el valor máximo que podían tomar estos parámetros. La Ecuación 10 define la formulación matemática del problema de optimización.

$$\begin{array}{l} \text{Min} \sum_{i=0}^{20} (frec_real(i) - frec_simul(i))^2 \\ \text{sujeto a} \\ \left\{ \begin{array}{l} supDR \geq DR_{20} \geq DR_{19} \geq DR_{18} \geq \dots \geq DR_1 \geq 0 \\ supPR \geq PR_{20} \geq PR_{19} \geq PR_{18} \geq \dots \geq PR_1 \geq 0 \\ supPC \geq PC_{20} \geq PC_{19} \geq PC_{18} \geq \dots \geq PC_1 \geq 0 \\ supDE \geq DE_1 \geq DE_2 \geq DE_3 \geq \dots \geq DE_{20} \geq 0 \\ supPE \geq PE_1 \geq PE_2 \geq PE_3 \geq \dots \geq PE_{20} \geq 0 \\ DR_n \text{ y } DE_n \text{ son enteras} \end{array} \right. \end{array}$$

Ecuación 10. Definición matemática del problema de optimización.

$supDr$, $supPR$, $supPC$, $supDE$, $supPE$ representan las cotas superiores de los respectivos parámetros.

La función objetivo no tiene una formulación explícita en términos de las variables de decisión, por lo que únicamente es evaluable a través de simulación. Por ello, para resolver este problema es necesario combinar optimización y simulación. Si bien la optimización tiene un amplio recorrido en otras áreas, la combinación de simulación y optimización es una práctica relativamente reciente, aunque su utilización sigue una trayectoria ascendente, en parte propiciada por la mayor capacidad de computación¹⁸⁰. En el ámbito de las ciencias de la salud pueden encontrarse algunos ejemplos de esta combinación. Así por ejemplo, Ahmed *et ál.*¹⁸¹ proponen un modelo de optimización y simulación para determinar la plantilla médica óptima en una Sala de Urgencias de un hospital; de Angelis *et ál.*¹⁸² estudian la configuración óptima de un centro de transfusión de sangre; Azcárate *et ál.*¹⁸³ analizan como dimensionar un centro de Atención Primaria,

considerando tanto objetivos de tipo económico como de calidad de la atención al paciente; Lin *et ál.*¹⁸⁴ determinan con la combinación de estas herramientas el nivel óptimo de recursos en los servicios de cirugía; Lee *et ál.*¹⁸⁵ diseñan un plan para la atención sanitaria en caso de catástrofes.

La Figura 46 esquematiza el funcionamiento de un proceso combinado de simulación y optimización.

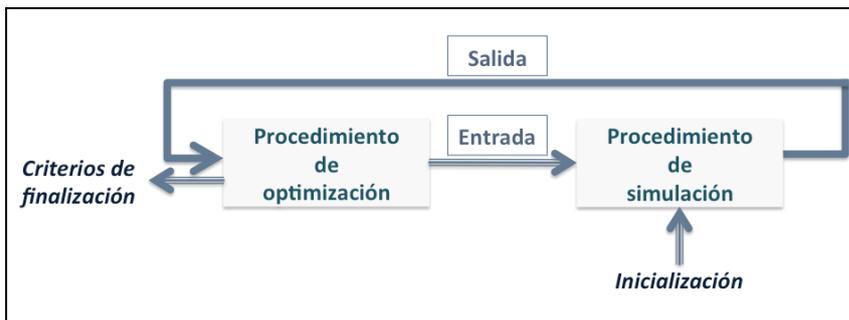


Figura 46. Esquema de combinación de simulación y optimización.

Tras la inicialización, mediante simulación se obtiene una primera solución, que es evaluada por el procedimiento de optimización. Éste determina un conjunto de valores para las variables de decisión, que son incluidos en el modelo. De nuevo el sistema, en esta ocasión incluyendo este conjunto de valores, es simulado. La nueva solución es evaluada por el procedimiento de optimización en cuanto a la consecución de la función objetivo. Con esta información, y con su propio método de búsqueda, genera una nueva solución (conjunto de valores para las variables de decisión) que será de nuevo simulada. Este proceso iterativo continúa hasta que se alcanzan las condiciones de finalización del algoritmo de optimización. Para su realización, combinamos el software de simulación ARENA® con el software de optimización OptQuest® (OptTek Systems, Inc., Boulder, CO.).

El proceso de optimización nos proporcionó el conjunto de valores para los parámetros que definen la gestión de camas que mejor conseguían el objetivo pretendido. Tras simular el modelo, incluyendo nuestras reglas con estos valores,

obtuvimos un segundo modelo que sí representa adecuadamente la ocupación de las camas de nuestra Unidad, como se muestra de forma gráfica en la Figura 47 y de forma numérica en la Tabla 22.

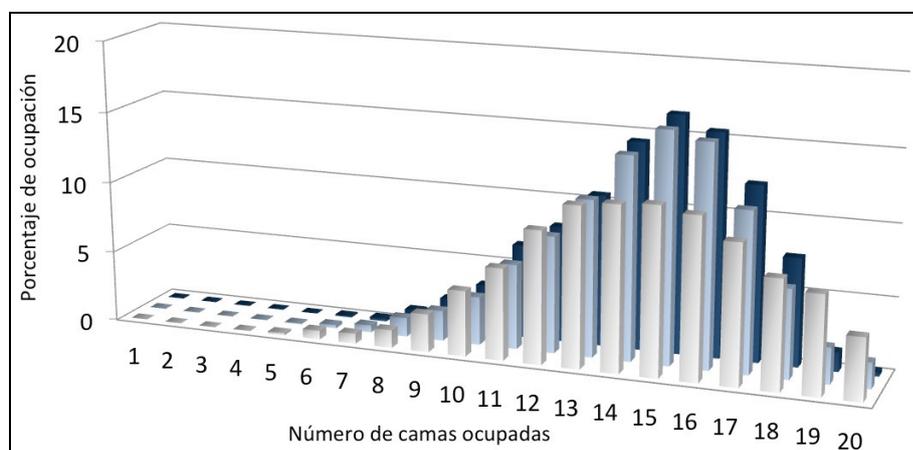


Figura 47. Distribución de las ocupaciones de camas real (barras azules oscuras), simulada (barras grises) y tras la combinación de simulación y optimización (barras azules claras).

Tabla 22. Frecuencias de ocupación de camas real y simulada tras optimización.

Número de camas ocupadas	Frecuencia real	Frecuencia simulada tras optimización	Número de camas ocupadas	Frecuencia real	Frecuencia simulada tras optimización
1	0,00	0,00	11	6,69	5,77
2	0,00	0,00	12	8,67	7,80
3	0,00	0,01	13	10,55	10,31
4	0,00	0,04	14	14,43	14,20
5	0,00	0,14	15	16,82	16,21
6	0,10	0,28	16	15,26	15,02
7	0,21	0,72	17	12,12	11,16
8	1,15	1,27	18	7,21	6,40
9	2,30	2,54	19	0,73	2,71
10	3,55	3,83	20	0,21	1,57

El análisis estadístico (Tabla 23) confirmó los resultados observados de forma gráfica y numérica: en este segundo modelo, no se podía rechazar ni la hipótesis de igualdad de medias ni la hipótesis de igualdad de distribuciones.

Tabla 23. Análisis estadístico de las ocupaciones de camas real y simulada tras optimización.

Ocupación diaria de camas	Datos reales	Datos simulados tras optimización
Media	14,44	14,46
Desviación estándar	0,87	1,40
T de Student^(*)	-0,11 (0,910)	
Test de Kolmogorov - Smirnov⁽⁺⁾	0,531	

^(*)Valor del estadístico y, entre paréntesis, p-valor. ⁽⁺⁾p-valor del estadístico.

Con esta segunda solución, consideramos que hemos sido capaces de construir un modelo válido para representar la ocupación de las camas de nuestra Unidad. A modo de resumen, se enumeran los pasos fundamentales que hemos seguido para llegar hasta este punto:

- Rigurosidad en la recogida y análisis de los datos.
- Esquematización de una UCI como un sistema de colas.
- Descripción de las entidades principales del sistema, como son los patrones de ingreso y la duración de las estancias.
- Ajuste preciso de los patrones de ingreso de los pacientes, pormenorizado en diferentes tipos de pacientes.
- Ajuste preciso de la duración de la estancia de los pacientes, considerando los pacientes con estancias prolongadas.
- Validación del modelo con un registro independiente de datos.
- Descripción de las decisiones médicas como otro de los elementos principales del sistema. Modelado de estas decisiones para ser incluidas en el proceso de simulación.
- Combinación de simulación y optimización para la obtención de modelos válidos.

Una metodología basada en datos que habitualmente se registran en los pacientes ingresados en UCI, como los que hemos utilizado para la construcción de este modelo, y que siga estos pasos es exportable a otras Unidades, por lo que consideramos cumplido el objetivo principal de este trabajo, que consiste en la formulación de una propuesta metodológica para la elaboración de modelos de simulación de la ocupación de las camas de una UCI.

En los siguientes apartados se explorará la utilización del modelo para predecir el comportamiento del sistema bajo diferentes escenarios hipotéticos.

4.4. Desarrollo de los experimentos diseñados a priori

En el planeamiento inicial de un modelo de simulación deben figurar los experimentos que se desea realizar si se obtiene una solución válida. La experimentación se basa en modificar las variables de entrada con el fin de constatar la capacidad predictiva del modelo ante escenarios hipotéticos. El modelo, pues, debe permitir la modificación de estas variables. Las respuestas a estas preguntas atienden a la muy utilizada expresión en el área de la simulación “¿Qué pasaría si..?”.

Los escenarios hipotéticos a los que el modelo desarrollado puede responder son múltiples. Entre otras, puede ayudar en la respuesta a cuestiones como las siguientes:

- Cambios en la programación quirúrgica de los pacientes que requieren ingreso postoperatorio en UCI.
- Respuesta ante problemas agudos de necesidades de camas de UCI, como ocurrió con la pandemia de gripe A/H1N1. En esta situación, se utilizaron modelos matemáticos de menor complejidad^{186,187}.
- Dimensionamiento de las Unidades de Cuidados Intensivos ante la previsión de mayores requerimientos debido a la mayor frecuencia de ingresos de

pacientes añosos o a la mayor frecuencia de ingresos de pacientes oncológicos.

- Impacto de las medidas de prevención de infecciones, como los programas desarrollados en España de *Bacteriemia zero*¹⁸⁸, *Neumonía zero*¹⁸⁹ y el actualmente en marcha *Resistencia zero*¹⁹⁰, destinados a reducir la frecuencia de las bacteriemias, la neumonía asociada a ventilación mecánica y la diseminación de gérmenes multirresistentes en las UCIs.
- Diversificación de los lugares donde se atienden a determinados pacientes críticos con menor índice de gravedad, mediante la creación de Unidades con monitorización con telemetría¹⁹¹. En este aspecto, un modelo como el desarrollado podría ser útil para la optimización de procesos de fusión de UCIs.

Para ilustrar estas posibilidades, analizamos la respuesta de nuestro modelo a dos escenarios hipotéticos:

El primer escenario se dirigió hacia el cálculo del número de camas necesarias para mantener la tasa de rechazo de pacientes en tres diferentes umbrales (1%, 5% y 10%) ante incrementos en el número de personas subsidiarias de ingreso en UCI que oscilasen entre el 10 y el 50%, tal como se muestra en la Figura 48. Para cada valor de incremento de la demanda (eje de abscisas), se muestran tres barras con las necesidades

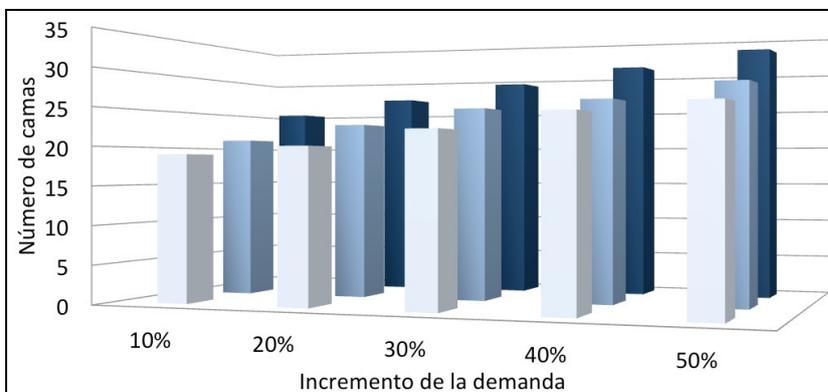


Figura 48. Previsión de la necesidad de camas ante incrementos de la demanda según el grado de rechazo de pacientes deseado.

de camas según el nivel de rechazo de ingresos que se elija (gris, 10% de rechazo; azul, 5% de rechazo; azul oscuro, 1% de rechazo). Las necesidades de camas se proyectan sobre el eje de las ordenadas.

La segunda hipótesis de trabajo da respuesta al número de pacientes que no podrían ser ingresados por falta de cama ante un incremento de la cirugía electiva del 50%, en función del número de camas de UCI. La Figura 49 muestra la repuesta a estos escenarios: sobre el eje de ordenadas, se proyecta el porcentaje de pacientes rechazados para cada nivel de camas (nivel reflejado en el eje de las abscisas). Con el actual número de 20 camas, la denegación de ingresos se aproximaría al 8%, mientras que para reducir este porcentaje al 1%, harían falta al menos 26 camas. La Tabla 24 muestra este mismo escenario de forma numérica.

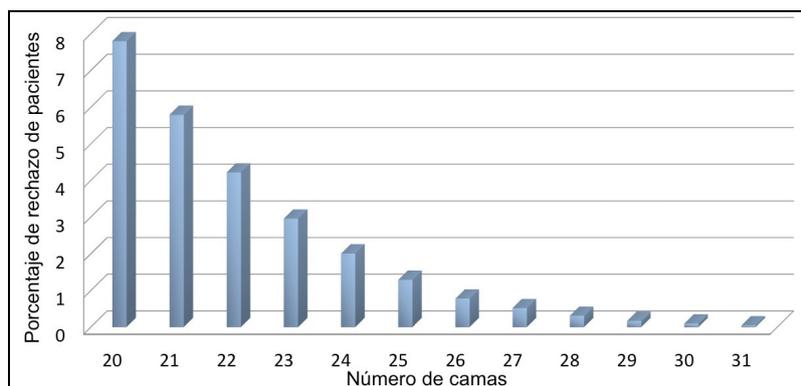


Figura 49. Previsión de necesidades de camas y rechazo de pacientes para un incremento de la cirugía programada del 50%.

Tabla 24. Previsión de necesidades de camas y rechazo de pacientes para un incremento de la cirugía programada del 50%.

Número de camas	% de rechazo de ingresos	Número de camas	% de rechazo de ingresos
20	7,80	26	0,78
21	5,79	27	0,52
22	4,22	28	0,31
23	2,96	29	0,17
24	2,01	30	0,10
25	1,29	31	0,05

Los anteriores ejemplos son una muestra de la utilidad de la herramienta desarrollada de cara a la gestión de las camas de una UCI, que fue el objetivo primario para el que se desarrolló. Los gestores de los Sistemas Sanitarios tienen un instrumento de decisión a la hora de seleccionar sus prioridades, pudiendo balancear entre el servicio prestado y los recursos necesarios para dicho servicio.

Una vez cumplimentado el objetivo primario, el resto del trabajo se dedicó a desarrollar nuevas posibilidades de análisis de la gestión de camas, facilitadas por el modelo de simulación.

4.5. Calibración del modelo

4.5.1. Concepto de calibración de un modelo de simulación

Tras la construcción de un modelo, se desarrollan múltiples simulaciones variando los datos de partida para analizar los resultados suministrados por el mismo. En este sentido, la simulación se podría equiparar a un ensayo clínico, en el que el investigador actúa sobre uno de los grupos para ver las consecuencias de su intervención respecto al grupo control. Las variaciones realizadas sobre alguno de los parámetros de entrada nos permiten analizar la respuesta del modelo respecto a la solución obtenida antes de estas modificaciones. Entre los parámetros que participan en un modelo, algunos tienen mayor credibilidad que otros, dependiendo de su origen. Para algunos parámetros se podrá encontrar suficiente soporte en la literatura, mientras que, en ocasiones, existirán parámetros cuya inclusión únicamente se verá apoyada por la opinión o la intuición del equipo encargado de diseñar el modelo de simulación. El proceso de calibración va dirigido a la construcción de modelos de mayor solidez, analizando la participación de los parámetros incluidos que presentan menor credibilidad. Para ello, se varía los valores que toman estos parámetros y se observa el resultado de los nuevos datos simulados. Los valores se considerarán adecuados cuando la discrepancia entre los datos simulados

y los reales no sobrepase un valor predeterminado. La calibración es un proceso iterativo en el que se compara la solución facilitada por el modelo con el sistema real, se realizan cambios y ajustes en el modelo, se vuelve a comparar la nueva solución con el sistema real, se hacen ajustes adicionales, y así hasta que la solución obtenida es considerada como una buena aproximación al sistema real.

4.5.2. Calibración del modelo desarrollado

En nuestro caso, los valores que toman los cinco parámetros que definen las decisiones médicas podrían considerarse los parámetros con menor credibilidad del modelo desarrollado. Como ya se ha comentado, si bien existe abundante literatura en el ámbito médico sobre la modificación de la duración de la estancia de los pacientes, no existen publicaciones sobre cómo se realiza y, aún menos, un análisis matemático sobre su desarrollo. Esta ausencia de soporte bibliográfico nos llevó a analizar la respuesta del sistema a las modificaciones de las reglas de gestión de camas definidas.

Nuestro segundo modelo se consiguió tras la solución de un problema de optimización dirigido a conseguir la mayor aproximación entre las distribuciones de ocupación de camas real y simulada. Las únicas restricciones venían impuestas por la monotonía exigida a los valores que pudieran tomar cada una de las variables de decisión. Partiendo de la premisa de que un modelo de simulación debe representar de una forma suficiente al sistema estudiado pero no ser idéntico a él, realizamos un proceso de calibración con un doble objetivo: el primer objetivo fue el ya conocido ajuste de los datos simulados a los datos reales; el segundo objetivo fue considerar la intensidad de la influencia de las decisiones médicas. El proceso de calibración consistió en buscar las diferentes soluciones válidas y analizar su impacto sobre los dos objetivos.

Al igual que en todo el proceso desarrollado hasta ahora, el planteamiento inicial para la medición de la influencia de las decisiones médicas fue conceptual, no puramente

matemático. Las decisiones médicas tienen implicaciones en dos direcciones diferentes: por una parte, estas decisiones suponen un esfuerzo, un ejercicio activo de los profesionales médicos sobre la duración de la estancia de los pacientes. Este proceso lo hemos definido previamente en base a tres reglas, que se apoyan en cinco parámetros de modificación de la duración de la estancia de los pacientes, y su intensidad va a venir condicionada por el valor que tomen estos parámetros. Por otra parte, las decisiones médicas van a tener consecuencias sobre la duración de la estancia de los pacientes. Pensamos que la forma adecuada de medir la influencia de las decisiones médicas sería aquella que combinara estos dos puntos de vista, el esfuerzo y sus consecuencias. A partir de este planteamiento, el siguiente paso consistió en modelar la influencia médica. Definimos dos funciones objetivo, una para cada una de las implicaciones de las decisiones médicas:

- Desde el punto de vista del esfuerzo de la toma de decisiones, la función objetivo se definió como la suma de los valores que toman los cinco parámetros que definen las reglas de decisión médica ($INFL_1$).
- Desde el punto de vista de las consecuencias de las decisiones, la función objetivo se definió como la suma de los porcentajes de extensión y acortamiento de la estancia de los pacientes ($INFL_2$).

La influencia médica se definió como la suma ponderada de estos dos objetivos, como se muestra en la Ecuación 11.

$$INFL = w_1 INFL_1 + w_2 INFL_2$$

donde

$$INFL_1 = \frac{1}{k} \left(\sum_i PE_i + \sum_i PR_i + \sum_i PC_i + \sum_i DR_i^* + \sum_i DE_i^* \right)$$

$$DR_i^* = DR_i / supDR_i \text{ y } DE_i^* = DE_i / supDE_i$$

y

$$INFL_2 = \%días_Reducción + \%días_Extensión$$

Ecuación 11. Definición matemática de la influencia de las decisiones médicas.

El análisis de la Ecuación 11 requiere varias consideraciones. De los cinco parámetros que reflejan la influencia médica, tres de ellos representan probabilidades (PE , PR , PC), con valores comprendidos entre 0 y 1, y dos de ellos son número de días (DR y DE). Para normalizar estos últimos, se dividió cada uno de ellos con un valor máximo, $supDR$ y $supDE$, que representan el número máximo de días admisible de reducción o extensión de la estancia respectivamente, y que son valores que ya habían aparecido en las restricciones de nuestro primer problema de optimización. De esta forma, los valores se estandarizaron, tomando, al igual que el resto, un valor comprendido entre 0 y 1, con lo que podían ser sumados con los anteriores. La explicación de $INFL_1$ es la siguiente: cada política de gestión está formada por los valores que toman los cinco parámetros para cada uno de los grados de ocupación (de esta forma, para 20 camas habrá 100 valores diferentes, aunque muchos de ellos serán cero). Todos estos valores oscilan entre 0 y 1. En la medida en que la suma de todos estos valores se divide entre el número de sumandos que participa en dicha suma, representado por k , el valor de $INFL_1$ se mantendrá entre 0 y 1, donde 0 supone la ausencia de influencia médica en la gestión de camas y 1 supone la influencia máxima en dicha gestión.

$INFL_2$ se calcula con la suma de los porcentajes de extensión y acortamiento de las estancias, calculados mediante la división del número total de días de alargamiento o reducción de la estancia de los pacientes entre el número total de días de estancia si no se produjese modificación de la misma. Como ya se ha comentado, el modelo nos indica el “tiempo de estancia ideal” para cada paciente simulado y el tiempo que realmente se le asigna a cada paciente, por lo que permite este cálculo de los días totales de modificación de la estancia.

Por último, el peso que hemos dado a los dos parámetros que definen la influencia médica (INF_1 e INF_2) no es el mismo, sino que viene modificado por el valor de las constantes w_1 y w_2 . Hemos considerado que el porcentaje de estancia modificado tenía mayor relevancia a la hora de medir la influencia de las decisiones médicas, por lo que w_2 tomó valores mayores que w_1 .

Para nuestro procedimiento de calibración de nuevo consideramos un problema

de optimización, en este caso con dos funciones objetivo: la primera, minimizar la influencia médica de las decisiones (tal como se definió previamente con el parámetro *INFL*); la segunda, minimizar la diferencia entre las frecuencias de ocupación de camas real y simulada. En esta ocasión, para plasmar este último objetivo, se eligió la minimización de la máxima diferencia, en valor absoluto, entre las frecuencias acumuladas real y simulada (ese objetivo corresponde al estadístico usado en el test de Kolmogorov - Smirnov). Esto supone lo siguiente: la simulación con una determinada política de gestión suministra las frecuencias de ocupación para cada una de las 20 camas. Con estas frecuencias, podremos obtener la distribución de frecuencia acumulada (probabilidad de que haya *n* o menos camas ocupadas), que en su punto máximo, corresponderá a 1 (la probabilidad de que estén las 20 camas o menos ocupadas es 1). De la misma forma, podemos obtener esta misma distribución acumulada de la ocupación de camas con los datos reales, que diferirá en mayor o menor medida de la distribución simulada. El objetivo seleccionado consistió en elegir la política de gestión de camas que consiguiera que la diferencia máxima en alguno de sus puntos entre las dos distribuciones fuera la menor. El motivo de elegir este parámetro para definir nuestra función objetivo en vez del utilizado previamente para el desarrollo de nuestro segundo modelo, con reglas de gestión de camas, fue que la interpretación gráfica de los resultados resultase más sencilla. Para ilustrar este hecho, la Figura 50 muestra las diferencias entre las distribuciones acumuladas real y las simuladas sin reglas (primer modelo desarrollado) y con reglas de gestión de camas (segundo modelo obtenido).

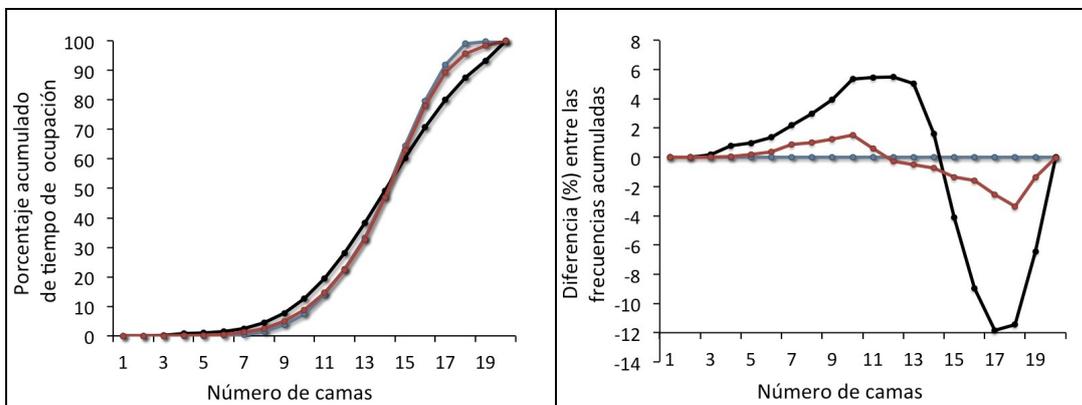


Figura 50. Comparación entre las distribuciones acumuladas real (línea azul) y las simuladas sin reglas (línea negra) y con reglas de gestión de camas (línea roja).

Las restricciones de las variables de decisión fueron las mismas que se utilizaron para construir el modelo previo, dirigidas a los valores que pueden tomar los parámetros que definen la gestión de camas de acuerdo a las relaciones de monotonía y los límites superiores para el valor de estos parámetros. La Ecuación 12 muestra la definición matemática de este problema de optimización con un doble objetivo.

$$\begin{array}{l}
 \text{Min} \quad INFL \\
 \text{Min} \quad \text{Max}_i |Frec_Real_i - Frec_Simul_i| \\
 \text{sujeto a} \\
 \left\{ \begin{array}{l}
 supDR \geq DR_{20} \geq DR_{19} \geq DR_{18} \geq \dots \geq DR_1 \geq 0 \\
 supPR \geq PR_{20} \geq PR_{19} \geq PR_{18} \geq \dots \geq PR_1 \geq 0 \\
 supPC \geq PC_{20} \geq PC_{19} \geq PC_{18} \geq \dots \geq PC_1 \geq 0 \\
 supDE \geq DE_1 \geq DE_2 \geq DE_3 \geq \dots \geq DE_{20} \geq 0 \\
 supPE \geq PE_1 \geq PE_2 \geq PE_3 \geq \dots \geq PE_{20} \geq 0 \\
 DR_n \text{ y } DE_n \text{ son enteras}
 \end{array} \right.
 \end{array}$$

Ecuación 12. Definición matemática del problema de optimización con dos objetivos.

Un problema con más de un objetivo no tiene una única solución, sino que tiene múltiples soluciones. En el caso de un problema como el de nuestro interés, con dos objetivos, cada una de las soluciones obtenidas tendrá su reflejo sobre ambos objetivos. Así, unas soluciones priorizarán el primero de los objetivos, mientras que otras lo harán sobre el segundo. Dentro de todas las soluciones posibles, algunas de ellas son las llamadas soluciones eficientes. Se consideran soluciones eficientes a aquellas en las cuales es imposible mejorar el resultado de uno de los objetivos sin empeorar el otro. De esta forma, una solución no será eficiente si existe otra solución que, sin modificar el resultado que obtiene sobre uno de los objetivos, es capaz de mejorar el resultado obtenido sobre el otro objetivo, o si existe otra solución que es capaz de mejorar simultáneamente los dos objetivos. El conjunto de soluciones eficientes de un problema con dos objetivos se denomina frontera de Pareto o región eficiente. Un sencillo ejemplo

puede ayudar a ilustrar estos conceptos:

Se va a proceder a la dotación de los sistemas de monitorización de una nueva UCI, por lo que se está valorando las prestaciones de los sistemas que existen en el mercado y su coste. Este ejemplo contempla un problema con un doble objetivo, con múltiples soluciones. Cada una de las soluciones, en este caso cada uno de los sistemas de monitorización que existen en el mercado, tiene una repercusión sobre los dos objetivos, las prestaciones y el precio. En general, las soluciones que mejoren uno de los objetivos, por ejemplo más prestaciones, empeorarán el otro, su precio será más elevado. Las soluciones eficientes, que conformarán la frontera de Pareto, serán aquellos sistemas que den las máximas prestaciones al mínimo precio, de forma que ningún otro sistema provea las mismas prestaciones a mejor precio. La solución elegida, que lógicamente estará sobre esta frontera de Pareto, será una solución de compromiso de acuerdo a las prestaciones que se deseen y a la capacidad adquisitiva de la que se disponga.

Nuestra solución del problema de optimización de doble criterio se estimó mediante el cálculo de las fronteras de Pareto, utilizando el método de las ε -restricciones. Este método consiste en optimizar uno de los objetivos, mientras que el otro objetivo pasa a ser una nueva restricción. En nuestro caso, elegimos optimizar el primer objetivo (minimizar la influencia de las decisiones médicas), mientras que el segundo objetivo se reconvertía en una restricción más, de forma que la máxima diferencia entre las distribuciones acumuladas real y simulada no superara un determinado conjunto de valores (valor de ε) elegidos. La Ecuación 13 muestra el planteamiento matemático definitivo, añadiendo la restricción del valor de ε .

$$\begin{array}{l}
 \text{Min } INFL \\
 \text{sujeto a} \\
 \left\{ \begin{array}{l}
 \text{Max}_i |Frec_Real_i - Frec_Simul_i| \leq \varepsilon \\
 supDR \geq DR_{20} \geq DR_{19} \geq DR_{18} \geq \dots \geq DR_1 \geq 0 \\
 supPR \geq PR_{20} \geq PR_{19} \geq PR_{18} \geq \dots \geq PR_1 \geq 0 \\
 supPC \geq PC_{20} \geq PC_{19} \geq PC_{18} \geq \dots \geq PC_1 \geq 0 \\
 supDE \geq DE_1 \geq DE_2 \geq DE_3 \geq \dots \geq DE_{20} \geq 0 \\
 supPE \geq PE_1 \geq PE_2 \geq PE_3 \geq \dots \geq PE_{20} \geq 0 \\
 DR_n \text{ y } DE_n \text{ son enteras}
 \end{array} \right.
 \end{array}$$

Ecuación 13. Definición matemática del problema de optimización con dos objetivos mediante el método de las ε -restricciones.

La Figura 51 muestra la frontera de Pareto obtenida a partir de la resolución del problema anterior para los diferentes valores de ε . Estos valores, que oscilan entre el 3,5% y el 10%, se muestran en el eje de las abscisas, y representan el porcentaje de discrepancia máxima entre las distribuciones acumuladas de ocupación de camas real y simulada. El eje de las ordenadas presenta el valor de $INFL_2$ (porcentaje de la estancia ideal modificada).

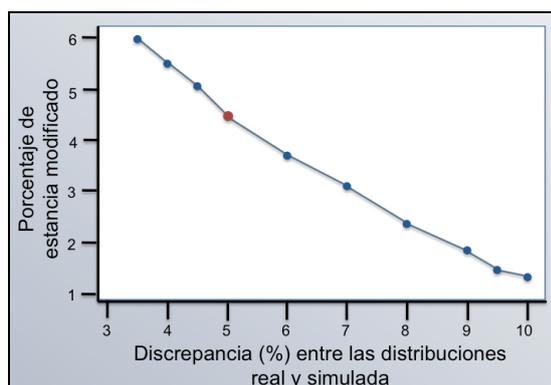


Figura 51. Frontera de Pareto para las funciones objetivo consideradas.

Así, por ejemplo, el valor correspondiente al punto marcado en rojo en la Figura

51 significa que la mejor solución de las estudiadas para una diferencia en el ajuste entre las distribuciones real y simulada del 5% (valor en eje de abscisas) implica una intervención médica que supone un 4,5% de modificación en el número total de días de ingreso de todos los pacientes (valor en el eje de ordenadas). Ninguna del resto de las políticas posibles va a mejorar cualquiera de los objetivos (menor modificación de las estancias o mayor ajuste entre las distribuciones real y simulada) sin empeorar el otro.

La Tabla 25 muestra las soluciones a nuestro problema de optimización con dos objetivos. Se muestran los valores de los parámetros que definen nuestras reglas de gestión de camas que consiguen diferentes grados de ajuste entre las distribuciones real y simulada. En orden a reducir el coste computacional y dada la mayor trascendencia de los parámetros de acortamiento de la estancia, los parámetros de alargamiento han tomado valores fijos, dependientes del grado de ocupación. Así, *PE* toma el valor de 15%, para una ocupación entre 0 y 8 camas y 0% para el resto de ocupaciones; *DE* toma el valor de 2 días para las ocupaciones entre 0 y 13 camas y 0 días para el resto (más adelante se utilizará y explicará más detenidamente esta elección de parámetros con valores fijos y variables para la realización de análisis de sensibilidad). La columna encabezada con “Máximo ajuste” corresponde a la solución obtenida en el apartado anterior con nuestro segundo modelo, tras incluir las reglas de gestión de camas y con un procedimiento de optimización cuyo único objetivo fue el máximo ajuste entre las distribuciones real y simulada. En las siguientes columnas se muestran los valores de los parámetros de acortamiento de la estancia (*DR*, *PR* y *PC*) para los diferentes valores de ε contemplados. Por ejemplo, para una diferencia en el desajuste entre las distribuciones real y simulada que no supere el 5%, cuando haya una ocupación de 17 camas, la estancia de uno de los “Pacientes generales” será reducida un máximo de 3 días (*DR*₁₇), siempre que estos 3 días representen menos del 35% de la estancia total necesaria para alcanzar su recuperación completa (*PR*₁₇).

Tabla 25. Valores para los parámetros de acortamiento de la estancia para las soluciones óptimas del problema de optimización con doble objetivo planteado.

	Máximo ajuste	Valores de ε considerados							
		3,5%	4%	5%	6%	7%	8%	9%	10%
DR₁₅	1	0	0	0	0	0	0	0	0
DR₁₆	1	1	2	1	2	2	1	1	1
DR₁₇	2	4	4	3	3	3	2	2	1
DR₁₈	5	5	5	4	3	3	2	2	1
DR₁₉	5	5	5	4	3	3	2	2	1
DR₂₀	5	5	5	4	3	3	2	2	1
PR₁₅	15	0	0	0	0	0	0	0	0
PR₁₆	40	30	15	25	5	20	15	10	10
PR₁₇	50	45	40	35	35	20	20	15	15
PR₁₈	50	45	40	35	35	20	20	15	15
PR₁₉	50	45	40	35	35	20	20	15	15
PR₂₀	50	45	40	35	35	20	20	15	15
PC₁₅	5	0	0	0	0	0	0	0	0
PC₁₆	5	0	0	0	0	0	0	0	0
PC₁₇	90	0	5	0	0	0	0	0	0
PC₁₈	90	10	5	5	0	5	0	0	0
PC₁₉	100	10	5	10	10	5	5	5	5
PC₂₀	100	10	5	15	15	15	15	5	5

La Figura 52 muestra la representación gráfica de las diferentes curvas de distribución de la ocupación de camas obtenidas. La línea azul representa la distribución de la ocupación real. Inmediatamente por debajo de ella, la línea amarilla refleja la distribución obtenida como solución a nuestro problema de optimización con un único objetivo, que conduce al máximo ajuste entre las distribuciones real y simulada. El resto de líneas, en negro, corresponden a las diferentes soluciones a nuestro problema de optimización con dos objetivos, según el valor de ε contemplado. Finalmente, la línea roja representa la solución que se obtiene cuando se simula sin contemplar las reglas de

gestión de camas.

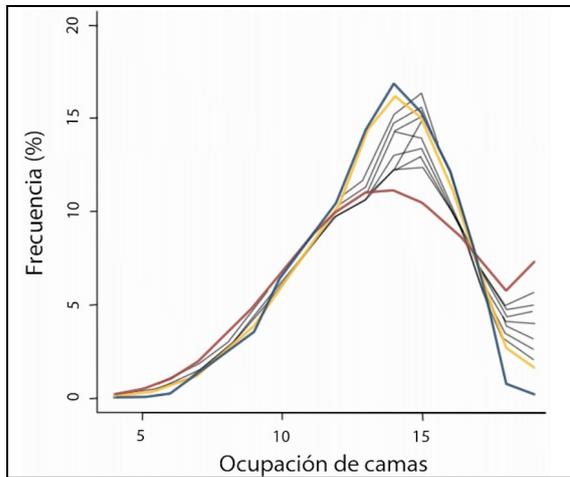


Figura 52. Distribución de la ocupación de camas según los diferentes grados de ajuste de los datos simulados a los datos reales.

4.5.3. Elección del modelo de simulación

El desarrollo del trabajo hasta ahora nos ha conducido a la construcción de un modelo inicial que no resultó válido. El análisis de este primer modelo nos ha llevado a la contemplación de las decisiones médicas sobre la gestión de camas, dependientes del grado de ocupación, y a su modelado en forma de reglas para ser incluidas en el modelo de simulación. La determinación de los valores que toman los parámetros que definen estas reglas de gestión de camas los hemos obtenido mediante la combinación de optimización y simulación. Con ello, hemos construido un modelo válido que representa adecuadamente la ocupación de las camas de nuestra Unidad, tanto en la media de la ocupación de las camas como en la distribución de esta ocupación. Sin embargo, este modelo implica reglas de gestión que pueden ser consideradas excesivamente agresivas. Como ejemplo, estarían permitidos acortamientos de estancias de 5 días que supusieran una reducción de la estancia total del 50% para niveles de ocupación por encima de 17 camas. Esta agresividad de las reglas de gestión de camas ha sido el argumento para realizar un procedimiento de calibración del modelo que se ha basado en la resolución de un problema de optimización con un doble objetivo: ahora, el objetivo no es únicamente

el mejor ajuste entre las distribuciones real y simulada, sino que hay un segundo objetivo, dirigido hacia minimizar la intensidad de la influencia médica.

El resultado de este proceso de calibración es que ya no tenemos un único modelo, sino que tenemos varios (en nuestro caso hemos desarrollado 8 modelos válidos, dependiendo de su grado de ajuste a los datos reales). Ninguno de estos modelos es mejor que los otros, sino que todos representan una solución matemáticamente correcta. El criterio para elegir un modelo dependerá de la percepción que el clínico tenga sobre su influencia en el alta de los pacientes. Situaciones como las mostradas en la primera columna de resultados de la Tabla 25 (máximo ajuste) con alta probabilidad serán descartadas por los clínicos, que entenderán que se alejan de su forma de actuar y no las considerarán válidas. Sin embargo, entre las columnas situadas hacia la derecha, los clínicos encontrarán una situación que se asemeje a su forma de actuar, que la consideren factible desde el punto de vista médico y, por lo tanto, que cuente con su confianza para la planificación de experimentos. La calibración informará además de la precisión con la que el modelo va a proporcionar sus predicciones, medida en nuestro caso como la discrepancia máxima que se espera encontrar entre los datos reales y los simulados.

4.6. Análisis de sensibilidad

Un aspecto importante de la fase de solución de un modelo son los llamados análisis de sensibilidad. Estos análisis permiten obtener información adicional sobre el comportamiento de la solución obtenida cuando el modelo experimenta algunos cambios en sus parámetros. Los análisis de sensibilidad son particularmente necesarios cuando no fue posible estimar con precisión los parámetros que participaron en el desarrollo del modelo. En estos casos, es importante estudiar el comportamiento de la solución óptima frente a la variación de estos parámetros¹⁹². Los análisis de sensibilidad en ocasiones permitirán aumentar el conocimiento entre las relaciones de las variables

de entrada y salida. Si pequeñas variaciones en los datos de entrada generan grandes cambios en los datos de salida, este comportamiento permitirá cuestionar estas variables de entrada de cara a su presencia en el sistema. De la misma manera, las variables que apenas modifiquen los datos de salida podrán ser eliminadas en aras a conseguir un modelo más sencillo. En definitiva, los análisis de sensibilidad van a permitir averiguar en qué situaciones el modelo se comporta con mayor robustez, siendo en cierta medida una herramienta de perfeccionamiento del modelo construido.

4.6.1. Análisis de la influencia de las políticas de gestión de camas sobre el funcionamiento de una UCI

Como se ha comentado previamente, una vez construido y validado un modelo pueden modificarse los parámetros utilizados en su elaboración para observar su comportamiento predictivo. El modelo desarrollado resultó novedoso al ser el primero en incluir las decisiones médicas dirigidas a modificar la duración de la estancia de los pacientes en respuesta a la ocupación de camas, hasta entonces únicamente estudiadas desde el punto de vista clínico. Este hecho propició que pudiéramos hacer un análisis inédito: el estudio de cómo nuestro modelo podía predecir los cambios en el funcionamiento de una UCI según la intensidad de estas decisiones médicas.

El planteamiento de este análisis de sensibilidad fue el siguiente: la disponibilidad de camas en una UCI influye en cómo se gestiona la ocupación de estas camas, pudiendo existir múltiples políticas de gestión diferentes, como se ha comentado en apartados previos. Un estudio de las necesidades de camas de una UCI debería considerar la variabilidad en las diferentes políticas de gestión de camas y la influencia de estas políticas en los parámetros de funcionamiento de la Unidad. A partir de aquí, se desarrolló el planteamiento conceptual inicial del problema, que posteriormente sería formulado matemáticamente y evaluado mediante técnicas de simulación.

El reto inicial fue cómo medir el funcionamiento de una UCI de cara a las necesidades de nuestro análisis. Para ello, consideramos las dos “obligaciones”

fundamentales que una UCI (como otros servicios sanitarios) tiene respecto a la provisión de la asistencia a su población de referencia: la primera es que todo paciente que requiera ser atendido en ella sea ingresado. La segunda obligación es que a todo paciente ingresado se le preste de forma completa la atención que precise. La primera obligación se traduce en el objetivo de que ningún paciente vea rechazado su ingreso por falta de recursos (cama libre) en el momento que lo precise. El segundo imperativo obliga a que no sea acortada la estancia de ningún paciente (en el caso de nuestro estudio porque sea necesaria una cama libre para ingresar otro paciente). Este planteamiento ideal del funcionamiento de una UCI no siempre se cumple: la actividad diaria de muchas Unidades, en las que con relativa frecuencia puede haber escasez de camas, se mueve entre la cumplimentación de estos dos objetivos contrapuestos. Como se ha comentado en el capítulo “Introducción”, la literatura médica recoge múltiples artículos sobre las implicaciones asociadas a estos dos objetivos, tanto por los riesgos del rechazo de los pacientes que requieren ingreso como por las consecuencias de las altas precoces, muchas veces propiciadas por la necesidad de camas libres.

La traslación matemática de esta idea se expone en el esquema de la Figura 53.

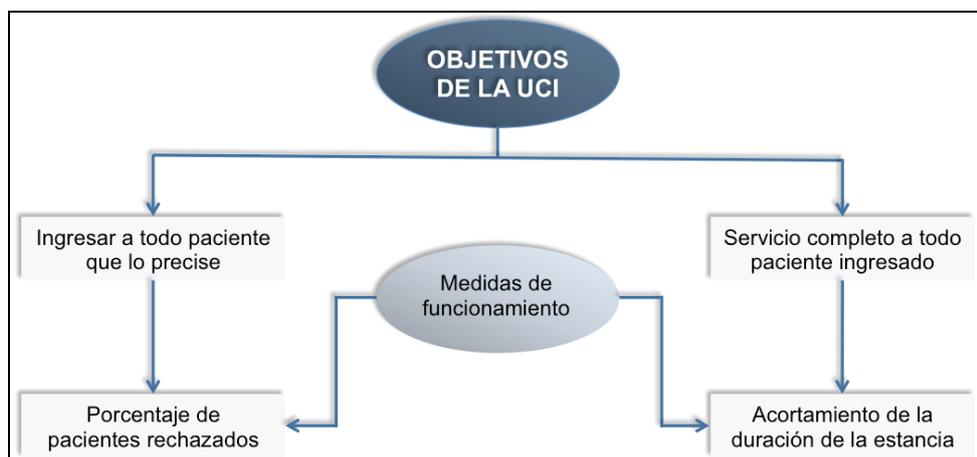


Figura 53. Medidas del funcionamiento de una UCI respecto a la prestación de servicio a sus pacientes.

Así, la medición del objetivo “Todos los pacientes deben ser atendidos” la hicimos de forma indirecta con el porcentaje de pacientes que ven rechazado su ingreso por falta

de cama. El objetivo “Servicio completo a todos los pacientes” se midió con el acortamiento de la duración de la estancia de los pacientes (en algunos pacientes se produce alargamiento de la estancia, pero el acortamiento es una práctica más frecuente y con mayor repercusión en la gestión de las camas). Estos dos parámetros fueron los que utilizamos como medidas del funcionamiento de nuestra Unidad. Una vez definidas las medidas de funcionamiento, analizamos cómo las decisiones médicas sobre el alta de los pacientes influyen sobre estos parámetros. Para ello, simulamos nuestro modelo de la UCI con diferentes valores de los parámetros de gestión de camas que habíamos definidos para la construcción de nuestro segundo modelo de simulación. A modo de resumen, estos parámetros son:

- *PR*: Porcentaje máximo de reducción de la duración de la estancia planeada de un paciente general.
- *DR*: Número máximo de días que se puede acortar la duración de la estancia de un paciente general.
- *PC*: Probabilidad de reducción en un día de la duración de la estancia de un paciente sometido a cirugía programada seguida de un proceso de recuperación normal.
- *PE*: Probabilidad de que se extienda la estancia de cualquier tipo de paciente.
- *DE*: Máximo número de días que se puede extender la estancia de cualquier tipo de paciente.

Para facilitar la comparación de los datos, simplificamos las posibilidades que podían tomar los diferentes parámetros. Así, contemplamos cuatro niveles de ocupación en vez de los 20 posibles (las 20 camas de la Unidad):

- Muy alta ocupación, superior al 85% de la ocupación total.
- Moderadamente alta ocupación, entre el 75 y el 85% de la ocupación total.
- Moderadamente baja ocupación, entre el 41 y el 65% de la ocupación total.

- Muy baja ocupación, menor o igual al 40% de la ocupación total.

Para cada uno de estos cuatro niveles de ocupación, definimos unos valores posibles para los parámetros de acortamiento y alargamiento de la estancia. Para algunos parámetros consideramos que únicamente podrían tomar valores fijos, con la misma idea de reducir el número de combinaciones posibles de cara a simplificar la comparación de los resultados. Dadas su relevancia en la gestión de camas y su trascendencia clínica, dimos más importancia a los parámetros dirigidos al acortamiento de la estancia, de forma que el rango de valores posibles fue mayor que el rango correspondiente a los parámetros de alargamiento de la estancia. La elección de los valores que podrían tomar estos parámetros se hizo por criterios clínicos, no matemáticos, de forma que resultaran razonables para el personal a cargo de la asistencia de los pacientes. La Tabla 26 resume los niveles de ocupación y los valores posibles de estos parámetros.

Tabla 26. Niveles de ocupación y valores posibles para los parámetros que definen las reglas de gestión de camas.

	Muy baja (I1)	Moderadamente baja (I2)	Moderadamente alta (h1)	Muy alta (h2)
Nivel de ocupación de camas	≤ 40%	41% - 65%	75% - 85%	≥ 85%
	1 a 8 camas	9 a 13 camas	15, 16 y 17 camas	18, 19 y 20 camas
Conjunto de valores para los parámetros no fijos			PR_{h1} y PR_{h2} 0, 5, 10, 15, 20%	PC_{h1} y PC_{h2} 0, 10, 20,...,100%
Conjunto de valores para los parámetros fijos	PE_{I1} : 15%	PE_{I2} : 0%	DE_{I1} y DE_{I2} : 2 días	DR_{h1} : 2 días DR_{h2} : 3 días

Anteriormente, veíamos como cada política de gestión de camas quedaba definida por los valores que podían tomar los 5 parámetros de modificación de la

estancia para cada una de los 20 niveles de ocupación posibles, es decir, cada política era definida por 100 variables. La simplificación planteada a cuatro niveles de ocupación (en vez de 20), y la consideración de valores fijos reduce considerablemente estos valores: las situaciones de baja ocupación se definen con 4 parámetros PE_{11} , PE_{12} , DE_{11} y DE_{12} , que además van a ser comunes a todas las políticas, al tomar valores fijos; las situaciones de alta ocupación se definen con 2 parámetros fijos, DR_{h1} y DR_{h2} , y cuatro parámetros para los que sí va a existir variación en los valores que pueden tomar, PR_{h1} , PR_{h2} , PC_{h1} y PC_{h2} . En resumen, cada política únicamente difiere de las demás en el valor asignado a estos cuatro últimos parámetros y por lo tanto, queda definida por el valor de los mismos. Como ejemplo, la política (5, 10, 40, 80) significa que, en caso de moderadamente alta ocupación, la estancia de un “Paciente general” se reducirá en un máximo del 5%, mientras que la probabilidad de reducir en un día la estancia de un “Paciente sometido a cirugía programada seguida de un proceso de recuperación normal” será del 40%; estos valores se elevan respectivamente a 10% y 80% si el nivel de ocupación es muy alto. El resto de parámetros de acortamiento y alargamiento, no difieren respecto a otras políticas.

De nuevo, las condiciones de monotonía obligaron a que los valores asignados a la reducción de las estancias en situaciones de moderadamente baja ocupación no superasen a los que toman en las situaciones de muy alta ocupación ($PR_{h2} \geq PR_{h1}$ y $PC_{h2} \geq PC_{h1}$). Estas condiciones condujeron a 990 diferentes combinaciones de los parámetros PR_{h1} , PR_{h2} , PC_{h1} y PC_{h2} , es decir, 990 diferentes políticas de gestión de camas.

Cada uno de estos 990 escenarios o políticas de gestión fue evaluado mediante 100 replicaciones del modelo de simulación durante 50 años, con un periodo de calentamiento de 3 años (en el apartado “Construcción del modelo de simulación” se ha explicado la necesidad de este periodo de calentamiento). La simulación se realizó con el programa informático ARENA®.

La Figura 54 muestra el comportamiento de las 990 políticas de gestión analizadas respecto a los dos parámetros de funcionamiento de la UCI definidos. Sobre el eje de

abscisas se muestra el porcentaje de reducción de la duración de la estancia de todos los pacientes. Este porcentaje se obtiene dividiendo el número total de días de estancia acortados entre el número total de días simulados. Sobre el eje de ordenadas se proyecta el segundo parámetro que definimos para representar el funcionamiento de la UCI: el porcentaje de pacientes rechazados. Los datos representados están agrupados según los valores que toman los parámetros no fijos de los “Pacientes generales” (valores de PR_{h1} y PR_{h2}). Cada una de las áreas coloreadas está formada por 66 políticas diferentes, resultantes de combinar los valores de los parámetros de acortamiento de la estancia de los “Pacientes sometido a cirugía programada seguida de un proceso de recuperación normal” (PC_{h1} y PC_{h2}) para cada una de las combinaciones de los valores PR_{h1} y PR_{h2} . Así, por ejemplo, las políticas situadas en el área superior-izquierda están formadas por las 66 combinaciones posibles de PC_{h1} y PC_{h2} cuando tanto PR_{h1} como PR_{h2} toman el valor de cero. Las políticas oscilan desde las menos agresivas, situadas en el cuadrante superior izquierdo, en las que la escasa influencia médica (medida por el porcentaje de acortamiento de la estancia) conlleva altas tasas de rechazo de pacientes, hasta las más agresivas, situadas en el cuadrante inferior derecho, con porcentajes de rechazo bajos.

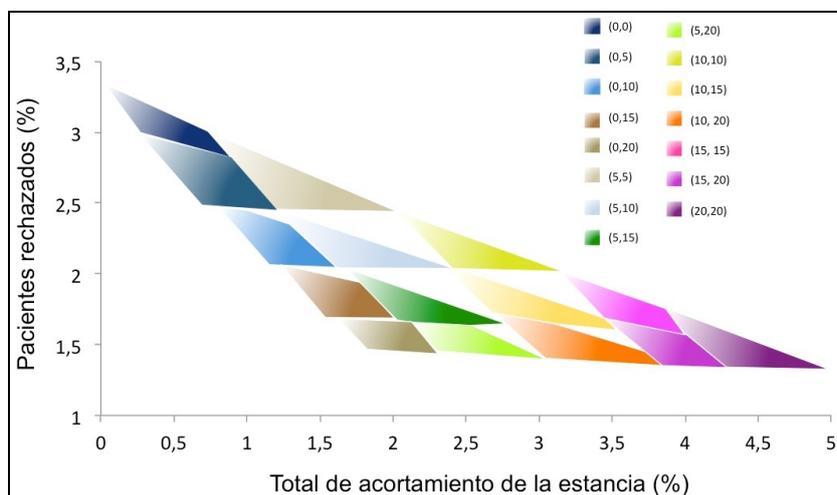


Figura 54. Comportamiento de las políticas de gestión de camas analizadas respecto a los dos objetivos de funcionamiento de la UCI.

Entre paréntesis, valores de PR_{h1} , PR_{h2} .

Del análisis de la Figura 54 pueden extraerse varias conclusiones con interés

clínico:

En primer lugar, de la observación de la gráfica se deduce que no todas las políticas de gestión de camas son eficientes. Como se ha comentado previamente, las soluciones eficientes para un problema con un doble objetivo son aquellas en las que es imposible mejorar uno de los objetivos sin que empeore el otro. Por lo tanto, una política será no eficiente si existen políticas menos agresivas (en las que la intervención médica sea menor) que consigan el mismo porcentaje de rechazo de pacientes. Serán también políticas no eficientes aquellas en las que para el mismo grado de intervención médica, existan políticas que consigan menores tasas de rechazo de pacientes, o aquellas otras que coexistan con políticas que permitan mejorar los dos objetivos. Las políticas eficientes, que en total fueron 93, se reúnen en la frontera de Pareto. La Figura 55 muestra la frontera de Pareto de nuestro problema de doble objetivo (línea azul), un ejemplo de política no eficiente con las diversas opciones de evolución hacia una política eficiente (marcada con un punto rojo y flechas de trazo discontinuo) y nuestra posición estimada actual frente a los dos objetivos (óvalo naranja).

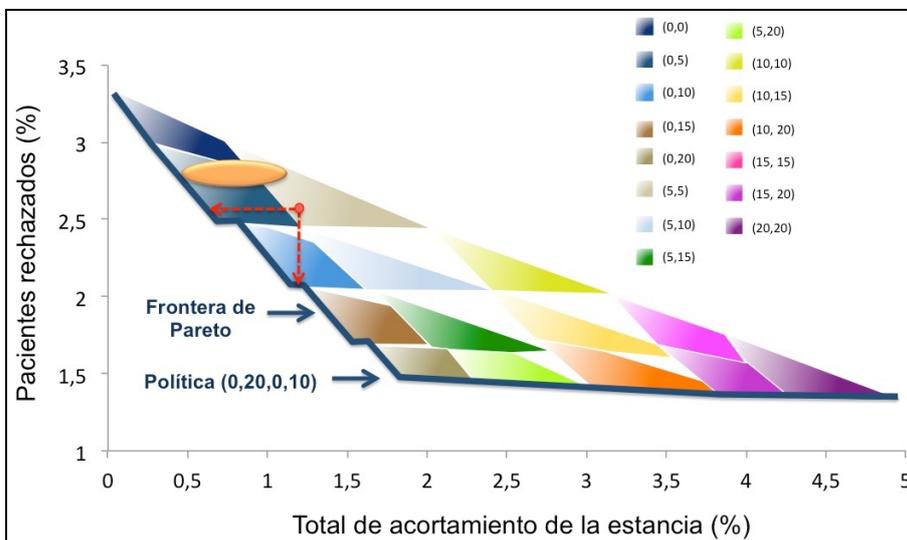


Figura 55. Políticas de gestión de camas eficientes y no eficientes. Punto de inflexión en el rendimiento de las diferentes políticas. Posición actual respecto a los dos objetivos.

La Tabla 27 muestra las 93 políticas eficientes, ordenadas desde el extremo superior izquierdo hasta el inferior derecho.

Tabla 27. Políticas de gestión eficientes, ordenadas desde el cuadrante superior izquierdo al inferior derecho.

1	0, 0, 0, 0	20	0, 10, 0, 0	39	0, 15, 0, 70	58	0, 20, 80, 100	77	15, 20, 20, 100
2	0, 0, 0, 10	21	0, 10, 0, 10	40	0, 15, 0, 80	59	0, 20, 90, 100	78	15, 20, 30, 100
3	0, 0, 0, 20	22	0, 10, 0, 20	41	0, 15, 0, 90	60	0, 20, 100, 100	79	15, 20, 40, 100
4	0, 0, 0, 30	23	0, 10, 0, 30	42	0, 15, 0, 100	61	5, 20, 10, 100	80	15, 20, 50, 100
5	0, 0, 0, 40	24	0, 10, 0, 40	43	0, 20, 0, 30	62	5, 20, 30, 100	81	15, 20, 60, 100
6	0, 0, 0, 50	25	0, 10, 0, 50	44	0, 20, 0, 40	63	5, 20, 60, 100	82	15, 20, 70, 100
7	0, 0, 0, 60	26	0, 10, 0, 60	45	0, 20, 0, 50	64	5, 20, 70, 100	83	15, 20, 80, 100
8	0, 0, 0, 70	27	0, 10, 0, 70	46	0, 20, 0, 60	65	5, 20, 80, 100	84	15, 20, 90, 100
9	0, 0, 0, 80	28	0, 10, 0, 80	47	0, 20, 0, 70	66	5, 20, 90, 100	85	15, 20, 100, 100
10	0, 0, 0, 90	29	0, 10, 0, 90	48	0, 20, 0, 80	67	5, 20, 100, 100	86	20, 20, 0, 100
11	0, 0, 0, 100	30	0, 10, 0, 100	49	0, 20, 0, 90	68	10, 20, 40, 100	87	20, 20, 20, 100
12	0, 5, 0, 0	31	0, 10, 10, 100	50	0, 20, 0, 100	69	10, 20, 50, 100	88	20, 20, 30, 100
13	0, 5, 0, 50	32	0, 15, 0, 0	51	0, 20, 10, 100	70	10, 20, 60, 100	89	20, 20, 40, 100
14	0, 5, 0, 60	33	0, 15, 0, 10	52	0, 20, 20, 100	71	10, 20, 70, 100	90	20, 20, 50, 100
15	0, 5, 0, 70	34	0, 15, 0, 20	53	0, 20, 30, 100	72	10, 20, 80, 100	91	20, 20, 60, 100
16	0, 5, 0, 80	35	0, 15, 0, 30	54	0, 20, 40, 100	73	10, 20, 90, 100	92	20, 20, 80, 100
17	0, 5, 0, 90	36	0, 15, 0, 40	55	0, 20, 50, 100	74	10, 20, 100, 100	93	20, 20, 90, 100
18	0, 5, 0, 100	37	0, 15, 0, 50	56	0, 20, 60, 100	75	15, 20, 0, 100		
19	0, 5, 10, 100	38	0, 15, 0, 60	57	0, 20, 70, 100	76	15, 20, 10, 100		

En letra negra, número de orden de cada política respecto a su grado de agresividad (orden ascendente). Los grupos de números representan los valores de los parámetros PR_{h1} , PR_{h2} , PC_{h1} y PC_{h2} .

Un segundo aspecto clínico que se deriva de la observación de la distribución de las políticas de gestión de camas es su relación con los dos objetivos contemplados. Como se muestra en la Figura 55, el punto (0, 20, 0, 10) es un punto de inflexión: a la derecha de este punto, las políticas son menos funcionales, puesto que cambios importantes en la intensidad de las decisiones médicas apenas afectan a la reducción en el porcentaje de pacientes rechazados (por cada punto porcentual que se incrementa el acortamiento de la estancia, únicamente se reduce el porcentaje de pacientes

rechazados en 0,03 puntos porcentuales). Al contrario, las políticas situadas a la izquierda del punto (0, 20, 0, 10) consiguen importantes descensos del porcentaje de pacientes rechazados con menores incrementos de la intensidad de las decisiones médicas (medidas mediante el acortamiento de la estancia). En este sentido, el modelo nos permite situar nuestra posición actual respecto a los dos objetivos, que aparece representada en la Figura 55 con un óvalo naranja (aunque no es un dato recogido explícitamente, estimamos que nuestro rechazo de pacientes por falta de camas se sitúa entre el 2,5 y el 3%). Esta posición nos permite valorar si nuestra política de gestión de camas se sitúa en el área de mayor rentabilidad del esfuerzo médico respecto al grado de rechazo de pacientes y, si no es así, dirigir los cambios que se podrían seguir para evolucionar hacia un punto de mayor eficiencia.

Un análisis como el realizado nos permite hacer valoraciones sobre cómo rentabilizar el esfuerzo médico sobre la gestión de camas. Así, permitirá dirigir el acortamiento de la estancia hacia unos u otros pacientes, en nuestro caso, hacia los pacientes postoperados o hacia el resto. De esta forma, podría por ejemplo evaluarse la repercusión que tendría una gestión dirigida a acortar en un día la estancia de todos los pacientes postoperados con evolución normal, que pasarían a completar su último día de ingreso en una Unidad de Cuidados Intermedios creada al efecto. Podría orientar sobre el momento en el que se debe comenzar la modificación de las estancias de cara a unos objetivos de rechazo de pacientes: políticas que de forma precoz contemplen la reducción de la duración de las estancias pueden conseguir mejores resultados de rechazo o reducir la agresividad de la intervención médica en situaciones de máxima ocupación. Permite además hacer una valoración del esfuerzo adicional y los riesgos que se asumen con el alta precoz de los pacientes cuando se elige un determinado objetivo de rechazo de ingresos. En este sentido, es una medida indirecta del estrés al que están sometidos los profesionales debido a la presión por la necesidad de camas.

En una segunda fase, analizamos el impacto de las políticas de gestión de camas sobre los dos objetivos de funcionamiento de la UCI ante hipotéticos incrementos de la

demanda de pacientes. Esos incrementos de la demanda se definieron para valores del 5%, 10% y 15%, mientras que los dimensionamientos de camas considerados fueron el actual, 20 camas, y 21 camas. En esta ocasión, y en aras a la simplicidad, los valores que tomaron los parámetros de acortamiento PR_{h1} , PR_{h2} , fueron únicamente 0%, 10% y 15% (PC_{h1} y PC_{h2} tomaron los mismos valores, 0%, 10%, 20%,..., 100%). De esta forma, el número de políticas testadas para cada supuesto fue 396. La Figura 56 muestra las diferentes fronteras de Pareto, cada una de ellas formada por 40 puntos, que recogen las soluciones eficientes. Se puede observar como todas las fronteras tienen una distribución similar y la proximidad que existe entre las fronteras que presentan incrementos similares en la demanda (estrés) y en la capacidad de servicio (como las correspondientes a la situación actual de estrés de 1,00 y 20 camas frente a un estrés de 1,05 y una capacidad de 21 camas; otro ejemplo lo forman las fronteras correspondiente a un estrés de 1,05 con 20 camas con la frontera correspondiente a un estrés del 1,10 y 21 camas).

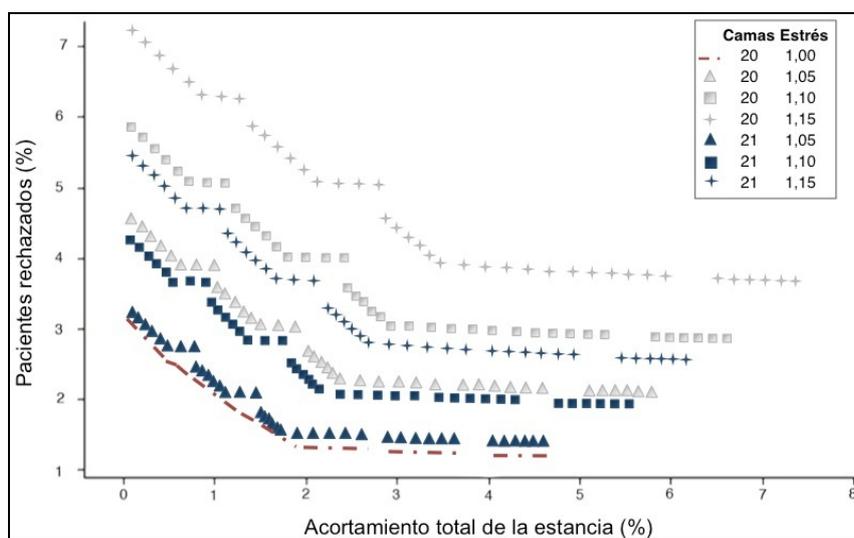


Figura 56. Políticas de gestión de camas eficientes para diferentes grados de estrés y capacidad de camas.

De nuevo, este análisis nos podrá servir de ayuda en el dimensionamiento de una UCI, en la medida que nos posibilita testar las políticas de gestión de camas respecto a los dos objetivos contemplados. Por ejemplo, si consideramos unos objetivos adecuados que el número de pacientes rechazados no supere el 3% y que la influencia médica sobre la

gestión de camas no suponga una reducción de las estancias que supere el 3% del total, podemos observar (tal como se muestra en la Figura 57) que existen muchas políticas con nuestro actual dimensionamiento que podrían alcanzar estos objetivos, varias que podrían responder ante un incremento de los ingresos de un 5% y únicamente una que resultaría válida si el incremento de pacientes alcanzara el 10%. Con un aumento de una cama, varias políticas cumplimentarían los dos objetivos incluso para aumentos de la demanda del 15%. De la misma manera, si consideramos que nuestra situación actual de rechazo de pacientes (próxima al 3%) es excesiva y queremos descenderla en un punto porcentual, la gráfica nos orientará hacia cuáles son las políticas que nos permiten este cambio y en qué se diferencian sobre la actual (señalado en la Figura 57 con trazo en verde sobre la frontera correspondiente a la situación actual).

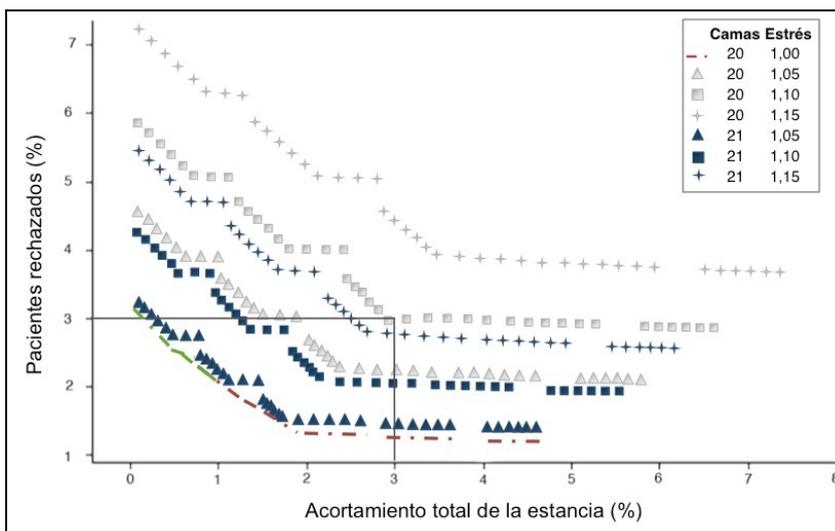


Figura 57. Ejemplos de políticas de gestión frente a los dos objetivos que definen el funcionamiento de una UCI.

Este apartado ha servido para ilustrar como un modelo de simulación permite ampliar el rango de experimentos para los que fue diseñado mediante la modificación de los valores que toman las variables que participan en su construcción. Así, la inclusión de las decisiones médicas nos ha permitido realizar un análisis inédito de su impacto sobre el funcionamiento de una UCI, en el momento actual y ante hipotéticos escenarios.

4.7. Construcción y validación de reglas de control para la gestión de camas

En los apartados anteriores, hemos demostrado que un modelo de simulación válido de la ocupación de las camas de una UCI tiene que incluir las decisiones médicas sobre la gestión de dichas camas. Estas decisiones las hemos plasmado en reglas que han sido modeladas para definir las condiciones de alta precoz, menos frecuentemente tardía, de determinados pacientes de acuerdo con el grado de ocupación de la Unidad. Finalmente, la inclusión de estas reglas en el modelo de simulación nos ha llevado a una solución válida. Este planteamiento ha tenido un carácter descriptivo, basado en la observación del sistema y de sus elementos fundamentales, como lo son las decisiones médicas. El modelado de todos estos elementos se ha dirigido a representar cómo funciona la UCI y cómo los médicos toman estas decisiones, con el fin de poder incluirlas en un modelo de simulación.

A partir de este momento, este trabajo da un giro respecto a este planteamiento descriptivo, para tomar un carácter normativo. El objetivo de este apartado es buscar unas reglas de control sobre la gestión de camas y posteriormente comprobar su comportamiento sobre el funcionamiento de una UCI. Estas reglas se van a expresar como modificaciones de las tasas de servicio dependientes del nivel de ocupación de camas, mientras que el funcionamiento de la UCI se va a apoyar en los parámetros definidos en el apartado anterior. En la parte final de este capítulo analizaremos cómo trasladar las reglas creadas, dirigidas hacia el funcionamiento global de una UCI y, por tanto, de difícil interpretación clínica, a pacientes concretos.

Este apartado se va a desarrollar en varios pasos. El primero de ellos consistirá en definir y modelar las funciones objetivos, para lo que será necesario un profundo desarrollo matemático apoyado en la teoría de colas. En segundo lugar, mediante la resolución de problemas de optimización conseguiremos las soluciones, en forma de

tasas de servicio dependientes del grado de ocupación, que mejor responden a los objetivos planteados. Estas soluciones tienen un carácter global, van dirigidas al funcionamiento de la UCI en su totalidad y no a pacientes concretos, por lo que presentan una aplicabilidad difícil. Finalmente, construiremos unas reglas de gestión de camas sencillas, dirigidas hacia pacientes concretos y que sirvan de ayuda a los médicos en la toma de decisiones. La comprobación del funcionamiento de estas reglas se hará mediante su inclusión en el modelo de simulación. Serán adecuadas si son capaces de reproducir la solución que habíamos obtenida previamente mediante la teoría de colas y la solución de problemas de optimización, en forma de tasas de servicio dependientes del grado de ocupación.

4.7.1. Reglas de control de la gestión de camas basadas en tasas de servicio variables

Como se ha comentado en la introducción de este apartado, las reglas que se van a crear se basan en la modificación de las tasas de servicio según el grado de ocupación de camas. La complejidad analítica de este problema nos ha llevado a comenzar a trabajar con una simplificación de una UCI, del tipo M/M/c/c. Esto supone que existe un único patrón de llegadas, siguiendo los tiempos entre las llegadas de dos pacientes consecutivos una distribución Exponencial, con un promedio de llegadas por unidad de tiempo constante, λ ; la tasa (o velocidad) de servicio, μ , que corresponde al número medio de clientes que un servidor es capaz de atender por unidad de tiempo, es también constante. El número de servidores (camas) es c y la capacidad del sistema es, también, c . Ese modelo, que no representa realmente nuestra UCI (que es del tipo G/G/c/c, con diferentes patrones de llegada y tasas de servicio para los diversos tipos de pacientes), podría ser válido para una Unidad que no atiende pacientes programados, en la que todos los ingresos se producen de forma aleatoria. La elección de un modelo tipo M/M/c/c se debe a que la teoría de colas no proporciona las soluciones que necesitamos para un modelo como el de nuestra UCI (para nuestra UCI, estas soluciones únicamente se podrían obtener mediante simulación y no de forma analítica). La Figura 58 muestra el

diagrama de transiciones para un sistema M/M/c/c. Cada óvalo representa un estado del sistema, definido por el número de servidores ocupados. El tránsito a cada uno de estos estados se producirá bien con una nueva entrada desde el estado previo, bien con una salida desde el estado posterior. Las tasas de llegada y servicio, λ y μ , son constantes. La tasa de servicio global, que condiciona el paso a un estado anterior, depende del número de servidores ocupados ($\mu, 2\mu, \dots, c\mu$).

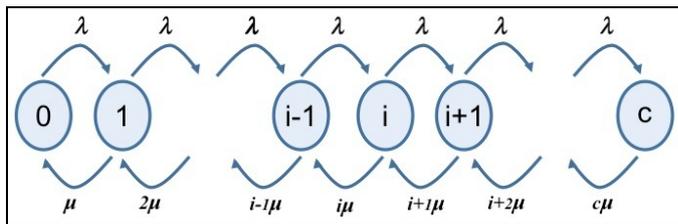


Figura 58. Diagrama de transiciones para un sistema M/M/c/c.

La Figura 59 muestra el esquema del que parte este nuevo proyecto, similar al utilizado previamente para el estudio de la influencia de las decisiones médicas sobre el

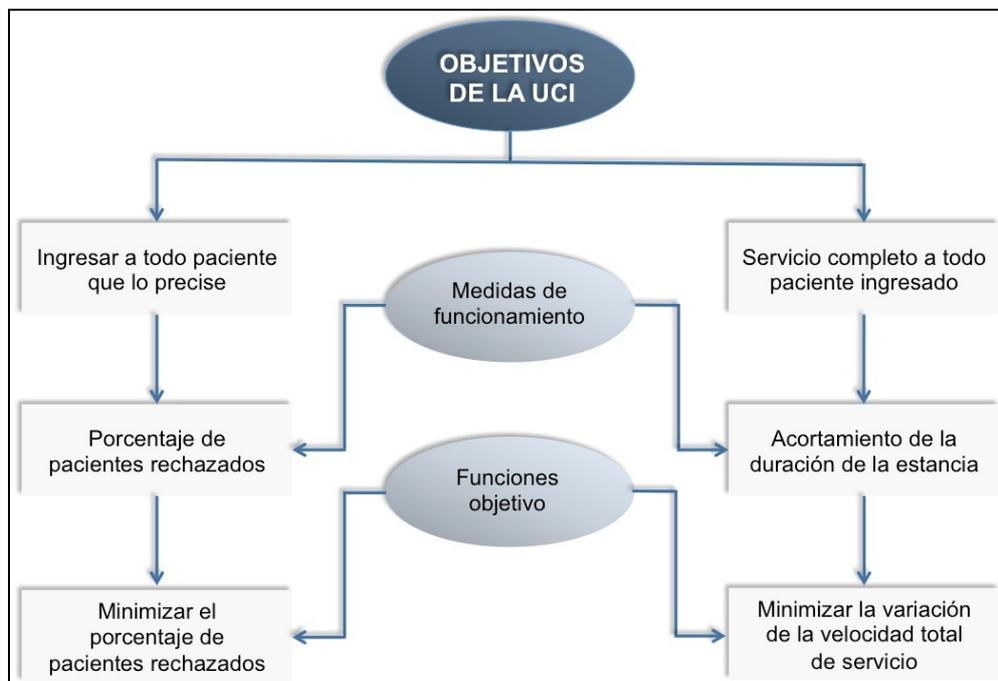


Figura 59. Planteamiento del problema de optimización con un doble objetivo basado en los parámetros de funcionamiento de una UCI.

funcionamiento de la Unidad. En esta ocasión, se ha añadido la función objetivo para cada uno de los parámetros que definen el funcionamiento de la UCI.

La función objetivo para el primer parámetro de funcionamiento fue *Minimizar el porcentaje de pacientes que son rechazados por falta de cama*. La segunda función objetivo consistió en *Minimizar la variación de la velocidad total del servicio*, de acuerdo a la argumentación siguiente.

Como ya se ha comentado, la tasa de servicio corresponde al número medio de clientes que un servidor es capaz de atender por unidad de tiempo y su inverso, $1/\mu$, indica el tiempo medio que un cliente permanece en el sistema, en nuestro caso, el tiempo medio que un paciente permanece ingresado. Si el momento del alta de los pacientes no dependiese del grado de ocupación, esta velocidad de servicio sería siempre la misma, tal como se ha mostrado en la Figura 58. En la medida que el momento del alta de algunos pacientes está influenciado por la ocupación, las tasas de servicio variarán igualmente con los grados de ocupación (en situaciones de alta ocupación se producirán altas precoces, por lo que la velocidad del servicio será superior). Se pasará a un nuevo diagrama de transiciones, tal como se muestra en la Figura 60, donde las tasas de servicio dependerán del grado de ocupación ($\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_c$).

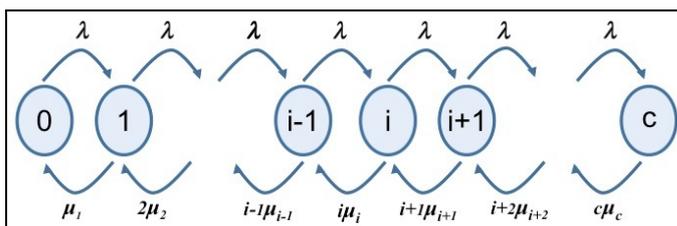


Figura 60. Diagrama de transiciones para un sistema M/M/c/c con tasas de servicio dependientes del estado del sistema.

Así, la variación de la tasa de servicio es una medida subrogada del acortamiento de la duración de la estancia de los pacientes y de la influencia de las decisiones médicas sobre el momento del alta de los mismos. Por lo tanto, la función objetivo *Minimizar la variación de la velocidad total del servicio* es una forma de minimizar el acortamiento de la duración de la estancia de los pacientes.

En este apartado se pretende encontrar el conjunto de tasas de servicio ($\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_c$), cada una de ellas para un nivel de ocupación de camas concreto, que consiga minimizar el porcentaje de pacientes rechazados con una mínima reducción de la duración de la estancia esperada de los pacientes.

La solución de este relativamente sencillo planteamiento es muy compleja y requiere una amplia elaboración analítica. El desarrollo matemático se fundamentó en las propiedades markovianas^(*) de un sistema como el planteado. En un proceso estocástico de Markov, se cumple que para una situación presente, el futuro es independiente del pasado y el proceso carece de memoria. Trasladando estas propiedades a nuestro análisis, el sistema pasará a tener i camas ocupadas, o bien cuando en situación de $i-1$ camas ocupadas se produzca un ingreso, o bien cuando en la situación de $i+1$ camas ocupadas se produzca un alta (Figura 58). Es decir, la probabilidad de los diferentes estados depende de las tasas de ingreso y de servicio en los estados anterior y posterior respectivamente. En una situación estacionaria, para un determinado estado, el flujo hacia los estados anterior y posterior se iguala a cero. La Ecuación 14 muestra la formulación de la situación estacionaria para los estados definidos por 0, 1 e i servidores ocupados. Así por ejemplo, para el estado 1, los flujos de entrada serán:

- Paso desde el estado 0, definido por la tasa de ingreso (λ) multiplicada por la probabilidad del estado 0 (P_0).
- Paso desde el estado 2, definido por la tasa de servicio de este estado (2μ) multiplicada por la probabilidad del estado 2 (P_2).

Por el contrario, los flujos de salida vienen definidos por:

- Paso al estado 2, que se define como la tasa de ingreso (λ) multiplicada por la probabilidad del estado 1 (P_1).

^(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

- Paso al estado 0, definido por la tasa de servicio del estado 1 (μ) multiplicada por la probabilidad del estado 1 (P_1).

Todas las probabilidades se pueden expresar en función de P_0 , como se muestra también en la Ecuación 14. En la medida que la suma de la probabilidad de los c estados es 1, podemos calcular la probabilidad de P_0 en función de μ y λ , y a partir de ella, la probabilidad de cada uno de los estados.

$\mu P_1 = \lambda P_0$	$P_1 = \frac{\lambda}{\mu} P_0$
$\lambda P_0 + 2\mu P_2 = \lambda P_1 + \mu P_1$	$P_2 = \frac{\lambda^2}{2\mu^2} P_0$
$\lambda P_{i-1} + (1+i)\mu P_{i+1} = \lambda P_i + i\mu P_i$	$P_i = \frac{\lambda^i}{i! \mu^i} P_0$

Ecuación 14. Definición de diferentes situaciones estacionarias y cálculo a partir de ellas de las probabilidades de los diferentes estados.

Debido a la propiedad PASTA (*Poisson Arrivals See Time Averages*) la teoría de colas nos da una solución para la probabilidad de que los c servidores estén ocupados, que en nuestro caso coincide con la probabilidad de que un paciente no sea ingresado por falta de camas. La Ecuación 15 muestra esta probabilidad en caso de una tasa de servicio constante y en el caso de tasas de servicio variables. Esta última probabilidad va a ser utilizada para resolver la primera función objetivo de nuestro problema de optimización, *Minimizar el porcentaje de pacientes que son rechazados por falta de cama*.

$P_c = \frac{1}{c!} \left(\frac{\lambda}{\mu} \right)^c$ $\sum_{i=0}^c \frac{1}{i!} \left(\frac{\lambda}{\mu} \right)^i$	$P_c = \frac{\lambda^c}{\lambda^c + \sum_{i=1}^c (\lambda^{c-i} i! \binom{c}{i} \prod_{j=c-i+1}^c \mu_j)}$
--	--

Ecuación 15. Probabilidad de las c camas ocupadas para los casos de tasa de servicio constante (izquierda) y tasas de servicio dependientes del estado del sistema (derecha).

En nuestro caso, c toma el valor de 20 camas.

La segunda función objetivo, dirigida a *Minimizar la variación de la velocidad total del servicio*, admite diferentes formulaciones. Desarrollamos dos enfoques, el primero basado en la función objetivo “Variación de las tasas de servicio” y el segundo basado en la función objetivo “Variación de la duración de la estancia respecto a la esperada”. Para los dos enfoques, la solución al problema consistió en encontrar el conjunto de tasas de servicio $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20})$, cada una de ellas para un nivel de ocupación de camas concreto, que minimizara el resultado de la función objetivo correspondiente.

La función objetivo “Variación en la tasa de servicio” se puede formular a su vez mediante dos expresiones:

- $Min \max_i |\mu_i - \mu|$. A cada nivel de ocupación le corresponde una tasa de servicio diferente $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20})$. El conjunto de valores elegido es aquél que cumple que la máxima diferencia (en valor absoluto) entre alguno de los valores μ_i y μ (tasa de servicio única, no dependiente de la ocupación del sistema) sea la mínima.
- $Min \sum_{i=1}^{20} |\mu_i - \mu|$. En este caso, para cada grupo de 20 valores μ_i , se calcula la suma de las 20 diferencias (en valor absoluto) entre μ_i y μ . Se elige el conjunto de valores de μ_i que cumple que esta suma sea la mínima.

La función objetivo “Variación de la duración de la estancia respecto a la esperada” también admite dos formulaciones matemáticas:

- $Min \left| E[Z] - \frac{1}{\mu} \right|$. $E[Z]$ representa la estancia media global de los pacientes cuando se consideran tasas de servicio diferenciadas, mientras que $1/\mu$ es la estancia media sin intervención, puesto que μ es igual para todos los niveles de ocupación. Se elige el conjunto de valores de $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20})$ que consigue que la diferencia (en valor absoluto) de la duración de la estancia media con estas tasas de servicio respecto a la duración de la estancia media sin intervención médica sea la mínima.

- $$\bullet \text{ Min max} \left| E[Z_{(i)}] - \frac{1}{\mu} \right| \cdot E[Z_{(i)}]$$
 representa la estancia media de un paciente condicionada al número de camas ocupadas en el momento de su ingreso cuando existe intervención médica. En nuestro caso significaría cuál sería la estancia media de un paciente que ingresa cuando, por ejemplo, 15 camas están ocupadas (que no es la misma que cuando están ocupadas 6 camas o 20 camas, puesto que la tasa de servicios en nuestra hipótesis son diferentes según la ocupación). La explicación de esta función objetivo es la siguiente: a cada uno de los 20 valores que definen un conjunto de tasas de servicio $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20})$ le corresponde una estancia media, definida por $E[Z_{(i)}]$. A cada una de estas estancias medias se le resta la estancia media sin intervención, $1/\mu$, obteniéndose por tanto 20 diferencias, una para cada nivel de ocupación; una de estas diferencias (en valor absoluto) será la mayor, que se corresponderá con $\max_i(E[Z_{(i)}] - 1/\mu)$. Se elige el conjunto de valores $(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20})$ en el que esta diferencia máxima sea la mínima. Estos procedimientos de “minimizar la máxima diferencia” en el fondo consisten en elegir los datos más pequeños, puesto que si la máxima diferencia es la menor, las otras 19 diferencias también serán bajas.

El cálculo de la estancia media con tasas de servicio diferenciadas requirió un complejo análisis matemático. Comprobamos como la duración de la estancia sigue una distribución tipo fase, caracterizada por la matriz de transición representada en la Ecuación 16. A partir de esta matriz, conseguimos las soluciones para $E[Z]$ y $E[Z_{(i)}]$ en función del valor λ y de los vectores α y e , como también se muestra en la Ecuación 16.

$\begin{pmatrix} -\lambda & -\mu_1 & \lambda & \dots & 0 & 0 & 0 \dots & 0 & 0 & \mu_1 \\ \vdots & \dots & (i-1)\mu_i & -\lambda & -i\mu_i & \lambda \dots & \vdots & 0 & \mu_i \\ 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \mathbf{T} & T_0 \\ \mathbf{0} & 0 \end{pmatrix}$
<i>Sigue...</i>	

$$E[Z] = -(\alpha T^{-1} e)$$

donde

$$\alpha = \left(\gamma_1 / \theta, \gamma_2 / \theta, \dots, \gamma_c / \theta \right)$$

$$\gamma_i = \lambda^{i-1} \frac{(c-1)!}{(i-1)!} \prod_{j=i}^{c-1} \mu_j \quad i = 1, 2, \dots, c$$

$$\theta = \lambda^{c-1} + \sum_{i=1}^{c-1} \lambda^{c-i-1} \frac{(c-1)!}{(c-i-1)!} \prod_{j=c-i}^{c-1} \mu_j$$

$$E[Z_{(i)}] = -(\alpha_i T^{-1} e)$$

donde

$$e = (1, 1, 1, \dots, 1)^T$$

$$\alpha_i = (0, 0, \dots, 1, \dots, 0)$$

Ecuación 16. Estancia media y estancia media condicionada al grado de ocupación de camas en el momento del ingreso.

En la parte superior izquierda, matriz de transición que define la duración de la estancia. A su derecha, esquema simplificado de esta matriz de transición. En la parte inferior, expresiones para el cálculo de la estancia media y la estancia media condicionada al grado de ocupación.

Por lo tanto, se plantearon cuatro problemas de optimización (dado que para la segunda función objetivo contemplamos cuatro propuestas diferentes), tal como se representa en la Figura 61. La complejidad para la solución de estos problemas viene condicionada por los siguientes aspectos: cada uno de estos problemas tiene 20 variables de decisión ($\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20}$); en todos ellos aparece la expresión no lineal correspondiente a la definición del primer objetivo; los problemas P3 y P4 presentan además el componente no lineal derivado de la expresión $E[Z]$; por último, la complejidad aumenta cuando los objetivos perseguidos son del tipo *min max*, como sucede en los problemas P1 y P4. Para la solución de estos cuatro problemas se necesitaron técnicas de programación matemática, facilitadas por los paquetes informáticos Mathematica 9® (Wolfram Research, Inc., Champaign, IL.) y LINGO® (LINDO Systems, Inc., Chicago, IL.).

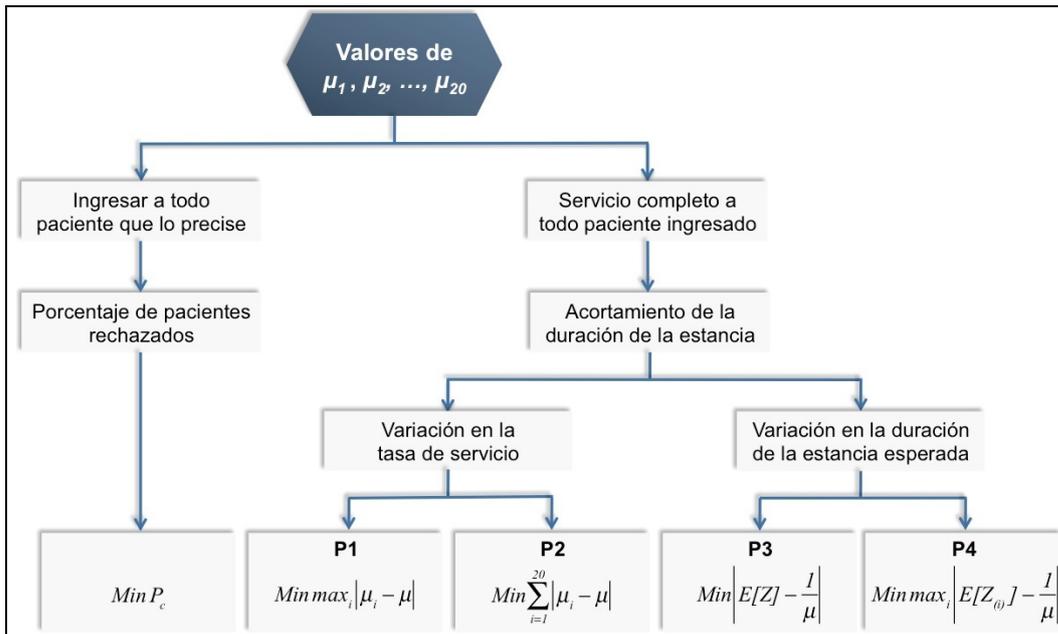


Figura 61. Esquema del planteamiento matemático de los cuatro problemas de optimización.

De nuevo, aparecen las restricciones que las condiciones de monotonía exigen, de forma que una tasa de servicio no sea mayor que la tasa que corresponde a una ocupación inmediatamente superior. La solución a estos problemas de doble objetivo se realizó a través de la estimación de las fronteras de Pareto mediante el método de las ϵ -restricciones. Para ello, hallamos las soluciones a los cuatro problemas de optimización descritos para la segunda función objetivo, mientras que la primera función objetivo pasaba a ser una restricción más: los valores del porcentaje de pacientes rechazados no podían superar los valores de ϵ definidos. La Ecuación 17 muestra el planteamiento definitivo de los cuatro problemas de optimización.

<p>P1</p> $\text{Min max}_i \mu_i - \mu $ <p>sujeto a</p> $\begin{cases} P_c \leq \epsilon \\ \mu_1 \leq \mu_2 \leq \mu_3 \leq \dots \mu_{20} \end{cases}$	<p>P2</p> $\text{Min} \sum_{i=1}^{20} \mu_i - \mu $ <p>sujeto a</p> $\begin{cases} P_c \leq \epsilon \\ \mu_1 \leq \mu_2 \leq \mu_3 \leq \dots \mu_{20} \end{cases}$
<p>Sigue...</p>	

<p>P3</p> $\text{Min} \left E[Z] - \frac{I}{\mu} \right $ <p>sujeto a</p> $\begin{cases} P_c \leq \varepsilon \\ \mu_1 \leq \mu_2 \leq \mu_3 \leq \dots \mu_{20} \end{cases}$	<p>P4</p> $\text{Min max} \left E[Z_{(t)}] - \frac{I}{\mu} \right $ <p>sujeto a</p> $\begin{cases} P_c \leq \varepsilon \\ \mu_1 \leq \mu_2 \leq \mu_3 \leq \dots \mu_{20} \end{cases}$
--	--

Ecuación 17. Definición de los cuatro problemas de optimización con sus restricciones.

Como se ha comentado anteriormente, para ilustrar las soluciones a las diferentes tasas de servicio, consideramos una versión simplificada de una UCI. Esta versión siguió un esquema M/M/20/20. La tasa de ingreso, λ , fue 16 y el valor de μ , velocidad de servicio sin ninguna política de modificación de la duración de la estancia, 1, valores que se correspondieron con una utilización de los servidores del 80%. En estas circunstancias, el porcentaje de pacientes a los que se denegó el ingreso (es decir, la probabilidad de las 20 camas ocupadas) fue del 6,4%. Los valores de λ y μ elegidos lo fueron en base a unas finalidades: la primera, que el índice de ocupación que proporcionan estos datos, 80%, fuera similar a la ocupación de nuestra UCI, y la segunda que, al ser $\mu = 1$, el análisis y la comparación de los resultados obtenidos fueran más sencillos.

Distinguimos tres grados de ocupación, en orden a simplificar los cálculos: baja ocupación, definida por ocupaciones entre 1 y 10 camas, con un valor μ_i común para todas las ocupaciones, μ_1 ; moderada ocupación, comprendida entre 11 y 14 camas ocupadas, también con el mismo valor μ_i para todo el intervalo, μ_{11} ; alta ocupación, a partir de 15 camas ocupadas, con un valor ($\mu_{15}, \mu_{16}, \dots, \mu_{20}$) para cada nivel de ocupación. De nuevo exigimos las condiciones de monotonía para los valores de μ_i según la siguiente expresión:

$$\mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_{10} \leq \mu_{11} = \mu_{12} = \dots = \mu_{14} \leq \mu_{15} \leq \mu_{16} \leq \mu_{17} \leq \mu_{18} \leq \mu_{19} \leq \mu_{20}$$

La Tabla 28 muestra las soluciones a los cuatro problemas de optimización planteados. La solución alcanzada para los problemas P3 y P4 fue la misma. Se presentan

los valores obtenidos para las diferentes tasas de servicio de acuerdo con el porcentaje de rechazo de pacientes elegido (valores de ϵ). Así, por ejemplo, en la primera fila de resultados, se presenta la tasa de servicio única, sin intervención, con su porcentaje de rechazo de pacientes, 6,4%. En la fila inmediatamente inferior, se muestran las diferentes tasas de servicio para la solución del problema de optimización P1 y para una cifra de rechazo de pacientes del 6%. Se observa como para conseguir este objetivo, las tasas de servicio se incrementan en un valor único, 4,10%, para todos los niveles de ocupación de camas. De forma análoga, las siguientes filas muestran las soluciones a este problema para el resto de porcentajes de rechazo de pacientes considerados y las soluciones a los problemas de optimización P2 y P3-P4.

Tabla 28. Tasas de servicio según el nivel de ocupación de camas y el valor de ϵ para los problemas de optimización resueltos.

	ϵ	μ_1	μ_{11}	μ_{15}	μ_{16}	μ_{17}	μ_{18}	μ_{19}	μ_{20}
Basal	6,4%	1	1	1	1	1	1	1	1
P1	6%	1,0410	1,0410	1,0410	1,0410	1,0410	1,0410	1,0410	1,0410
	5%	1,0492	1,0492	1,0492	1,0492	1,0492	1,0492	1,0492	1,0492
	4%	1,0910	1,0910	1,0910	1,0910	1,0910	1,0910	1,0910	1,0910
	3%	1,1431	1,1431	1,1431	1,1431	1,1431	1,1431	1,1431	1,1431
	2%	1,2138	1,2138	1,2138	1,2138	1,2138	1,2138	1,2138	1,2138
	1%	1,3299	1,3299	1,3299	1,3299	1,3299	1,3299	1,3299	1,3299
P2	6%	1	1	1	1	1	1	1	1,0786
	5%	1	1	1	1	1	1	1,1029	1,1963
	4%	1	1	1	1	1	1,0837	1,2096	1,2972
	3%	1	1	1	1	1,0452	1,2102	1,3314	1,4081
	2%	1	1	1	1	1,2096	1,3746	1,4813	1,5419
	1%	1	1	1	1,2616	1,4742	1,6099	1,6848	1,7223
P3-P4	6%	1	1	1	1	1	1	1	1,0786
	5%	1	1	1	1	1	1	1	1,3086
	4%	1	1	1	1	1	1	1	1,6522
	3%	1	1	1	1	1	1	1	2,2260
	2%	1	1	1	1	1	1	1	3,3724
	1%	1	1	1	1	1	1	1	6,8166

Los tres tipos de soluciones conseguidos difirieron tanto en los valores obtenidos para las distintas tasas de servicio como en los cambios que presentaron estos valores a lo largo de los diferentes niveles de ocupación. Los tres tipos son válidos desde el punto de vista matemático, puesto que se obtuvieron de forma analítica. La elección de cuál de ellos representa la política más adecuada se basa en otros factores diferentes a la corrección matemática. Las Figuras 62 - 65 muestran la respuesta de los tres tipos de soluciones respecto a los cuatro enfoques del problema para los porcentajes de rechazo de pacientes analizados. Todas las figuras tienen una función objetivo común, el porcentaje de paciente rechazados por falta de cama, mostrada sobre el eje de las abscisas. La segunda función objetivo, eje de las ordenadas, difiere según el enfoque utilizado para el segundo de los objetivos.

Lógicamente, cada una de las soluciones se comporta mejor que las otras tres respecto al problema para la que ha sido definida. Por ejemplo, en la Figura 62, la solución proporcionada por P1 es la que mejores resultados consigue, puesto que en esta figura, la segunda función objetivo es la definida para el problema P1; próxima a ella se encuentra la solución proporcionada por P2 y con resultados más alejados la solución proporcionada por P3-P4.

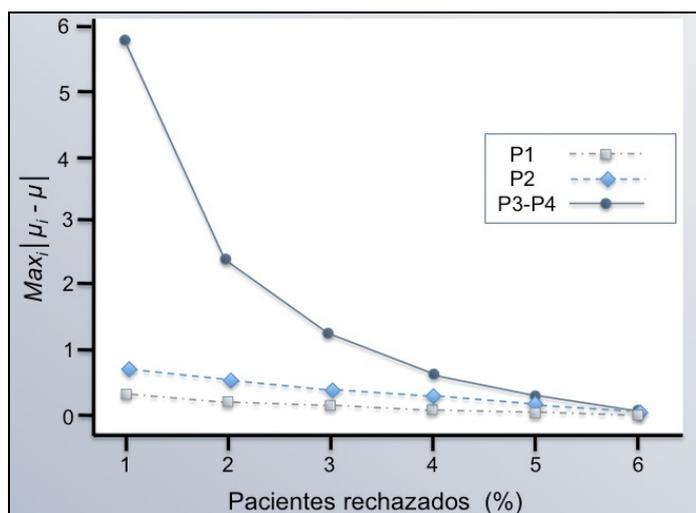


Figura 62. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P1.

El eje de las ordenadas muestra la máxima diferencia entre alguna de las tasas diferenciadas con la tasa global.

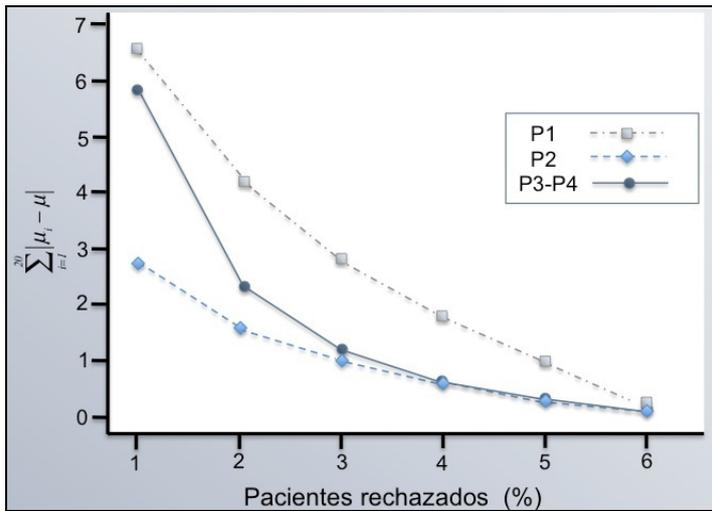


Figura 63. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P2.

El eje de las ordenadas muestra la suma (valor absoluto) de las 20 diferencias entre las tasas de servicio diferenciadas y la tasa de servicio única.

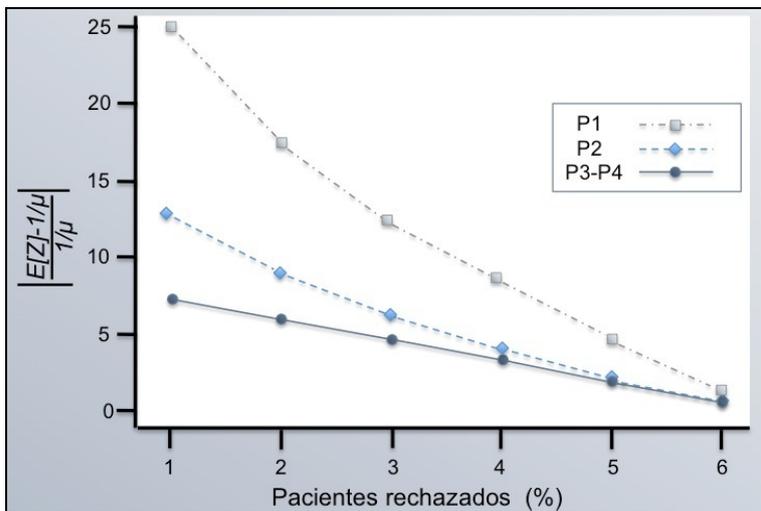


Figura 64. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P3.

El eje de las ordenadas muestra la variación porcentual de la estancia media global con intervención médica respecto a la estancia media global sin intervención.

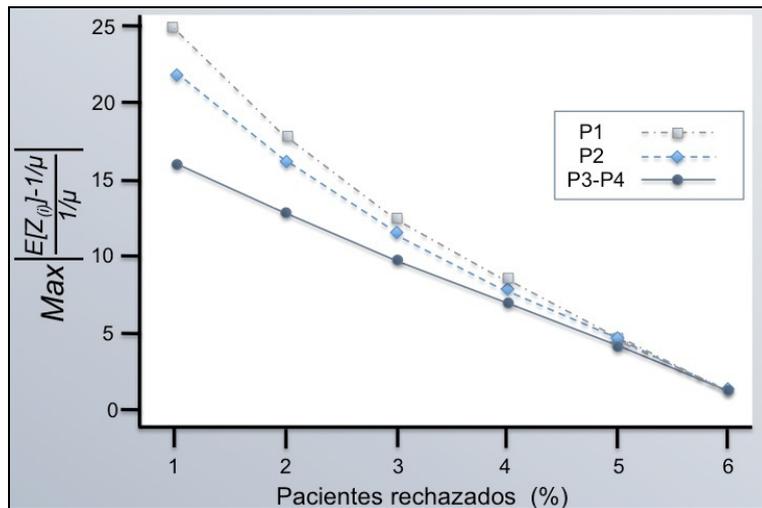


Figura 65. Comportamiento de los tres tipos de soluciones obtenidos respecto a la función objetivo definida por P4.

El eje de las ordenadas muestra la mayor variación porcentual para alguno de los niveles de ocupación de la estancia media con intervención médica respecto a la estancia media sin intervención.

La observación de las tres gráficas muestra como la solución obtenida para el problema P2, además de ser la mejor para su objetivo asociado, es la segunda más eficaz respecto a los otros tres objetivos, por lo que desde el punto de vista analítico se muestra como la mejor solución.

Además de un análisis puramente matemático, los resultados proporcionados por los tres problemas permiten una interpretación clínica. De la inspección de los valores para las diferentes tasas de servicio mostrados en la Tabla 28 se pueden extraer varias conclusiones:

- Solución aportada por P1: la velocidad de servicio permanece constante, independientemente del grado de ocupación, para todos los niveles de rechazo de pacientes estudiados. No resulta plausible desde el punto de vista clínico una solución que exija una velocidad de servicio mayor que la basal para cualquier grado de ocupación y que, además, esta velocidad no se modifique conforme se incrementa el nivel de ocupación.

- Solución aportada por P3-P4: es poco creíble desde el punto de vista clínico, puesto que significa que únicamente se modifica la velocidad de servicio cuando la ocupación de camas es la máxima, pero esta modificación es muy agresiva (para un rechazo de pacientes del 3%, por ejemplo, la velocidad se multiplica por 2,2, es decir, la estancia media se divide entre 2,2).
- Solución aportada por P2: la tasa de servicio presenta incrementos escalonados conforme aumenta el nivel de ocupación. Esta solución, además de matemáticamente correcta, resulta plausible desde el punto de vista médico. En el capítulo “Introducción”, se ha explicado con detenimiento los problemas asociados a la escasez de camas de UCI. Entre ellos, la literatura médica es prácticamente unánime en reconocer que el retraso en el ingreso en UCI de los pacientes que así lo requieren es un factor asociado a una peor evolución clínica⁶⁵⁻⁶⁸. El personal médico es consciente de esta necesidad de no retrasar el tratamiento de los pacientes críticos, tema muy estudiado en patologías como la cardiopatía isquémica, el ictus y, más recientemente, en la sepsis. Es también consciente del resto de problemas secundarios a la falta de camas, como los traslados entre hospitales, la suspensión de ingresos programados y el grado de estrés adicional que conllevan las altas ocupaciones. Por todo ello, el personal médico de UCI tiene una alta responsabilidad en la gestión de las camas que de él dependen, por lo que en la medida de lo posible, intentará mantener camas libres para los posibles ingresos urgentes o programados. En definitiva, realiza un triaje sobre sus pacientes, hecho descrito en la literatura médica y avalado por sociedades científicas.

El alta de un paciente de UCI es un proceso complejo. El paciente que es dado de alta debe presentar una situación de suficiente estabilidad clínica que permita que la atención pueda ser dispensada en otra área del hospital de menor nivel de cuidados. Además de este requisito, son necesarios otros: disponibilidad de cama en el área a la que es trasladado; acuerdo con el nuevo personal sanitario que va a atender a este paciente; y acuerdo y

compromiso de los allegados al paciente en el acompañamiento y la atención al mismo. Todos estos requisitos son imprescindibles y no se pueden improvisar, salvo en caso de extrema necesidad. Incluso en estas circunstancias, el ingreso de un paciente en una cama que de forma urgente se haya liberado para él no es un proceso automático, sino que precisa de un periodo de tiempo para el acondicionamiento de la cama⁷⁷. En resumen, el alta de los pacientes de UCI, en la mayor parte de las ocasiones, es un proceso programado que requiere tiempo para su planificación.

La importancia de la disponibilidad de camas y el tiempo que conlleva la planificación de las altas condicionan que el proceso de traslado de los pacientes a las Salas de Hospitalización se inicie con la máxima antelación posible. El personal médico evita las situaciones de ocupación extrema y, antes de que se produzcan, gestiona las altas de los pacientes que considera susceptibles de poder ser trasladados a áreas de menor nivel de cuidados para favorecer los hipotéticos nuevos ingresos. Esta previsión hace que la mayor parte de las altas se hagan en horarios convencionales, evitando los horarios nocturnos. De esta forma, se facilita la presencia del adecuado personal médico en el área de destino y que los allegados al paciente estén presentes en el momento del alta. Además, se evita la gestión de la cama en situaciones de urgencia (gestión que no es únicamente administrativa, sino que requiere importante participación médica de transmisión de información al paciente, a sus allegados y al personal médico de destino) y así poder dedicar toda la actividad a los nuevos ingresos.

Por todo ello, el médico responsable de la gestión de las camas de una UCI no espera a tener la necesidad inminente de una cama para gestionar un alta que le permita un nuevo ingreso, sino que actúa con menores grados de ocupación, dependiendo de la previsión de ingresos programados y urgentes que pudiera tener.

Así, pues, de acuerdo con la argumentación anterior, la solución aportada por P2

fue la que consideramos que mejor se adaptaba a la forma de gestionar las camas de los profesionales médicos de las UCIs. En la medida que además fue matemáticamente la solución que resultó más adecuada respecto a los cuatro problemas de optimización planteados, fue la que se eligió para continuar con el resto del desarrollo.

4.7.2. Reglas de control sobre la gestión de camas aplicadas a pacientes concretos

Hasta este momento, la solución obtenida lo ha sido de forma analítica. Esta solución, en forma de los valores para las tasas de servicio ($\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20}$) que optimizan los dos objetivos perseguidos, tiene un carácter global, afecta a la UCI en su totalidad. Si bien esta solución puede orientar hacia las pautas de funcionamiento para conseguir el objetivo de rechazo de pacientes deseado, no es entendible desde el punto de vista clínico que se pueda pasar de una velocidad de 1,0 a otra de 1,2 por ejemplo, entendiéndose que la velocidad del proceso de recuperación de todos los pacientes ingresados aumenta un 20%. Desde el punto de vista de la atención clínica, sería deseable que un modelo de una UCI eligiera sobre qué pacientes se debería intervenir (acortar la duración de la estancia) de cara a que de forma global (considerando los pacientes sobre los que se ha intervenido y sobre los que no ha habido intervención) las tasas de servicio se ajustaran a las tasas de servicio que la solución analítica del problema nos ha dado. Este fue el objetivo de la segunda parte de este apartado: obtener reglas de gestión de camas que presentasen lógica desde el punto de vista clínico y que, trasladadas a pacientes concretos, consiguiesen tasas de servicio similares a las obtenidas mediante la solución analítica. Para ilustrar los resultados que se obtendrán, las tasas de servicio proporcionadas por la solución al problema de optimización P2 son las que consideraremos de referencia.

Si bien existen guías sobre el ingreso de los pacientes en UCI^{60,193}, la literatura médica apenas contiene guías específicas para el alta de los pacientes y pocas Unidades

las utilizan¹⁹⁴. Por lo tanto, en muchas Unidades sigue estando vigente que el momento del alta de los pacientes se alcanza cuando el deterioro fisiológico o la necesidad de monitorización que generaron el ingreso se han solucionado y el paciente puede ser atendido en otra área de menor asistencia, o la situación de gravedad y/o irreversibilidad del proceso hace que toda intervención sobre el paciente resulte fútil¹⁹³. Estas ideas van a servir para el desarrollo del marco conceptual sobre el que se apoya la elección de los pacientes sobre los que debe recaer el acortamiento de la duración de su estancia.

Desde el momento de su ingreso, exceptuando los pacientes que fallecen y aquellos que son trasladados a una Sala de Hospitalización en situación de limitación de las terapias de soporte vital, los pacientes experimentan un proceso de recuperación que les conducirá hacia el alta de la Unidad. Este proceso es variable y depende del motivo que condicionó el ingreso del paciente, sus comorbilidades y las complicaciones, fundamentalmente por su frecuencia y gravedad de tipo infeccioso, que padezca durante su estancia. En muchos pacientes, la evolución es lineal, como sucede en la mayor parte de los pacientes sometidos a cirugía programada que evolucionan sin complicaciones. En otros pacientes la evolución sigue un camino más tortuoso, con ascensos y descensos en su estado de salud, relacionados con las complicaciones intercurrentes. Pero todos los pacientes con una evolución favorable tienen en común que durante la última fase de su estancia en UCI la dirección de esta evolución va a ser ascendente (entendiendo así que avanza hacia la recuperación), con una mayor o menor pendiente (Figura 66).

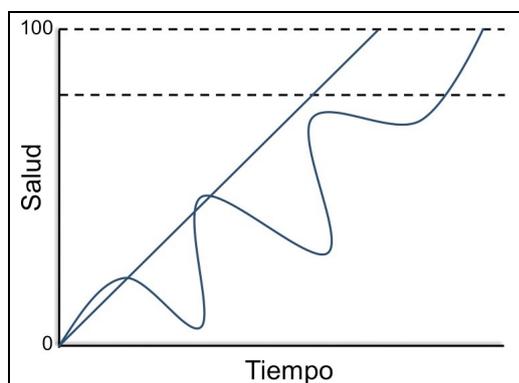


Figura 66. Tipos de evolución de la recuperación de los pacientes de UCI.

En los pacientes a los que se reduce la duración de su estancia, este acortamiento se va a producir en esta fase final de recuperación, por lo que adelantar el momento del alta significa elegir un estado de salud previo a la recuperación completa, aunque próximo a ella. De esta forma, el tiempo de estancia consumido en la UCI se convierte en una medida indirecta del estado de salud.

Basándonos en el tiempo ya consumido en la UCI como medida del estado de salud de los pacientes, exploramos tres tipos de reglas de acortamiento de la duración de la estancia:

- Tipo 1: Reglas para el alta del paciente basadas en el porcentaje de tiempo ya consumido en la UCI.
- Tipo 2: Reglas para el alta del paciente basadas en el tiempo restante para la recuperación completa.
- Tipo 3: Reglas para el alta del paciente de carácter probabilístico, en combinación con el tiempo ya consumido en la UCI.

Tras definir cada uno de estos tipos de reglas, las evaluamos mediante simulación. A continuación, se ilustran los resultados obtenidos con un modelo M/M/20/20, con una tasa de ingresos de 16 y una tasa de servicio de 1. Este modelo es el mismo que utilizamos para conseguir las reglas de control analíticas de la gestión de camas basadas en la modificación de las tasas de servicio. Comparamos las diferentes tasas de servicio que el modelo de simulación proporcionó cuando se le añadieron cada uno de los tres tipos de reglas con las tasas de servicio obtenidas de forma analítica (tasas de referencia) que optimizaban nuestras dos funciones objetivo (conviene recordar que las tasas de servicio elegidas fueron las que obtuvimos al resolver el problema de optimización P2).

Tipo 1: Reglas para el alta del paciente basadas en el porcentaje de tiempo ya consumido en la UCI

Como se ha comentado con anterioridad, en ausencia de reglas de gestión de camas, la tasa de servicio viene definida por el valor de μ y la duración media del servicio

(la estancia media) por su inverso, $1/\mu$. Cuando se asumen reglas de gestión de camas, para un determinado nivel de ocupación, representado por i , la tasa de servicio asciende hasta μ_i y la estancia media se acorta hasta $1/\mu_i$ (el ascenso de μ_i se producirá para niveles de ocupación elevados, en los que se producen reducciones de las estancias; para niveles de ocupación bajos, el valor de μ_i es más probable que no se modifique, incluso que descienda). La relación entre la estancia con reglas y la estancia sin reglas se corresponde con el cociente μ/μ_i . Por ejemplo, si la tasa de servicio sin reglas es de 2 y la tasa de servicio con reglas para una ocupación de 18 camas es de 2,5, la estancia media pasará de ser $1/2 = 0,5$ a $1/2,5 = 0,4$. La relación $2/2,5 = 0,8$ equivale a la relación entre las dos estancias ($0,4/0,5$) y significa que la nueva estancia es el 80% de la estancia cuando no se consideran reglas de gestión de camas. Este esquema es la base de nuestro primer tipo de regla, que se plantea de la siguiente forma: cuando se alcance el estado de i camas ocupadas, aquellos pacientes cuya estancia en la UCI haya alcanzado o superado el factor μ/μ_i podrán ser dados de alta (Ecuación 18).

$$\frac{\text{Tiempo consumido en la UCI}}{\text{Tiempo total para la recuperación completa}} \geq \frac{\mu}{\mu_i}$$

Ecuación 18. Formulación para la regla de gestión de camas Tipo 1.

La comprobación de esta y de las siguientes reglas se hace mediante simulación. Conviene recordar que este proyecto se ha basado en un modelo simplificado de UCI del tipo M/M/c/c, por lo que también para la simulación se utiliza un modelo de este tipo. Del mismo modo, los valores de μ , λ y c elegidos corresponden a los utilizados para la solución analítica previamente obtenida, es decir 1, 16 y 20 respectivamente. La simulación se realiza incluyendo en el modelo la regla mostrada en la Ecuación 18, y tiene un carácter dinámico: cuando un paciente es dado de alta precozmente, pasa de un estado de ocupación de camas i a otro $i-1$, siendo el umbral para definir el alta precoz en este nuevo estado menor. Esto implica que en situaciones en las que más de un paciente cumpla criterios de alta precoz, es posible que únicamente se dé el alta a uno de ellos, si

con ello la nueva relación entre el tiempo consumido y el tiempo total para el resto de los pacientes no supera el nuevo umbral μ/μ_{i-1} para el alta precoz. Al final del proceso de simulación se estiman las tasas de servicio obtenidas para los diferentes niveles de ocupación ($\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{20}$), que se compararán con las obtenidas mediante el desarrollo analítico que llevó a la solución del problema de optimización P2.

La solución obtenida tras simular con este tipo de reglas se muestra en la Figura 67. En esta figura (y de forma similar en las siguientes que servirán para evaluar el funcionamiento del resto de reglas) se muestran en azul las tasas de servicio obtenidas de forma analítica y en rojo las proporcionadas tras la simulación con la regla Tipo 1. Las tasas analíticas utilizadas son las que se muestran en la Tabla 28 para la solución del problema P2 y un valor de ε (porcentaje de rechazo de pacientes) del 1%. Aunque se ha elegido esta representación para ilustrar el resultado, cualquier otra solución para un valor de ε diferente nos daría un resultado similar, incluso cualquier otra solución para un problema M/M/c/c con diferentes parámetros μ , λ y c se comportaría de igual manera. Si bien esta regla puede tener cierto sentido desde el punto de vista médico (los pacientes dados de alta son los que más porcentaje de su estancia han consumido), la simulación de nuestro modelo con estas reglas no consiguió las tasas de servicio de referencia, puesto que en ocasiones las subestimaba y en otras ocasiones las sobrestimaba. La conclusión fue que esta regla de gestión de camas no funciona.

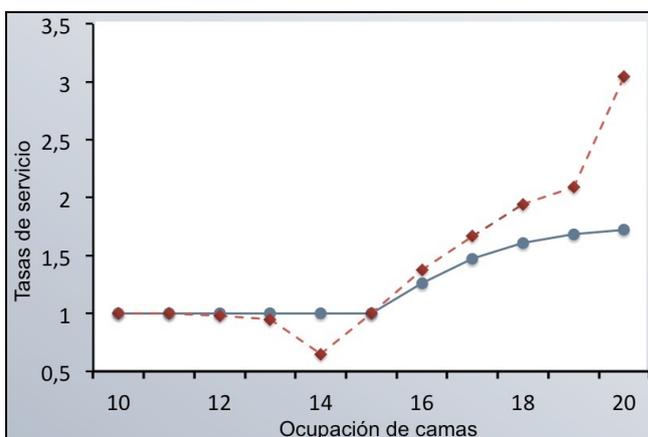


Figura 67. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 1.

En azul, tasas de servicio de referencia. En rojo, tasas de servicio estimadas mediante simulación.

Esta regla no funcionó debido a que la reducción de la duración de la estancia se aplicó sobre el total del tiempo de estancia del paciente, mientras que la necesidad de acelerar la tasa de servicio no se produjo desde el ingreso, sino cuando el sistema alcanzó el estado de i camas ocupadas. Esta discrepancia entre los momentos donde se aplica la reducción de la estancia y la aceleración de la velocidad de servicio incumple las condiciones de comportamiento markoviano en las que se ha basado el modelo.

Tipo 2: Reglas para el alta del paciente basadas en el tiempo restante para la recuperación completa

Tras el no funcionamiento de la regla Tipo 1, basada en la reducción del total de la estancia, el siguiente tipo de reglas examinado se basó en el tiempo de estancia pendiente, según el siguiente esquema: cuando el sistema entra en un estado de ocupación de camas i , se calcula para todos los pacientes ingresados en ese momento el tiempo remanente hasta alcanzar la recuperación completa. El paciente con menor tiempo remanente es seleccionado para ser dado de alta de forma precoz. A este paciente, se le reduce el tiempo de ingreso restante por un factor igual a μ/μ_i . De esta forma, se evita el problema encontrado en la regla de Tipo 1 (en la que la reducción afectaba al total de la estancia), al aplicarse en esta ocasión la reducción únicamente sobre el tiempo remanente a partir de alcanzar el estado de ocupación de camas i .

Desdoblamos esta regla en dos subtipos:

Regla Tipo 2a

Cuando se entra en un estado de ocupación de camas i , el paciente con menor tiempo de estancia remanente es elegido para ser dado de alta tras un periodo de tiempo igual al tiempo que le resta para alcanzar su estancia programada multiplicado por el factor μ/μ_i . Dado que μ_i es superior a μ , este cociente será menor que 1, por lo que aplicar este factor de corrección implicará una reducción de la duración de su estancia. La formulación de esta regla se resume en la Ecuación 19. Si durante el intervalo comprendido desde que el sistema entra en el estado i hasta que el paciente

seleccionado es dado de alta se produce un nuevo ingreso, el sistema pasa al estado $i+1$, aplicándose desde ese momento la regla correspondiente al nuevo estado. Ello implica nueva reevaluación de los tiempos restantes de todos los pacientes, nueva selección de un candidato para ser dado de alta de forma precoz y nuevo cálculo del tiempo remanente, en este caso con el factor μ/μ_{i+1} .

$$\begin{aligned}
 TT &= \text{Tiempo total para la recuperación completa} \\
 TC &= \text{Tiempo consumido en la UCI} \\
 TR &= \text{Tiempo restante} \\
 TR &= (TT - TC) \frac{\mu}{\mu_i}
 \end{aligned}$$

Ecuación 19. Formulación para la regla de gestión de camas Tipo 2a.

De nuevo sucedió lo mismo que con la regla Tipo 1: esta regla resulta plausible desde el punto de vista médico (se acorta una proporción de la estancia del paciente con menor tiempo de ingreso remanente), pero la simulación del sistema con esta regla no consiguió las tasas de servicio de referencia, como se muestra en la Figura 68. De nuevo concluimos que esta regla no funciona.

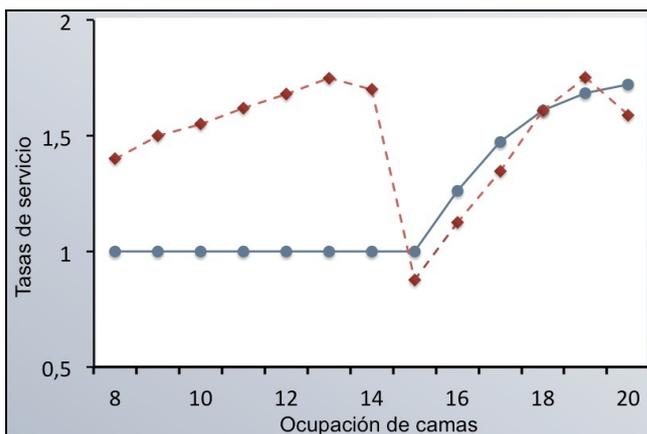


Figura 68. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 2a.

En azul, tasas de servicio de referencia. En rojo, tasas de servicio estimadas mediante simulación.

La falta de funcionamiento de esta regla se debió de nuevo al incumplimiento de las propiedades markovianas del modelo: la modificación de la tasa de servicio recayó únicamente sobre el paciente seleccionado para ser dado de alta y no sobre todos los pacientes, como exigían las propiedades markovianas. Este hallazgo fue el punto de partida para la regla de gestión de camas tipo 2b.

Regla Tipo 2b

Cuando se entra en un estado de ocupación de camas i , la duración de la estancia restante de todos los pacientes que permanecen en el sistema en ese momento se verá reducida por el factor μ/μ_i mientras el sistema permanezca en el estado i (se sigue el esquema planteado en la Ecuación 19, pero en este caso aplicado a todos los pacientes ingresados). Como se muestra en la Figura 69, y de acuerdo con las consideraciones teóricas comentadas para la regla Tipo 2a, esta regla funciona correctamente, es capaz de reproducir las tasas de referencia para los diferentes grados de ocupación.

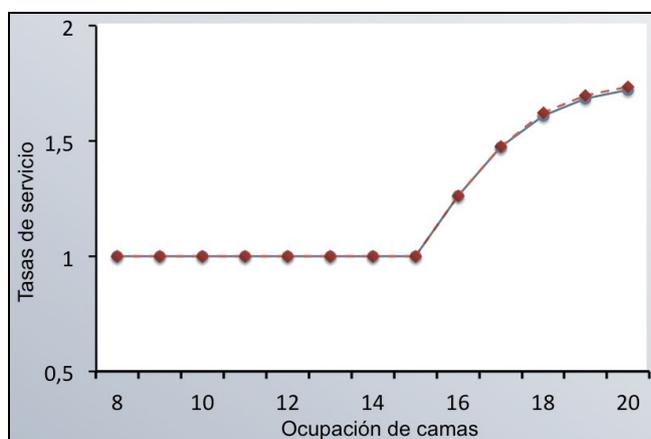


Figura 69. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 2b.

En azul, tasas de servicio de referencia. En rojo, tasas de servicio estimadas mediante simulación.

Si bien la regla funciona desde el punto de vista matemático, carece de sentido

desde el punto de vista médico. En la práctica clínica habitual, la gestión de camas en caso de alta ocupación se dirige a acortar la estancia, si se puede, a pacientes concretos, no a la totalidad de los pacientes como plantea esta regla.

Tipo 3: Reglas para el alta del paciente de carácter probabilístico, en combinación con el tiempo ya consumido en la UCI

Bajo estas reglas, un paciente concreto puede ser dado de alta en cuanto el sistema pasa de un estado de $i-1$ camas ocupadas a un estado de i camas ocupadas debido a un nuevo ingreso. La probabilidad con la que un paciente es dado de alta es $1 - \frac{\mu}{\mu_i}$, de forma que esta probabilidad se incrementa conforme el número de camas ocupadas es mayor, dado que las tasas de servicio μ_i siguen un ritmo no decreciente conforme se incrementa el valor de i .

Estudiamos tres formas de elegir al paciente que podrá ser dado de alta:

- Regla Tipo 3a: Es dado de alta el paciente con menos tiempo de estancia en la UCI pendiente.
- Regla Tipo 3b: El paciente que es dado de alta se elige de forma aleatoria.
- Regla Tipo 3c: Es dado de alta el paciente que lleva más tiempo ingresado.

La simulación del modelo con la regla Tipo 3a no funcionó, puesto que la regla subestima los valores de las tasas teóricas. Sin embargo, las reglas Tipo 3b y 3c funcionaron correctamente desde el punto de vista matemático, al ser capaces de reproducir las tasas de servicio de referencia. Las Figuras 70, 71 y 72 muestran de forma gráfica el comportamiento de estos tres tipos de reglas. De nuevo, en azul se muestran las tasas de servicio de referencia y en rojo las tasas de servicio estimadas mediante simulación aplicando cada una de las reglas del tipo 3.

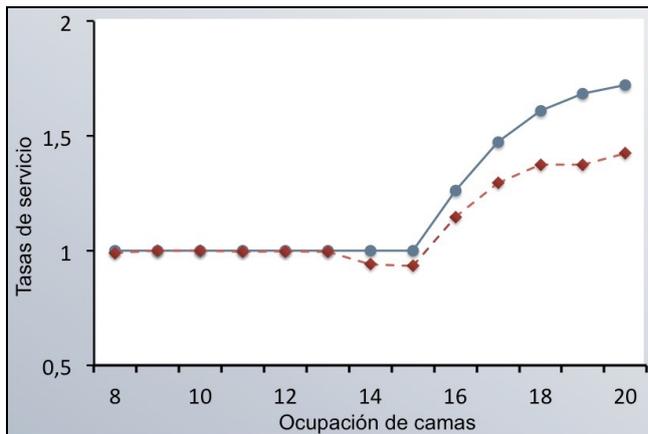


Figura 70. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 3a.

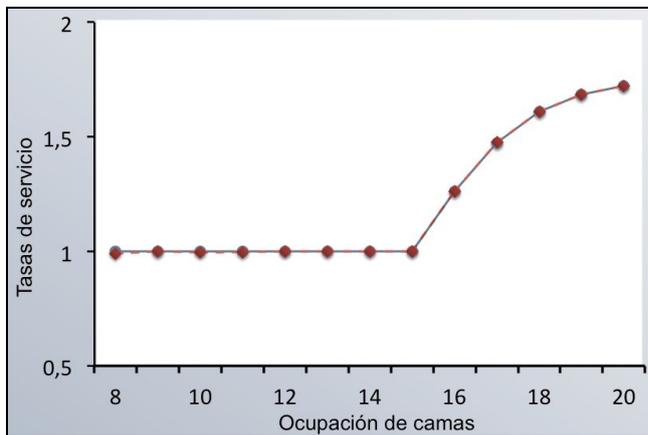


Figura 71. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 3b.

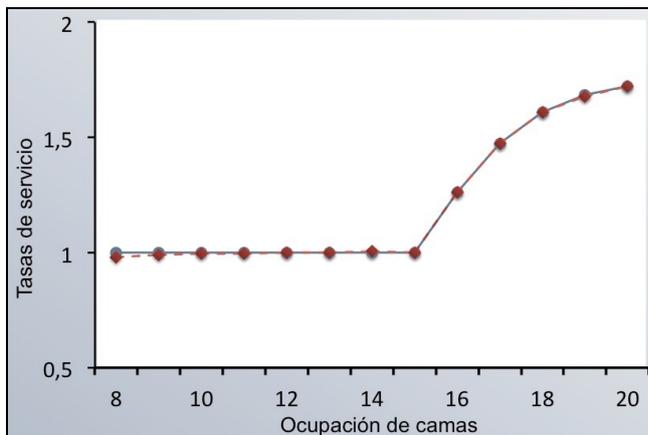


Figura 72. Tasas de servicio de referencia y estimadas mediante simulación aplicando la regla Tipo 3c.

De nuevo, el incumplimiento de las propiedades markovianas del modelo es la causa del no funcionamiento de la regla 3a. Ello se debe a que la elección del paciente con menor tiempo remanente de estancia en UCI, tal como se define en esta regla, no es un proceso aleatorio, condición necesaria para que sí funcione esta regla. Sin embargo, para las reglas 3b y 3c, la elección del paciente que será dado de alta sí cumple esta condición de aleatoriedad.

La Tabla 29 muestra las probabilidades de adelantar el alta de un paciente según las camas ocupadas y el porcentaje de rechazo de pacientes deseado. Así, por ejemplo, si se pretende una tasa de rechazo de pacientes por falta de cama del 4%, cuando la ocupación de camas sea de 18, en un 8% de las ocasiones, un paciente (aquel que lleva más tiempo ingresado, de acuerdo con la regla Tipo 3c) deberá ser dado de alta.

Tabla 29. Probabilidad de adelantar el alta de un paciente según la ocupación y el porcentaje de rechazo deseado.

		Ocupación de camas						
		1-14	15	16	17	18	19	20
Rechazo de pacientes	6%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	7%
	5%	0%	0%	0%	0%	0%	9%	16%
	4%	0%	0%	0%	0%	8%	17%	23%
	3%	0%	0%	0%	4%	17%	25%	29%
	2%	0%	0%	0%	17%	27%	32%	35%
	1%	0%	0%	21%	32%	38%	41%	42%

Desde un punto de vista clínico, se pueden hacer varias consideraciones de los resultados obtenidos en este apartado. En situaciones de máxima ocupación y ante la necesidad de una cama, el funcionamiento de las UCIs se basa en elegir de entre todos los pacientes a aquellos en los que su estado de salud les podría permitir ser trasladados a otra área con menor nivel de cuidados. Como se ha comentado previamente, el alta de un paciente es un proceso complejo que requiere tiempo de planificación, para así evitar altas excesivamente precipitadas. El análisis de la solución para las tasas de servicio que

hemos obtenido de forma analítica (solución al problema P2) muestra como la intervención médica deberá realizarse antes de alcanzar el nivel de máxima ocupación si se desea un rechazo de pacientes bajo. Esta política permite un mayor grado de previsión, que ayudará a evitar las altas fuera del horario habitual, de forma que el lugar de destino esté más preparado para recibir al paciente. En la medida que estas altas sean relativamente frecuentes, la organización del hospital se podría beneficiar de otras alternativas de asistencia, como las Unidades de Cuidados Intermedios o la presencia de profesionales de UCI en Salas de Hospitalización^{195,196}. Por último, el análisis de la solución analítica nos proporciona una medida del estrés al que está sometido el personal médico y de las necesidades de posibles cambios asistenciales (incremento de camas para bajar la tasa de servicio) de cara a evitar los errores médicos secundarios a la sobrecarga de trabajo⁷⁶.

Sin embargo, la solución analítica obtenida, dirigida a la UCI en su globalidad, tiene escasa aplicabilidad. Esta es la justificación de la segunda parte de esta sección, dirigida a trasladar esta solución a la actividad diaria, que se apoya sobre pacientes concretos. En esta línea, reglas de gestión de camas como las descritas pueden servir de ayuda para la administración de las mismas en una UCI, en la medida que orientan hacia cuándo es necesario tomar medidas y sobre qué pacientes hay que tomar estas medidas. Lamentablemente, las reglas basadas en el tiempo en UCI remanente no han funcionado, por lo que nuestros intentos de encontrar reglas con lógica clínica se dirigen hacia reglas del tipo 3c (las reglas de los tipos 2b y 3b también funcionan, pero carecen de sentido desde el punto de vista médico). Sin embargo, esta regla debe ser depurada de cara a que tenga mayor credibilidad desde el punto de vista clínico. En ocasiones, sí que se podrá entender que el paciente que más tiempo ha permanecido en UCI sea el elegido para ser dado de alta. Esto será válido en pacientes con estancias cortas, de 3 o 4 días, pero no tendrá sentido en estancias largas, en las que el tiempo remanente puede ser aún muy importante. Estamos trabajando en desdoblar esta regla según la estancia prevista de los pacientes de cara a obtener una mayor aceptación desde el punto de vista clínico.

Consideramos que aún estamos en los inicios de esta línea de trabajo. Para el desarrollo de este apartado, se ha asumido un comportamiento markoviano para las tasas de ingreso y duración de las estancias de los pacientes, mediante la simplificación de la UCI desde un sistema de colas tipo $G/G/c/c$ a un sistema de colas del tipo $M/M/c/c$. Sin embargo, como hemos mostrado en el desarrollo de nuestro modelo y como también se puede encontrar reflejado en la literatura, las hipótesis markovianas no se cumplen en los sistemas de salud reales^{174,197}. Por lo tanto, se plantea la necesidad de extender el problema a entornos de comportamiento no markoviano. Desgraciadamente, la teoría de colas no provee soluciones teóricas para todos los tipos de modelos de colas, por lo que queda por dilucidar si reglas similares a aquellas que hemos obtenido mediante análisis markoviano funcionarían o, al menos, conseguirían una buena aproximación para la solución del problema en escenarios de comportamiento no markoviano. Más adelante comentaremos los avances en esta línea de trabajo.

5. Discusión

5.1. *Discusión*

El número adecuado de camas de UCI es aquel que responde de una forma equitativa a dos objetivos contrapuestos, como lo son el servicio a la población de referencia y un coste económico equilibrado, de acuerdo a una utilización racional de las camas. Los métodos considerados “clásicos” para elegir este número de camas se han mostrado insuficientes, principalmente por ignorar la alta variabilidad y la respuesta no lineal de los ingresos y la duración de la estancia de los pacientes. Estos argumentos son los que han servido de justificación a este trabajo, cuya idea ha sido desarrollar una metodología válida para la construcción de modelos de simulación matemática de la ocupación de las camas de una UCI, apoyándonos para su desarrollo en los datos de los pacientes ingresados en la UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra.

El desarrollo de un trabajo de este tipo exige necesariamente un equipo multidisciplinar. Las habilidades matemáticas necesarias para el ajuste de los ingresos y la duración de la estancia, la programación de modelos de simulación o el planteamiento de los diversos problemas de optimización únicamente están al alcance de especialistas en Investigación Operativa. Por otro lado, la provisión de los datos o la evaluación de los resultados para garantizar que además de verosimilitud matemática no atenten contra la lógica clínica quedan del lado del componente médico especialista en Medicina Intensiva. En otras ocasiones, los especialistas médicos serán los que permitan al componente matemático del equipo seguir en una línea de trabajo que estos últimos pudieran considerar carente de lógica. Un ejemplo de este supuesto lo hemos encontrado en el apartado de análisis de la influencia médica sobre el alta de los pacientes según el grado de ocupación de camas: la verosimilitud matemática podría haber sido rechazada por los especialistas en Investigación Operativa, al considerarla no posible de forma práctica, si

no hubiesen contado con el asesoramiento médico sobre la evidencia de esta práctica clínica. La comunicación entre especialistas de las dos ramas facilita también que los profesionales médicos confíen en el modelo desarrollado y su utilidad. Además de a su validez, la implementación de un modelo se fundamenta en la confianza que les merezca a los usuarios finales.

El éxito de un modelo de simulación se basa en el seguimiento de una metodología de trabajo rigurosa. En este trabajo se ha seguido una metodología basada en pasos bien definidos y ampliamente aceptados^{78,86}, sin dejar de lado nuevas aportaciones en este campo, como la aún poco frecuente combinación de simulación y optimización. El primer paso en una empresa de este tipo consiste en la revisión de la literatura sobre las respuestas dadas al problema planteado, con el fin de aprovechar las soluciones ya encontradas y ahondar en la solución de los problemas no resueltos de forma satisfactoria. Para no desligarnos de esta línea metodológica, este apartado lo hemos incluido dentro del capítulo “Métodos” y en algunos de los epígrafes del capítulo “Resultados”, cuando como ya se ha comentado en el capítulo “Objetivos”, en una redacción más acorde con la habitualmente utilizada en los trabajos en Ciencias de la Salud, iría incluida en una sección previa de “Introducción” o “Revisión crítica del problema”.

Como ya se ha remarcado a lo largo del trabajo y como se detallará más adelante, nuestro modelo presenta ventajas respecto a otros ya publicados en varios de los puntos clave de su desarrollo, como la idoneidad de los datos utilizados, los procesos de ajuste y validación de los resultados, la inclusión de elementos determinantes como las decisiones médicas y la combinación de simulación y optimización.

El modelo que hemos construido se ha sustentado sobre una base de datos amplia y rigurosamente recogida. Estos datos han sido obtenidos por profesionales médicos, por lo que resultan más fidedignos al evitar los errores de interpretación que pudiera cometer en su recogida el personal administrativo y soslaya los problemas que algunos autores han achacado a las bases de datos de carácter administrativo para la

elaboración de trabajos³¹.

La revisión bibliográfica previa ha servido para ver como se han afrontado previamente los problemas de ajuste de los patrones de ingreso y la duración de la estancia de los pacientes. Un modelo difícilmente será válido si es incapaz de reproducir adecuadamente los datos que le sirven de entrada. Nuestro trabajo recoge y mejora lo previamente publicado sobre estos apartados. De esta forma, hemos optado por el análisis de los ingresos desdoblándolos en ocho tipos diferentes, en vez de tratarlos de forma conjunta; hemos considerado las variaciones de los ingresos dependientes del día de la semana y del mes del año; y hemos utilizado, como en trabajos previos, procesos de Poisson para el ajuste de los ingresos de carácter aleatorio, pero no para los ingresos programados, en los que este tipo de procesos no resultan adecuados. En este grupo de pacientes, y en el reducido grupo G8, a pesar de su complejidad para el análisis matemático, hemos optado por la utilización de distribuciones empíricas.

El ajuste de la duración de las estancias no ha ignorado el pequeño pero significativo grupo compuesto por los pacientes con estancias prolongadas. Estos pacientes consumen una gran cantidad de recursos: como ya se ha reseñado, el porcentaje de pacientes con estancia superior a 30 días es el 4,6% del total, mientras que el porcentaje de estancias atribuido a este grupo es del 32,4%. Los análisis basados en la eliminación de estos pacientes o en la reducción de las camas proporcionalmente al grado de ocupación que ocasionan distorsionan los resultados obtenidos por un modelo basado en la teoría de colas. El planteamiento que hemos desarrollado en este punto no había sido utilizado hasta este momento. No conseguimos un ajuste adecuado al utilizar las distribuciones de probabilidad de “colas pesadas”, tanto considerando todos los pacientes de forma global como separándolos por tipo de paciente. Planteamos un esquema basado en la utilización de familias paramétricas de distribución de probabilidad, expresando el parámetro de localización μ como función lineal de variables explicativas. Estas variables fueron el APACHE II al ingreso y el *exitus* para todos los

pacientes, y las complicaciones infecciosas para los pacientes del grupo G1. Con esta metodología, conseguimos un adecuado ajuste de la duración de la estancia para los ocho tipos de pacientes, mediante la utilización de familias de distribución de probabilidad de los tipos Lognormal y Loglogística. Tras publicaciones nuestras sobre esta solución para el ajuste de las estancias, hemos visto la utilización de este planteamiento en trabajos posteriores.

A pesar de la búsqueda de un buen ajuste para los ingresos y las estancias, no se ha ignorado la premisa de buscar la sencillez que facilite la comprensión del modelo por personas desconocedoras de la metodología de la simulación matemática. Esto lo hemos perseguido, por ejemplo, al crear modelos de regresión para el cálculo de la media de la duración de las estancias sencillos y con variables de uso generalizado, pero con suficiente capacidad predictiva para nuestros intereses.

Los diferentes modelos obtenidos se han validado con un registro de ocupación de camas independiente de la base de datos utilizada para la realización de dichos modelos. La validación es una pieza clave dentro de la simulación, aunque no siempre se encuentra en los trabajos publicados y, en otras ocasiones, se realiza con los mismos datos que han servido para la elaboración del modelo^{116,117,120,126,133}. Este hecho en buena parte se debe a que la fuente de datos utilizada para la creación de modelos frecuentemente es de carácter administrativo. Como ya se ha comentado anteriormente, este tipo de fuente no siempre resulta adecuado. Para nuestro propósito, presentaría el problema de que el dato de ocupación de camas únicamente derivaría de una fuente (de la diferencia entre las fechas de ingreso y alta de los pacientes), impidiendo realizar, al contrario que nosotros, una validación de los resultados con un registro de datos independiente.

La validación se ha realizado en un doble sentido, en cuanto a la media de ocupación de camas y en cuanto a la distribución de esta ocupación. En este trabajo no se ha dado por válido un modelo que no lo fuera en estos dos aspectos, lo que ha llevado

a no conformarnos con nuestra primera solución, válida en cuanto a su capacidad de predecir la media de camas ocupadas, pero no válida respecto a la distribución diaria del número de camas ocupadas. La búsqueda de una solución válida en estos dos aspectos nos llevó al capítulo más determinante de este trabajo, el análisis de la influencia de las decisiones médicas para modificar el momento del alta de los pacientes según el grado de ocupación de camas.

Las decisiones médicas sobre la gestión de camas, muy conocidas desde el punto de vista clínico, no se habían analizado hasta nuestros trabajos desde los puntos de vista matemático y de simulación, por lo que su definición en forma de reglas, su traslación al lenguaje matemático y su inclusión en un modelo constituyen hechos inéditos en este campo. En modelos previamente publicados, hemos encontrado el desajuste entre datos reales y simulados debido a no contemplar estas reglas, similar al que encontramos en nuestro primera solución^{117,119}.

Además de incluir las reglas de gestión de camas, en el desarrollo de nuestro segundo modelo hemos combinado simulación y optimización. La combinación de estas dos disciplinas matemáticas, que hasta hace poco ocurrían de forma separada, sigue siendo muy infrecuente en este tipo de trabajos.

La inclusión de estas reglas, junto al proceso de optimización, ha conducido a un modelo válido bajo los dos enfoques requeridos, respecto a la media de la ocupación de camas y respecto a la distribución de esta ocupación.

Consideramos que nuestro modelo supera a los publicados previamente por todas las circunstancias arriba descritas: fiabilidad de los datos que sustentan el trabajo; exquisito ajuste de los patrones de ingreso y duración de la estancia de los pacientes, contemplando los pacientes con estancias prolongadas; validación con un registro independiente de la base de datos utilizada para la construcción del modelo; inclusión de reglas de gestión de camas; y combinación de procedimientos de optimización y simulación. Ninguno de los modelos previos incluye todas estas características. Tras

publicaciones nuestras de los resultados obtenidos^{177,179}, hemos encontrado algunos trabajos en el ámbito de la simulación que ya comienzan a considerar las reglas de gestión de camas¹¹⁸. En uno de ellos, se considera al igual que nosotros el tiempo de estancia remanente como un indicador de los pacientes que pueden ser dados de alta de forma precoz¹⁶⁰.

El alcance del modelo desarrollado supera el ámbito del que se ha nutrido, los pacientes ingresados en la UCI-A del CHN. Lógicamente, este modelo únicamente funcionará en la Unidad para la que se ha diseñado, puesto que un modelo de este tipo es totalmente dependiente de los datos que se han utilizado para su construcción. Sin embargo, la metodología desarrollada es exportable a otras Unidades con diferentes tipos de ingresos, diferentes estancias o diferentes formularios de recogida de datos. De hecho, las variables utilizadas en el trabajo (tipo de ingreso, fechas de ingreso y alta, escala de gravedad APACHE II, *exitus* e infecciones) difícilmente no serán recogidas en las UCIs que dispongan de registros de sus pacientes. Así, mediante ajustes de los patrones de ingresos y estancias tal como hemos realizado nosotros, considerando las reglas de gestión de camas y utilizando técnicas de optimización se llegará, de la misma forma que hemos llegado nosotros, a un modelo válido. Por ello, consideramos que el objetivo de nuestro trabajo, desarrollar una propuesta metodológica para la construcción de modelos de simulación de la ocupación de las camas de una UCI, ha sido cumplimentado de forma satisfactoria.

Tras conseguir un modelo válido, el resto del trabajo se ha dirigido a explorar las capacidades predictivas del mismo. El objetivo que se persigue al plantearse la construcción de un modelo es experimentar con él y ver su respuesta ante los cambios en los datos de entrada. Inicialmente hemos respondido a los experimentos planteados *a priori* como parte del plan de construcción del modelo de simulación que figura en el capítulo “Objetivos”. Así, y a modo de ejemplo, hemos planteado dos hipotéticas situaciones de incremento del número de ingresos. Estos análisis han servido para

ilustrar la potencia del modelo: se han elegido incrementos de la demanda globales y por grupos de pacientes, y se ha valorado la respuesta en las dos direcciones fundamentales del problema, respecto a la necesidad de camas y respecto a los pacientes a los que se negaría el ingreso por falta de cama. La utilidad de esta herramienta para el diseño de programas de modificación de la oferta de camas de una UCI es incuestionable.

Posteriormente, hemos sometido el modelo a un proceso de calibración. Este proceso se ha dirigido hacia el componente del modelo con menor soporte bibliográfico, las decisiones médicas, nunca antes incluidas en un modelo de simulación. El proceso de calibración se ha basado en un problema de optimización con dos objetivos, el nivel de ajuste de los datos simulados a los reales y la intensidad de la influencia de las decisiones médicas. Hemos obtenido varias soluciones válidas que difieren unas de otras en la consecución de los dos objetivos. Así, el mayor ajuste a los datos reales se consigue con una mayor intensidad de la influencia médica. Este procedimiento de nuevo ha puesto de manifiesto como la simulación tiene un carácter multidisciplinar: la mejor solución matemática respecto al objetivo de ajuste de los datos simulados a los reales no necesariamente es la más adecuada, si carece de una lógica que la haga aceptable desde el punto de vista clínico. El componente matemático del equipo es el que propone las soluciones válidas y es el componente médico el que elige de entre ellas la que considera más plausible.

La inclusión en el modelo construido de las reglas de gestión de camas ha permitido un análisis en profundidad de su repercusión sobre el funcionamiento de una UCI. Lógicamente, en la medida que ningún modelo previamente publicado había incluido estas reglas, este análisis ha sido el primero de este tipo. De nuevo optamos por la resolución de un problema de optimización con dos objetivos: el primero, el porcentaje de pacientes rechazados por falta de camas; el segundo, el porcentaje de días de estancia acortados, como expresión de la intensidad de las decisiones médicas. Hemos comprobado como existen políticas de gestión de camas que no son eficientes, al

haber otras políticas superiores en uno o los dos objetivos perseguidos, y que la relación entre el esfuerzo de reducción de las estancias y su recompensa en el descenso de pacientes rechazados no es lineal, sino que muestra un punto de inflexión. Las implicaciones clínicas de este análisis quizás no resulten tan obvias como las que se derivan de la resolución de los problemas planteados *a priori*, aunque también tienen gran transcendencia. El personal médico es consciente de que en ocasiones acorta la duración de la estancia de los pacientes para garantizar nuevos ingresos, asumiendo los riesgos que ello supone. Este hecho no se registra de forma habitual, por lo que no existe una cuantificación de su intensidad y de su repercusión sobre la gestión de camas, ni se conoce si dentro de las posibles opciones de acortamiento se está eligiendo la más adecuada. En definitiva, el personal médico no dispone de herramientas para evaluar las consecuencias de su política de modificación de la duración de las estancias y mucho menos de las consecuencias que acarrearía un cambio en esta política. Gracias a este análisis, las consecuencias de este cambio se podrán predecir. Por ejemplo, si una Unidad pretende modificar su cartera de servicios y aumentar sus ingresos, esto tendrá una repercusión directa sobre la ocupación de sus camas y posiblemente sobre el número de pacientes rechazados. Si este número era ya elevado, la única forma de mantenerlo dentro de unos límites que se consideren adecuados será con una tasa mayor de acortamiento de las estancias. Este análisis va a permitir balancear los dos elementos que entran en conflicto, denegación de ingresos y acortamiento de estancias. Conociendo la posición de esta UCI respecto a estos elementos, podremos observar cómo se modificaría para la nueva situación, si permanecería o no dentro de la zona favorable en la que los esfuerzos de acortamiento se ven adecuadamente compensados y si es factible la nueva propuesta de incremento de ingresos dada la reducción de estancias que generaría. De forma similar, si una Unidad piensa que asume excesivos riesgos acortando estancias (excesivos reingresos o mortalidad en las Salas de Hospitalización), esta herramienta le permitirá medir las consecuencias en cuanto a pacientes rechazados o a mayor necesidad de camas que conllevaría una política más conservadora en cuanto a la reducción de estancias. En las Figuras 55 y 56 se muestra la evolución de estos objetivos: fronteras de Pareto con sus puntos de inflexión y modificación de estas fronteras al variar el número de camas o el número de ingresos.

En el último apartado de este trabajo, hemos dado un paso más en el campo de la simulación en las UCIs. Hasta este momento, el trabajo tenía un carácter descriptivo, basado en la observación de una UCI, de su funcionamiento, de cómo trabajan sus miembros de cara a trasladar todos estos procesos a un modelo de simulación. En esta línea, las reglas de gestión de camas eran una forma de describir como actúan los profesionales médicos en situaciones de ocupación extrema. A partir de este momento, el trabajo ya no tiene este carácter descriptivo, sino que pasa a tener un carácter normativo: ya no interesa describir las reglas, sino que la idea es crear unas reglas de control de la gestión de las camas de una UCI que nos permitan optimizar los objetivos de funcionamiento que hemos definido. La complejidad matemática de esta línea de trabajo nos ha obligado a comenzar con un modelo de UCI simplificado, con un comportamiento markoviano. Tras la resolución de cuatro complejos problemas de optimización, hemos obtenido tres tipos de reglas de gestión de camas, basados en tasas de servicio diferenciadas según el nivel de ocupación de camas. De nuevo, la interrelación entre especialistas en Investigación Operativa y en Medicina Intensiva ha determinado cuál de estas soluciones se considera la más adecuada. No nos hemos conformado con definir unas reglas de control para la gestión de camas con un carácter global, sino que, teniendo como referencia esta solución, hemos buscado reglas dirigidas a pacientes concretos que al ser aplicadas consigan las tasas de servicio de referencia. Para la construcción de estas reglas, hemos utilizado el tiempo que un paciente lleva ingresado o el tiempo remanente de ingreso como medidas subrogadas del estado de salud, de cara a elegir qué pacientes podrán ser trasladados a una Sala de Hospitalización de forma precoz. Los avances en esta línea aún son insuficientes, por la limitación que implica la simplificación de la UCI considerada y las dudas que desde el punto de vista clínico puede plantear la solución obtenida hasta el momento. Sin embargo, las consecuencias prácticas que se pueden derivar de una solución válida nos animan a seguir en esta línea: según se desprende de la solución obtenida al simular con la regla Tipo 3c, por ejemplo, si se pretende una tasa de rechazo de pacientes por falta de cama del 4%, cuando la ocupación de camas sea de 18, en un 8% de las ocasiones, un paciente (aquel que lleva más tiempo ingresado) deberá ser dado de alta. Ningún modelo

matemático va a decidir si el paciente que ocupa la primera cama o la segunda o la última tiene que ser dado de alta. El modelo va a ayudar a conseguir unos objetivos de gestión de camas concretos, objetivos que no van dirigidos al día a día sino a plazos más largos, mediante la planificación de la estrategia a seguir según los diferentes grados de ocupación. Así, en el ejemplo anterior, el modelo indica al personal médico, que la consecución del objetivo del 4% de rechazos conlleva una actuación en determinadas ocasiones y sobre pacientes concretos cuando se alcance una ocupación de 18 camas. De forma similar, la reducción del porcentaje de pacientes rechazados en un punto, pasando del 4% al 3%, y tal como se muestra en la Tabla 29, supondrá que la política de altas prematuras, de forma esporádica se deberá iniciar más precozmente, a partir de una ocupación de 17 camas. El adelanto de las altas en algunas circunstancias será factible y en otras no, pero la consecución del objetivo deseado será más probable en la medida que la actuación médica se acerque a la previsión suministrada por el modelo.

A lo largo de esta discusión, se ha pretendido señalar cómo se han solucionado los diferentes problemas que han surgido en la elaboración de este modelo de simulación, remarcando los aspectos novedosos, como la solución al ajuste de las estancias extremas y la inclusión de las decisiones médicas, que nos han conducido a un modelo superior a los ya conocidos. Se ha hecho hincapié en la aplicabilidad del modelo, estimando su respuesta a diferentes problemas. Algunos de estos problemas se contemplaban en el planteamiento inicial previo a la construcción del modelo, pero otros han sido consecuencia de la propia evolución del trabajo. Aunque las implicaciones clínicas de ambos tipos de problemas son de gran calado, hemos querido destacar las soluciones encontradas al segundo tipo de problemas, las dependientes de la modificación de la intervención médica, al ser la primera vez que se analizan mediante este tipo de herramientas. Por último, este apartado ha servido para remarcar la necesidad de una colaboración estrecha entre especialistas en Investigación Operativa y en Medicina Intensiva para la construcción de un modelo de este tipo, y que la elección de variables que habitualmente se recogen en las UCIs hace que el resultado este trabajo, más que un modelo, suponga el desarrollo de una metodología para la realización de modelos de

simulación de la ocupación de camas para diferentes UCIs.

5.2. Limitaciones del trabajo realizado

A continuación, se comentarán las limitaciones que presenta nuestro trabajo.

En primer lugar, el modelo de simulación se ha realizado con los datos de los pacientes que realmente ingresaron en UCI, en la medida que no existía un registro que abarcara todo el periodo con los pacientes que no fueron admitidos por falta de cama. Estimamos que estos pacientes no alcanzarían el 3% de la población estudiada y que además se distribuirían de forma similar en todos los grupos de pacientes, por lo que resulta muy improbable que influyeran significativamente sobre la proporción de pacientes de los diferentes tipos y, por tanto, que la precisión del modelo desarrollado se viera afectada por este subgrupo de pacientes.

La clasificación de los pacientes en los ocho grupos considerados no está estandarizada y no necesariamente concuerda con la que podrían utilizar otras Unidades. En buena medida se debe a la ausencia de guías más o menos universalizadas para este tipo de recogida. Ello podría llevar a pensar que la validez de este trabajo únicamente está constreñida a nuestra Unidad. Sin embargo, como se ha explicado en este mismo capítulo, en este trabajo se ha creado una propuesta metodológica sobre la base de unos datos concretos (los pacientes ingresados en la UCI-A del CHN durante 9 años), y esta propuesta sí es exportable y aplicable a otras Unidades.

El modelo se ha desarrollado a partir de los pacientes ingresados entre los años 2000 y 2008, por lo que los diferentes patrones de ingreso, incluso las tasas de servicio, podrían haber variado desde entonces hasta ahora. Este trabajo, cuya idea surgió en el año 2009, no respondió en su origen a una necesidad real de un redimensionamiento de

nuestra Unidad. La pretensión inicial fue intentar crear una herramienta que pudiera ser útil en caso de que se necesitara. A partir de entonces, desde un desarrollo inicial basado en análisis de ingresos y estancias, el modelo ha ido lentamente creciendo, estando cada uno de los pasos apoyado en los anteriores. Estos pasos han sido la inclusión de las reglas de gestión de camas, la calibración del modelo, los análisis de sensibilidad dedicados a las reglas de gestión de camas y, finalmente, la creación de reglas de control sobre la gestión de camas y la translación de resultados globales a pacientes concretos. Este anhelo en obtener nuevos descubrimientos ha condicionado que el punto de partida permaneciera invariable, con los ajustes de los datos iniciales. El resultado ha sido la creación de un modelo válido, con múltiples y novedosas aplicaciones. Pero más que el modelo desarrollado, consideramos que el resultado final ha sido la creación de una metodología rigurosa que permite llegar a modelos válidos. Así, de forma similar a lo comentado en el párrafo anterior, la aplicabilidad del modelo en el momento actual únicamente exigirá el reajuste de los patrones de ingreso y las tasas de servicio con los datos más recientes que se dispongan.

6. Conclusiones

Las conclusiones que extraemos del trabajo realizado son las siguientes:

Un sistema como el formado por la ocupación de las camas de una UCI puede ser adecuadamente representado con un modelo de simulación, como hemos demostrado al construir un modelo válido de este tipo, basado en los pacientes ingresados en la UCI-A del Complejo Hospitalario de Navarra.

Para la construcción de un modelo válido de la ocupación de las camas de una UCI, es necesario considerar las decisiones médicas dirigidas al acortamiento y al alargamiento de la duración de las estancias de los pacientes según el grado de ocupación de camas. Estas decisiones pueden ser expresadas en forma de reglas y ser incluidas en un modelo de simulación.

Mediante la definición de parámetros de funcionamiento de una UCI, un modelo de simulación permite medir la influencia y la efectividad de las decisiones médicas sobre el funcionamiento de la Unidad, en el momento actual y ante futuras eventualidades.

Es factible la creación de reglas de control de la gestión de las camas de una UCI, de carácter global, si se considera un modelo simplificado de la misma. Así mismo, es posible emular esta solución global con reglas dirigidas a pacientes concretos.

Una metodología de desarrollo de un modelo de simulación rigurosa, validada y basada en variables que habitualmente se recogen en las UCIs puede ser exportada a otras Unidades con diferentes características para la construcción de modelos de este

tipo.

La construcción de un modelo de simulación para un sistema como una UCI requiere la participación de un equipo multidisciplinar formado por especialistas en Medicina Intensiva y especialistas en Investigación Operativa, para evaluar de forma conjunta cuáles, entre todas las soluciones obtenidas, son las más razonables.

7. Anexo I. Proyectos de futuro

El modelo de simulación desarrollado ha resultado en sí mismo una fuente de retos de cara a su mejora y aplicabilidad. A los pasos ya dados, habría que añadir nuevos proyectos de futuro, que se enumeran a continuación.

El último paso en la construcción de un modelo de simulación consiste en la “Implementación y documentación: comunicar los resultados obtenidos, registrar los hallazgos y documentar el modelo y su uso”. La presentación de este trabajo y la producción científica que se ha derivado de él responden a las exigencias de la primera parte de este punto. En cuanto al registro y la documentación del modelo y su uso, no se han llevado a cabo en la medida que la ejecución de este modelo no parte de una demanda de la UCI-A del CHN para la búsqueda de una solución a un problema puntual, sino que el reto ha sido buscar la posibilidad de construir una herramienta de este tipo. En definitiva, el usuario final en este caso son los propios creadores del modelo.

El equipo investigador trabaja en la creación de un simulador interactivo que permita estudiar más en detalle las decisiones médicas sobre la gestión de camas. De forma esquemática, el simulador presentaría al personal médico bajo un soporte informático los diferentes pacientes que en un momento puntual estuvieran ocupando su Unidad. Este personal decidiría qué pacientes son dados de alta o permanecen y cuáles no. Para ello, es necesario definir la situación de los pacientes según su grado de enfermedad, en este caso no basado en parámetros de duración de estancias sino en parámetros clínicos como escalas de gravedad, la dependencia de soporte vital, etc.

En este trabajo, se ha utilizado como marcador del estado de salud el tiempo consumido o remanente de estancia en la UCI. El equipo investigador piensa en sustituir este marcador y utilizar parámetros clínicos del estado de salud, como podría ser la

escala SOFA^(*), y parámetros de sobrecarga de trabajo como indicadores de la idoneidad de la atención de estos pacientes en una UCI. Entre estos últimos, se baraja la utilización de la escala NEMS o la escala TISS, que se han usado en la literatura médica como marcadores de mortalidad tras el alta de UCI^{49,198}.

La última parte de nuestro trabajo, de carácter más teórico que el resto, se ha basado en una simplificación de una UCI a un modelo de colas M/M/20/20, asumiendo propiedades markovianas en los patrones de llegada de los pacientes y de la duración de su estancia. Sin embargo, como se ha comentado en el apartado correspondiente, existe literatura especializada que considera que estas asunciones no funcionan en los sistemas sanitarios. El equipo investigador trabaja en este momento en ampliar la solución a este problema a sistemas de carácter general, G/G/c/c, en los que no se puedan asumir los supuestos markovianos. El planteamiento que se persigue es el mismo que se ha utilizado hasta ahora: comprobar si las reglas de control desarrolladas para pacientes concretos son capaces de reproducir las tasas de servicio de referencia. El primer obstáculo para la solución de este problema deriva de que, al contrario de lo que hemos encontrado en modelos M/M/c/c, para modelos de colas generales, no es posible obtener resultados analíticos exactos para la resolución de los problemas de control. Estas soluciones pueden obtenerse combinando optimización con simulación. El primer paso que hemos dado en esta línea de trabajo es comprobar si mediante un procedimiento que combine simulación y optimización somos capaces de reproducir las tasas de servicio que hemos obtenido de forma analítica para un modelo de UCI M/M/c/c, lo que supone una validación de la simulación con optimización como herramienta útil para conseguir estas tasas de servicio. Hemos observado como mediante la combinación de estas dos herramientas somos capaces de reproducir con suficiente precisión las tasas de servicio de referencia para un modelo M/M/c/c, por lo que asumimos que las tasas obtenidas mediante esta técnica serán igualmente válidas

(*) Información sobre el término en el Índice de abreviaturas y expresiones.

para modelos G/G/c/c. A partir de ahí, estamos desarrollando la metodología que nos permita simular modelos de carácter general con tasas de servicio variables, dependientes del grado de ocupación de camas. La simulación de modelos exponenciales con tasas de servicio variables es relativamente sencilla. Sin embargo, la simulación con tasas de servicio variables en distribuciones no exponenciales es muy compleja, sin que hasta el momento se haya descrito una metodología válida para realizarla. Estamos desarrollando una metodología basada en la tasa de fallo con la que ya hemos obtenido los primeros resultados positivos en distribuciones de carácter general. Los pasos siguientes consistirán en extender esta metodología a nuevas distribuciones y comenzar a definir y simular reglas de gestión de camas para ver si somos capaces de reproducir las tasas de servicio de referencia.

8. Anexo II. Producción científica

A continuación se enumeran las publicaciones y ponencias donde se han presentado resultados obtenidos de este trabajo.

8.1. Publicaciones en revistas con factor de impacto

Barado J, Guergué JM, Esparza L, Azcárate C, Mallor F, Ochoa S. A mathematical model for simulating daily bed occupancy in an intensive care unit. *Critical Care Medicine*. 2012;40(4):1098-1104.

JCR Categoría: CRITICAL CARE MEDICINE.

Factor de impacto: 6,147.

Posición: Q1.

Mallor F, Azcárate C, Barado B. Control problems and management policies in health systems. Application to Intensive Care Units. *Flexible Services and Manufacturing Journal*. 2014:1-28. Epub 2014 Dec 16.

JCR Categorías: ENGINEERING, MANUFACTURING / OPERATIONS RESEARCH
& MANAGEMENT SCIENCE.

Factor de impacto: 1,439.

Posición: Q2 (en ambas categorías).

Azcárate C, Mallor F, Barado J. Queuing control problems: From theory to practice
Artículo aceptado para su publicación en la revista *Health Care Management Science*.

JCR Categoría: HEALTHY POLICY & SERVICES

Factor de impacto: 0,847.

Posición: Q4.

8.2. Otras publicaciones

Azcárate C, Mallor F, Barado J. Calibration of a decision-making process in a simulation model by a bicriteria optimization problem. In: Laroque C, Himmelspach J, Pasupathy R, Rose O, Uhrmacher AM, editors. Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference; 2012 Dec 9-12; Berlin, Germany. IEEE; 2012. p. 1-10.

Scopus indexed.

Azcárate C, Barado J, Mallor F. Sensitivity analysis in bed capacity studies including the medical staff's decision making. In: Obaidar M S, Filipe J, Kacprzyk J, Pina N, editors. Proceedings of the 2nd International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications; 2012 Jul 28-31; Rome, Italy. Springer International Publishing; 2014. p. 548-555.

Scopus indexed.

8.3. Ponencias y comunicaciones a congresos

Barado J, Guergué JM, Ochoa S, Azcárate C, Mallor F. Modelo de simulación en UMI: herramienta de gestión. XXXIII Reunión de la Sociedad Norte de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias. Vitoria-Gazteiz, España, Noviembre 2010.

Barado J, Guergué JM, Esparza L, Azcárate C, Mallor F, Ochoa S. Desarrollo de un modelo matemático para la simulación de la ocupación diaria de camas en una Unidad de cuidados intensivos. LVI Congreso Nacional de la Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias. Bilbao, España, Junio 2011.

Mallor F, Azcárate C, Barado J. Estimating management policies in intensive care units joining historical data and expert opinions. *INFORMS Healthcare 2011*. Montreal, Canada, June 2011.

Azcárate C, Mallor F, Barado J. Incorporación de las decisiones médicas en un modelo de simulación de una Unidad de Cuidados Intensivos. *XXXIII Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa*. Madrid, España, Abril 2012.

Barado J, Esparza L, Millán T, Flecha R, Azcárate C, Mallor F. Análisis de la influencia de las de las decisiones médicas sobre la gestión de las camas de una UCI mediante un modelo de simulación. *XLVIII Congreso Nacional de la Sociedad Española de Medicina Intensiva, Crítica y Unidades Coronarias*. Tenerife, España, Junio 2013.

Azcárate C, Mallor F, Barado J. Queuing control problems: From theory to practice in health care. *ORAHS 2013. The European Working group on Operational Research Applied to Health Services*. Istanbul, Turkey, July 2013.

Barado J, Esparza L, Azcárate C, Mallor F. Analysis of the impact of medical decision-making on ICU bed management using a simulation model. *26th annual congress of the European Society of Intensive Care Medicine*. Paris, France, October 2013.

Barado J, Esparza L, Flecha R, Cerdón S, Azcárate C, Mallor F, Redondo E, Barber M, Guergué JM, Tirapu JP. ¿Pueden las matemáticas ayudar a decidir cuándo y qué paciente debe ser dado de alta? *X Congreso Panamericano e Ibérico de Medicina Intensiva y Terapia Crítica*. Madrid, España, Junio 2014.

Azcárate C, Mallor F, Barado J. Modelado y análisis de la toma de decisiones en la gestión de unidades de cuidados intensivos. III Congreso – Escuela de Verano de Jóvenes Investigadores en Diseño de Experimentos y Bioestadística. Pamplona, España, Julio 2014.

9. Bibliografía

1. Knaus WA, Draper EA, Wagner DP, Zimmerman JE. APACHE II: a severity of disease classification system. *Crit Care Med.* 1985;13(10):818-29.
2. Reis Miranda D, Moreno R, Iapichino G. Nine equivalents of nursing manpower use score (NEMS). *Intensive Care Med.* 1997;23(7):760-5.
3. Le Gall JR, Lemeshow S, Saulnier F. A new Simplified Acute Physiology Score (SAPS II) based on a European/North American multicenter study. *JAMA.* 1993;270(24):2957-63.
4. Vincent JL, Moreno R, Takala J, Willatts S, De Mendonca A, Bruining H, et al. The SOFA (Sepsis-related Organ Failure Assessment) score to describe organ dysfunction/failure. On behalf of the Working Group on Sepsis-Related Problems of the European Society of Intensive Care Medicine. *Intensive Care Med.* 1996;22(7):707-10.
5. Keene AR, Cullen DJ. Therapeutic Intervention Scoring System: update 1983. *Crit Care Med.* 1983;11(1):1-3.
6. Valentin A, Ferdinande P. Recommendations on basic requirements for intensive care units: structural and organizational aspects. *Intensive Care Med.* 2011;37(10):1575-87.
7. Ferdinande P. Recommendations on minimal requirements for Intensive Care Departments. Members of the Task Force of the European Society of Intensive Care Medicine. *Intensive Care Med.* 1997;23(2):226-32.
8. Palanca I, Esteban de la Torre A, Elola J, Bernal JL, Paniagua JL. Plan de Calidad del Sistema Nacional de Salud. Unidades de Cuidados Intensivos. Estándares y Recomendaciones [Internet]. Madrid, España: Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad; 2011 [citado 19-08-2013]. Disponible en: <http://www.msssi.gob.es/organizacion/sns/planCalidadSNS/docs/UCI.pdf>

9. Barnato AE, Kahn JM, Rubenfeld GD, McCauley K, Fontaine D, Frassica JJ, et al. Prioritizing the organization and management of intensive care services in the United States: the PrOMIS Conference. *Crit Care Med.* 2007;35(4):1003-11.
10. Murthy S, Wunsch H. Clinical review: International comparisons in critical care - lessons learned. *Crit Care.* 2012;16(2):218.
11. Rhodes A, Ferdinande P, Flaatten H, Guidet B, Metnitz PG, Moreno RP. The variability of critical care bed numbers in Europe. *Intensive Care Med.* 2012;38(10):1647-53.
12. Moreno R, Reis Miranda D. Nursing staff in intensive care in Europe: the mismatch between planning and practice. *Chest.* 1998;113(3):752-8.
13. Austin S, Murthy S, Wunsch H, Adhikari NK, Karir V, Rowan K, et al. Access to urban acute care services in high- vs. middle-income countries: an analysis of seven cities. *Intensive Care Med.* 2014;40(3):342-52.
14. Adhikari NK, Fowler RA, Bhagwanjee S, Rubenfeld GD. Critical care and the global burden of critical illness in adults. *Lancet.* 2010;376(9749):1339-46.
15. Fleet R, Poitras J, Maltais-Giguere J, Villa J, Archambault P. A descriptive study of access to services in a random sample of Canadian rural emergency departments. *BMJ Open.* 2013;3(11):e003876.
16. Martin MC, Leon C, Cunat J, del Nogal F. Recursos estructurales de los Servicios de Medicina Intensiva en España. *Med Intensiva.* 2013;37(7):443-51.
17. Society of Critical Care Medicine. Critical Care Statistics [Internet]. Mount Prospect, IL, USA: The Society of Critical Care Medicine [citado 26-05-2014]. Disponible en: <http://www.sccm.org/Communications/Pages/CriticalCareStats.aspx>
18. Garland A, Olafson K, Ramsey CD, Yogendran M, Fransoo R. Epidemiology of critically ill patients in intensive care units: a population-based observational study. *Crit Care.* 2013;17(5):R212.

19. Angus DC, Barnato AE, Linde-Zwirble WT, Weissfeld LA, Watson RS, Rickert T, et al. Use of intensive care at the end of life in the United States: an epidemiologic study. *Crit Care Med*. 2004;32(3):638-43.
20. Barnato AE, McClellan MB, Kagay CR, Garber AM. Trends in inpatient treatment intensity among Medicare beneficiaries at the end of life. *Health Serv Res*. 2004;39(2):363-75.
21. Amaral AC, Rubenfeld GD. The future of critical care. *Curr Opin Crit Care*. 2009;15(4):308-13.
22. Corke C, Leeuw E, Lo SK, George C. Predicting future intensive care demand in Australia. *Crit Care Resusc*. 2009;11(4):257-60.
23. Adhikari NK, Rubenfeld GD. Worldwide demand for critical care. *Curr Opin Crit Care*. 2011;17(6):620-5.
24. Higgins AM, Pettila V, Harris AH, Bailey M, Lipman J, Seppelt IM, et al. The critical care costs of the influenza A/H1N1 2009 pandemic in Australia and New Zealand. *Anaesth Intensive Care*. 2011;39(3):384-91.
25. Pronovost PJ, Angus DC, Dorman T, Robinson KA, Dremsizov TT, Young TL. Physician staffing patterns and clinical outcomes in critically ill patients: a systematic review. *JAMA*. 2002;288(17):2151-62.
26. Wallace DJ, Angus DC, Barnato AE, Kramer AA, Kahn JM. Nighttime intensivist staffing and mortality among critically ill patients. *N Engl J Med*. 2012;366(22):2093-101.
27. Halpern NA, Pastores SM. Critical care medicine in the United States 2000-2005: an analysis of bed numbers, occupancy rates, payer mix, and costs. *Crit Care Med*. 2010;38(1):65-71.
28. Halpern NA, Pastores SM, Greenstein RJ. Critical care medicine in the United States 1985–2000: An analysis of bed numbers, use, and costs. *Crit Care Med*. 2004;32(6):1254-9.

29. Zilberberg MD, de Wit M, Pirone JR, Shorr AF. Growth in adult prolonged acute mechanical ventilation: implications for healthcare delivery. *Crit Care Med.* 2008;36(5):1451-5.
30. Zilberberg MD, Shorr AF. Prolonged acute mechanical ventilation and hospital bed utilization in 2020 in the United States: implications for budgets, plant and personnel planning. *BMC Health Serv Res.* 2008;8:242.
31. Wunsch H, Harrison DA, Rowan K. Health services research in critical care using administrative data. *J Crit Care.* 2005;20(3):264-9.
32. Milbrandt EB, Kersten A, Rahim MT, Dremsizov TT, Clermont G, Cooper LM, et al. Growth of intensive care unit resource use and its estimated cost in Medicare. *Crit Care Med.* 2008;36(9):2504-10.
33. Coopersmith CM, Wunsch H, Fink MP, Linde-Zwirble WT, Olsen KM, Sommers MS, et al. A comparison of critical care research funding and the financial burden of critical illness in the United States. *Crit Care Med.* 2012;40(4):1072-9.
34. Rechner IJ, Lipman J. The costs of caring for patients in a tertiary referral Australian Intensive Care Unit. *Anaesth Intensive Care.* 2005;33(4):477-82.
35. Tan SS, Bakker J, Hoogendoorn ME, Kapila A, Martin J, Pezzi A, et al. Direct cost analysis of intensive care unit stay in four European countries: applying a standardized costing methodology. *Value Health.* 2012;15(1):81-6.
36. Auñón Martín I, Caba Doussoux P, Mora Sambricio A, Guimera Garcia V, Yuste Garcia P, Resines Erasun C. Análisis del coste del tratamiento del paciente politraumatizado en un hospital de referencia en España. *Cir Esp.* 2012;90(9):564-8.
37. Galante M, Garin O, Sicuri E, Cots F, Garcia-Altes A, Ferrer M, et al. Health services utilization, work absenteeism and costs of pandemic influenza A (H1N1) 2009 in Spain: a multicenter-longitudinal study. *PLoS One.* 2012;7(2):e31696.
38. Carrasco G, Pallares A, Cabre L. Costes de la calidad en Medicina Intensiva: Guía para gestores clínicos. *Med Intensiva.* 2006;30(4):167-79.

39. Una consulta con el médico especialista cuesta 239 euros y 91 con el de familia. *Diario de Navarra*. 18 Ago 2014; Secc. Navarra. p. 28.
40. Ouanes I, Schwebel C, Francais A, Bruel C, Philippart F, Vesin A, et al. A model to predict short-term death or readmission after intensive care unit discharge. *J Crit Care*. 2012;27(4):422.e1-9.
41. Baker DR, Pronovost PJ, Morlock LL, Geocadin RG, Holzmueller CG. Patient flow variability and unplanned readmissions to an intensive care unit. *Crit Care Med*. 2009;37(11):2882-7.
42. Chrusch CA, Olafson KP, McMillan PM, Roberts DE, Gray PR. High occupancy increases the risk of early death or readmission after transfer from intensive care. *Crit Care Med*. 2009;37(10):2753-8.
43. Goldfrad C, Rowan K. Consequences of discharges from intensive care at night. *Lancet*. 2000;355(9210):1138-42.
44. Kramer AA, Higgins TL, Zimmerman JE. Intensive care unit readmissions in U.S. hospitals: patient characteristics, risk factors, and outcomes. *Crit Care Med*. 2012;40(1):3-10.
45. Kramer AA, Higgins TL, Zimmerman JE. The association between ICU readmission rate and patient outcomes. *Crit Care Med*. 2013;41(1):24-33.
46. Singh MY, Nayyar V, Clark PT, Kim C. Does after-hours discharge of ICU patients influence outcome? *Crit Care Resusc*. 2010;12(3):156-61.
47. Priestap FA, Martin CM. Impact of intensive care unit discharge time on patient outcome. *Crit Care Med*. 2006;34(12):2946-51.
48. Renton J, Pilcher DV, Santamaria JD, Stow P, Bailey M, Hart G, et al. Factors associated with increased risk of readmission to intensive care in Australia. *Intensive Care Med*. 2011;37(11):1800-8.
49. Rodriguez-Carvajal M, Mora D, Doblaz A, Garcia M, Dominguez P, Tristancho A, et al. Impacto de las altas no programadas en la mortalidad hospitalaria tras la estancia en una unidad de cuidados intensivos. *Med Intensiva*. 2011;35(3):143-9.

50. Gantner D, Farley K, Bailey M, Huckson S, Hicks P, Pilcher D. Mortality related to after-hours discharge from intensive care in Australia and New Zealand, 2005-2012. *Intensive Care Med.* 2014;40(10):1528-35.
51. Singer DE, Carr PL, Mulley AG, Thibault GE. Rationing intensive care - Physician responses to a resource shortage. *N Engl J Med.* 1983;309(19):1155-60.
52. Strauss MJ, LoGerfo JP, Yeltatzie JA, Temkin N, Hudson LD. Rationing of intensive care unit services. An everyday occurrence. *JAMA.* 1986;255(9):1143-6.
53. Campbell AJ, Cook JA, Adey G, Cuthbertson BH. Predicting death and readmission after intensive care discharge. *Br J Anaesth.* 2008;100(5):656-62.
54. Walther SM, Jonasson U. A prospective cohort study of 6-month mortality in a community hospital experiencing a gradual reduction in critical care services. *Intensive Care Med.* 2001;27(4):700-5.
55. Sinuff T, Kahn moui K, Cook DJ, Luce JM, Levy MM. Rationing critical care beds: a systematic review. *Crit Care Med.* 2004;32(7):1588-97.
56. Metcalfe MA, Sloggett A, McPherson K. Mortality among appropriately referred patients refused admission to intensive-care units. *Lancet.* 1997;350:7-11.
57. Simchen E, Sprung CL, Galai N, Zitser-Gurevich Y, Bar-Lavi Y, Levi L, et al. Survival of critically ill patients hospitalized in and out of intensive care. *Crit Care Med.* 2007;35(2):449-57.
58. Robert R, Reignier J, Tournoux-Facon C, Boulain T, Lesieur O, Gissot V, et al. Refusal of intensive care unit admission due to a full unit: impact on mortality. *Am J Respir Crit Care Med.* 2012;185(10):1081-7.
59. Sprung CL, Danis M, Iapichino G, Artigas A, Kesecioglu J, Moreno R, et al. Triage of intensive care patients: identifying agreement and controversy. *Intensive Care Med.* 2013;39(11):1916-24.
60. Sprung CL, Baras M, Iapichino G, Kesecioglu J, Lippert A, Hargreaves C, et al. The Eldicus prospective, observational study of triage decision making in European intensive care units: part I--European Intensive Care Admission Triage Scores. *Crit Care Med.* 2012;40(1):125-31.

61. Ligtenberg JJ, Arnold LG, Stienstra Y, van der Werf TS, Meertens JH, Tulleken JE, et al. Quality of interhospital transport of critically ill patients: a prospective audit. *Crit Care*. 2005;9(4):R446-51.
62. Wiegersma JS, Droogh JM, Zijlstra JG, Fokkema J, Ligtenberg JJ. Quality of interhospital transport of the critically ill: impact of a Mobile Intensive Care Unit with a specialized retrieval team. *Crit Care*. 2011;15(1):R75.
63. Fried MJ, Bruce J, Colquhoun R, Smith G. Inter-hospital transfers of acutely ill adults in Scotland. *Anaesthesia*. 2010;65(2):136-44.
64. Belway D, Henderson W, Keenan SP, Levy AR, Dodek PM. Do specialist transport personnel improve hospital outcome in critically ill patients transferred to higher centers? A systematic review. *J Crit Care*. 2006;21(1):8-17.
65. Chalfin DB, Trzeciak S, Likourezos A, Baumann BM, Dellinger RP and the DELAY-ED Study Group. Impact of delayed transfer of critically ill patients from the emergency department to the intensive care unit. *Crit Care Med*. 2007;35(6):1477-83.
66. Renaud B, Brun-Buisson C, Santin A, Coma E, Noyez C, Fine MJ, et al. Outcomes of early, late, and no admission to the intensive care unit for patients hospitalized with community-acquired pneumonia. *Acad Emerg Med*. 2012;19(3):294-303.
67. Cardoso LT, Grion CM, Matsuo T, Anami EH, Kauss IA, Seko L, et al. Impact of delayed admission to intensive care units on mortality of critically ill patients: a cohort study. *Crit Care*. 2011;15(1):R28.
68. O'Callaghan DJ, Jayia P, Vaughan-Huxley E, Gribbon M, Templeton M, Skipworth JR, et al. An observational study to determine the effect of delayed admission to the intensive care unit on patient outcome. *Crit Care*. 2012;16(5):R173.
69. Colmenero M. El ritual de la falta de camas. *Med Intensiva*. 2011;35(3):139-42.
70. Sobolev BG, Fradet G, Kuramoto L, Rogula B. The occurrence of adverse events in relation to time after registration for coronary artery bypass surgery: a population-based observational study. *J Cardiothorac Surg*. 2013;8:74.

71. Embriaco N, Papazian L, Kentish-Barnes N, Pochard F, Azoulay E. Burnout syndrome among critical care healthcare workers. *Curr Opin Crit Care.* 2007;13(5):482-8.
72. Verdon M, Merlani P, Perneger T, Ricou B. Burnout in a surgical ICU team. *Intensive Care Med.* 2008;34(1):152-6.
73. Halpern NA, Pastores SM, Oropello JM, Kvetan V. Critical care medicine in the United States: addressing the intensivist shortage and image of the specialty. *Crit Care Med.* 2013;41(12):2754-61.
74. Valentin A, Capuzzo M, Guidet B, Moreno R, Metnitz B, Bauer P, et al. Errors in administration of parenteral drugs in intensive care units: multinational prospective study. *BMJ.* 2009;338:b814.
75. Ahmed AH, Giri J, Kashyap R, Singh B, Dong Y, Kilickaya O, et al. Outcome of Adverse Events and Medical Errors in the Intensive Care Unit: A Systematic Review and Meta-analysis. *Am J Med Qual.* 2013;20:1-8.
76. Steyrer J, Schiffinger M, Huber C, Valentin A, Strunk G. Attitude is everything? The impact of workload, safety climate, and safety tools on medical errors: a study of intensive care units. *Health Care Manage Rev.* 2013;38(4):306-16.
77. Tierney LT, Conroy KM. Optimal occupancy in the ICU: A literature review. *Aust Crit Care.* 2014;27(2):77-84.
78. Shannon RE. Introduction to the art and science of simulation. In: Medeiros DJ, Watson EF, Carson JS, Manivannan MS, editors. *Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference; 1998 Dec 13-16; Washington, DC, USA.*
79. Maquedano Martínez L, Ríos Blanco JJ. *Modelo de Presentación de la Tesis Doctoral en Ciencias de la Salud [eBook].* Madrid: Biblioteca Hospital Universitario La Paz; 2010 [citado 15-01-2014]. Disponible desde: <http://www.universoabierto.com/9066/modelo-de-presentacion-de-la-tesis-doctoral-en-ciencias-de-la-salud/>
80. Senra Varela A, Senra Varela M. *La tesis doctoral de Medicina.* 2ª ed. Madrid: Ediciones Díaz de Santos; 2008.

81. Wild C, Narath M. Evaluating and planning ICUs: methods and approaches to differentiate between need and demand. *Health Policy*. 2005;71(3):289-301.
82. Lyons RA, Wareham K, Hutchings HA, Major E, Ferguson B. Population requirement for adult critical-care beds: a prospective quantitative and qualitative study. *Lancet*. 2000;355(9204):595-8.
83. MA International Pty Ltd. *Planning for Intensive Care Services in Victoria*. 2001.
84. Zhang X, Meltzer MI, Wortley PM. FluSurge. A tool to estimate demand for hospital services during the next pandemic influenza. *Med Decis Making*. 2006;26(6):617-23.
85. Ackoff RL, Sasieni MW. *Fundamentals of Operations Research*. New York: John Wiley & Sons Inc; 1968.
86. Shannon RE. *Systems simulation: The art and science*. New York: Prentice-Hall; 1975.
87. England W, Roberts S. Applications of computer simulation in health care. In: Highland HJ, Hull LG, Neilsen NR, editors. *Proceedings of the 1978 Winter Simulation Conference*; 1978 Dec 4-6; Miami Beach, USA.
88. Günal MM, Pidd M. Discrete event simulation for performance modelling in health care: a review of the literature. *J Simul*. 2010;4:42-51.
89. Fone D, Hollinghurst S, Temple M, Round A, Lester N, Weightman A, et al. Systematic review of the use and value of computer simulation modelling in population health and health care delivery. *J Public Health Med*. 2003;25(4):325-35.
90. Jun JB, Jacobson S, Swisher J. Application of discrete-event simulation in health care clinics: a survey. *J Oper Res Soc*. 1999;50:109-23.
91. Brailsford SC, Harper PR, Patel B, Pitt M. An analysis of the academic literature on simulation and modelling in health care. *J Simul*. 2009;3(3):130-40.
92. Katsaliak K, Mustafee N. Applications of simulation within the healthcare context. *J Oper Res Soc*. 2011;62:1431-51.

93. Eldabi T, Paul TJ, Young T. Simulation modelling in healthcare: reviewing legacies and investigating futures. *J Oper Res Soc.* 2007;58:262-70.
94. Blake JT, Hardy M. A generic modelling framework to evaluate network blood management policies: The Canadian Blood Services experience. *Oper Res Health Care.* 2014;3(3):116-28.
95. Stanford DA, Lee JM, Chandok N, McAlister V. A queuing model to address waiting time inconsistency in solid-organ transplantation. *Oper Res Health Care.* 2014;3(1):40-5.
96. Williams P, Tai G, Lei Y. Simulation based analysis of patient arrival to health care systems and evaluation of an operations improvement scheme. *Ann Oper Res.* 2010;178(1):263-79.
97. Conforti D, Guerriero F, Guido R. Non-block scheduling with priority for radiotherapy treatments. *Eur J Oper Res.* 2010;201(1):289-96.
98. Griffiths JD, Williams JE, Wood RM. Scheduling physiotherapy treatment in an inpatient setting. *Oper Res Health Care.* 2012;1(4):65-72.
99. Van Essen JT, Hans EW, Hurink JL, Oversberg A. Minimizing the waiting time for emergency surgery. *Oper Res Health Care.* 2012;1(2-3):34-44.
100. Griffiths JD, Williams JE, Wood RM. Modelling activities at a neurological rehabilitation unit. *Eur J Oper Res.* 2013;226(2):301-12.
101. Condotta A, Shakhlevich NV. Scheduling patient appointments via multilevel template: A case study in chemotherapy. *Oper Res Health Care.* 2014;3(3):129-44.
102. Zhao Z, Li X. Scheduling elective surgeries with sequence-dependent setup times to multiple operating rooms using constraint programming. *Oper Res Health Care.* 2014;3(3):160-7.
103. Gartner D, Kolisch R. Scheduling the hospital-wide flow of elective patients. *Eur J Oper Res.* 2014;233(3):689-99.
104. Abbasgholizadeh Rahimi S, Jamshidi A, Ait-kadi D. Applied methods in prioritization of patients in surgery waiting lists. In: Guan Y, Liao H, editors.

- Proceedings of the 2014 Industrial and Systems Engineering Research Conference; 2014; Montreal, Canada.
105. Prisman E, Prisman EZ, Freeman J. Intraoperative risk management of hyperparathyroidism: Modeling and testing the parathyroid hormone's evolution as a mean reverting stochastic processes. *Oper Res Health Care*. 2014;3(1):7-14.
 106. Paul SA, Reddy MC, Deflitch CJ. A systematic review of simulation studies investigating emergency department overcrowding. *Simulation*. 2010;86(8-9):559-71.
 107. Konrad R, DeSotto K, Grocela A, McAuley P, Wang J, Lyons J, et al. Modeling the impact of changing patient flow processes in an emergency department: Insights from a computer simulation study. *Oper Res Health Care*. 2013;2(4):66-74.
 108. Uthayakumar R, Priyan S. Pharmaceutical supply chain and inventory management strategies: Optimization for a pharmaceutical company and a hospital. *Oper Res Health Care*. 2013;2(3):52-64.
 109. Erdogan G, Erkut E, Ingolfsson A, Laporte G. Scheduling ambulance crews for maximum coverage. *J Oper Res Soc*. 2010;61(4):543-50.
 110. Bowers J, Lyons B, Mould G. Developing a resource allocation model for the Scottish patient transport service. *Oper Res Health Care*. 2012;1(4):84-94.
 111. Topaloglu S, Selim H. Nurse scheduling using fuzzy modeling approach. *Fuzzy Sets Syst*. 2010;161(11):1543-63.
 112. M'Hallah R, Alkhabbaz A. Scheduling of nurses: A case study of a Kuwaiti health care unit. *Oper Res Health Care*. 2013;2(1-2):1-19.
 113. Bayer S. Simulation modelling and resource allocation in complex services. *BMJ Qual Saf*. 2014;23(5):353-5.
 114. Howell MD. Managing ICU throughput and understanding ICU census. *Curr Opin Crit Care*. 2011;17(6):626-33.

115. Yang M, Fry MJ, Raikhelkar J, Chin C, Anyanwu A, Brand J, et al. A model to create an efficient and equitable admission policy for patients arriving to the cardiothoracic ICU. *Crit Care Med*. 2013;41(2):414-22.
116. Pearson GA, Reynolds F, Stickley J. Calculating the need for intensive care beds. *Arch Dis Child*. 2012;97(11):943-6.
117. Griffiths JD, Knight V, Komenda I. Bed management in a Critical Care Unit. *IMA J Manag Math*. 2013;24(2):137-53.
118. Steins K, Walther SM. A generic simulation model for planning critical care resource requirements. *Anaesthesia*. 2013;68(11):1148-55.
119. Costa AX, Ridley SA, Shahani AK, Harper PR, De Senna V, Nielsen MS. Mathematical modelling and simulation for planning critical care capacity. *Anaesthesia*. 2003;58(4):320-7.
120. McManus ML, Long MC, Cooper A, Litvak E. Queuing theory accurately models the need for critical care resources. *Anesthesiology*. 2004;100(5):1271-6.
121. Green L. Queueing Analysis in Healthcare. In: Hall RW, editor. *Patient Flow: Reducing Delay in Healthcare Delivery*. New York: Springer Science; 2006. p. 281-307.
122. Brecher C, Spiezio S. Privatization and public hospitals: Choosing wisely for New York city. New York: Twentieth Century Fund Press; 1995.
123. Kim SC, Horowitz I, Young K, Buckley TA. Analysis of capacity management of the intensive care unit in a hospital. *Eur J Oper Res*. 1999;115:36-46.
124. Kim SC, Horowitz I, Young K, Buckley TA. Flexible bed allocation and performance in the intensive care unit. *J Oper Manag*. 2000;18:427-43.
125. Litvack N, van Rijsbergen M, Boucherie RJ, van Houdenhoven M. Managing the overflow of intensive care patients. *Eur J Oper Res*. 2008;185(3):998-1010.
126. Ridge JC, Jones SK, Nielsen MS, Shahani AK. Capacity planning for intensive care units. *Eur J Oper Res*. 1998;105:346-55.
127. Zhu Z, Hen BH, Teow KL. Estimating ICU bed capacity using discrete event simulation. *Int J Health Care Qual Assur*. 2012;25(2):134-44.

128. Shmueli A, Sprung CL, Kaplan EH. Optimizing admissions to an intensive care unit. *Health Care Manag Sci.* 2003;6(3):131-6.
129. Green LV. How many hospital beds? *Inquiry.* 2002-2003;39(4):400-12.
130. Masterson BJ, Mihara TG, Miller G, Randolph SC, Forkner E, Crouter AL. Using models and data to support optimization of the military health system: a case study in an intensive care unit. *Health Care Manag Sci.* 2004;7:217-24.
131. Kolke A. Procces modeling of ICU patient flow: Effect of daily load leveling of elective surgery on ICU diversion. *J Med Syst.* 2009;33:27-40.
132. Marmor YN, Rohleder TR, Cook DJ, Huschka TR, Thompson JE. Recovery bed planning in cardiovascular surgery: a simulation case study. *Health Care Manag Sci.* 2013;16(4):314-27.
133. Daly K, Beale R, Chang RW. Reduction in mortality after inappropriate early discharge from intensive care unit: logistic regression triage model. *BMJ.* 2001;322(7297):1274-6.
134. Scott DW, Factor LE, Gorry GA. Predicting the response time of an urban ambulance system. *Health Serv Res.* 1978;13(4):404-17.
135. Burwell TH, McKnew MA, Jarvis JP. An application of a spatially distributed queuing model to an ambulance system. *Socioecon Plann Sci.* 1992;26(4):289-300.
136. Mendonça FC, Morabito R. Analysing emergency medical service ambulance deployment on a Brazilian highway using the hypercube model. *J Oper Res Soc.* 2001;52(3):261-70.
137. Singer M, Donoso P. Assessing an ambulance service with queuing theory. *Comput Oper Res.* 2008;35(8):2549-60.
138. Shimshak DG, Gropp Damico D, Burden HD. A priority queuing model of a hospital pharmacy unit. *Eur J Oper Res.* 1981;7(4):350-4.

139. Green LV, Soares J, Giglio JF, Green RA. Using queueing theory to increase the effectiveness of emergency department provider staffing. *Acad Emerg Med.* 2006;13(1):61-8.
140. Yankovic N, Green LV. Identifying good nursing levels: A queueing approach. *Oper Res.* 2011;59(4):942-55.
141. Zenios SA. Modeling the transplant waiting list: A queueing model with renegeing. *Queueing Syst.* 1999;31(3-4):239-51.
142. Lakshmi C, Sivakumar A. Application of queueing theory in health care: A literature review. *Oper Res Health Care.* 2013;2:25-39.
143. De Bruin AM, van Rossum AC, Viseer MC, Koole GM. Modeling the emergency cardiac in-patient flow: an application of queueing theory. *Health Care Manag Sci.* 2007;10:125-37.
144. Cochran JK, Roche K. A queueing-based decision support methodology to estimate hospital inpatient bed demand. *J Oper Res Soc.* 2007;59(11):1471-82.
145. De Bruin AM, Bekker R, van Zanten L, Koole GM. Dimensioning hospital wards using the Erlang loss model. *Ann Oper Res.* 2010;178:23-43.
146. Servicio Navarro de Salud. Hospital de Navarra: Memoria 2008 [Internet]. Pamplona, España: Gobierno de Navarra [citado 16-08-2014]. Disponible en: <http://www.navarra.es/NR/rdonlyres/F05D82C6-38F9-4832-850C-23E72D4EE09D/133832/MemoriaHNA08.pdf>
147. Lopez MJ, Cortes JA. Colonización e infección de la vía urinaria en el paciente críticamente enfermo. *Med Intensiva.* 2012;36(2):143-51.
148. Palomar M, Alvarez-Lerma F, Riera A, Díaz MT, Torres F, Agra Y, et al. Impact of a national multimodal intervention to prevent catheter-related bloodstream infection in the ICU: the Spanish experience. *Crit Care Med.* 2013;41(10):2364-72.
149. Melsen WG, Rovers MM, Groenwold RHH, Bergmans DCJJ, Camus C, Bauer TT, et al. Attributable mortality of ventilator-associated pneumonia: a meta-analysis of individual patient data from randomised prevention studies. *Lancet Infect Dis.* 2013;13(8):665-71.

150. Fowler RA, Filate W, Hartleib M, Frost DW, Lazongas C, Hladunewich M. Sex and critical illness. *Curr Opin Crit Care*. 2009;15(5):442-9.
151. Dirección General de Tráfico. Balance de Seguridad Vial 2013 [Internet]. Madrid, España: Ministerio del Interior, Gobierno de España [citado 23-02-2014]. Disponible en: <http://www.dgt.es/Galerias/prensa/2014/01/Balance-2013-Seguridad-Vial-2013.pdf>
152. Craven DE, Hjalmarson KI. Ventilator-associated tracheobronchitis and pneumonia: thinking outside the box. *Clin Infect Dis*. 2010;51 Suppl 1:S59-66.
153. Grgurich PE, Hudcova J, Lei Y, Sarwar A, Craven DE. Diagnosis of ventilator-associated pneumonia: controversies and working toward a gold standard. *Curr Opin Infect Dis*. 2013;26(2):140-50.
154. Chant C, Dos Santos CC, Saccucci P, Smith OM, Marshall JC, Friedrich JO. Discordance between perception and treatment practices associated with intensive care unit-acquired bacteriuria and funguria: a Canadian physician survey. *Crit Care Med*. 2008;36(4):1158-67.
155. Griffiths JD, Price-Lloyd N, Smithies M, Williams JE. Modelling the requirement for supplementary nurses in an intensive care unit. *J Oper Res Soc*. 2005;56(2):126-33.
156. Oddoye JP, Jones DF, Tamiz M, Smith P. Combining simulation and goal programming for healthcare planning in a medical assessment unit. *Eur J Oper Res*. 2009;185:998-1010.
157. Mallor F, Azcárate C. Combining optimization with simulation to obtain credible models for intensive care units. *Ann Oper Res*. 2014;221(1):255-71. Epub 2011 Dec 16.
158. Griffiths JD, Price-Lloyd N, Smithies M, Williams JE. A queueing model of activities in an intensive care unit. *IMA J Manag Math*. 2006;17:277-88.
159. Troy PM, Rosenberg L. Using simulation to determine the need for ICU beds for surgery patients. *Surgery*. 2009;146(4):608-20.

160. Hosseinifard SZ, Abbasi B, Minas JP. Intensive care unit discharge policies prior to treatment completion. *Oper Res Health Care*. 2014;3(3):168-75.
161. Randles RH, Hettmansperger TP, Casella G. Introduction to the special issue: Nonparametric statistics. *Statistical Science*. 2004;19:561.
162. Weissman C. Analyzing the impact of long-term patients on ICU bed utilization. *Intensive Care Med*. 2000;26(9):1319-25.
163. Zampieri FG, Ladeira JP, Park M, Haib D, Pastore CL, Santoro CM, et al. Admission factors associated with prolonged (>14 days) intensive care unit stay. *J Crit Care*. 2014;29(1):60-5.
164. Arabi Y, Venkatesh S, Haddad S, Al Shimemeri A, Al Malik S. A prospective study of prolonged stay in the intensive care unit: predictors and impact on resource utilization. *Int J Qual Health Care*. 2002;14(5):403-10.
165. Hughes M, McKirdy FN, Norrie J, Grant IS. Outcome of long-stay intensive care patients. *Intensive Care Med*. 2001;27:779-82.
166. Stricker K, Rothen HU, Takala J. Resource use in the ICU: short- vs. long-term patients. *Acta Anaesthesiol Scand*. 2003;47(5):508-15.
167. Knaus WA, Wagner DP, Zimmerman JE, Draper EA. Variations in mortality and length of stay in intensive care units. *Ann Intern Med*. 1993;118(10):753-61.
168. Gruenberg DA, Shelton W, Rose SL, Rutter AE, Socaris S, McGee G. Factors influencing length of stay in the intensive care unit. *Am J Crit Care*. 2006;15(5):502-9.
169. Magnason S, Kristinsson KG, Stefansson T, Erlendsdottir H, Jonsdottir K, Kristjansson M, et al. Risk factors and outcome in ICU-acquired infections. *Acta Anaesthesiol Scand*. 2008;52(9):1238-45.
170. Bickenbach J, Fries M, Rex S, Stitz C, Heussen N, Rossaint R, et al. Outcome and mortality risk factors in long-term treated ICU patients: a retrospective analysis. *Minerva Anesthesiol*. 2011;77(4):427-38.
171. Siddharthan K, Jones WJ, Johnson JA. A priority queuing model to reduce waiting times in emergency care. *Int J Health Care Qual Assur*. 1996;9(5):10-6.

172. Chan CW, Farias VF, Bambos N, Escobar GJ. Maximizing Throughput of Hospital Intensive Care Units with Patient Readmissions. *The Hospitalist*. 2010;1-41.
173. Marazzi A, Paccaud F, Ruffieux C, Beguin C. Fitting the distributions of length of stay by parametric models. *Med Care*. 1998;36:915-27.
174. Rauner MS, Zeiles A, Schaffhauser-Linzattti MM, Hornik K. Modelling the effects of the Austrian inpatient reimbursement system on length-of-stay distributions. *OR Spectrum*. 2003;25:183-206.
175. Lin F, Chaboyer W, Wallis M. A literature review of organisational, individual and teamwork factors contributing to the ICU discharge process. *Aust Crit Care*. 2009;22(1):29-43.
176. Kc DS, Terwiesch C. An Econometric analysis of patient flows in the cardiac Intensive Care Unit. *Manufacturing & Service Operations Management*. 2012;14(1):50-6.
177. Azcárate C, Barado J, Mallor F. Sensitivity analysis in bed capacity studies including the medical staff's decision making. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications*; 2012 Jul 28-31; Rome, Italy. Springer; 2012. p. 548-55.
178. Azcárate C, Mallor F, Barado J. Calibration of a decision making process in a simulation model by a bicriteria optimization problem. In: Laroque C, Himmelpach J, Pasupathy R, Rose O, Uhrmacher AM, editors. *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference*; 2012 Dec 9-12; Berlin, Germany. IEEE; 2012. p. 782-91.
179. Barado J, Guergue JM, Esparza L, Azcárate C, Mallor F, Ochoa S. A mathematical model for simulating daily bed occupancy in an intensive care unit. *Crit Care Med*. 2012;40(4):1098-104.
180. April J, Glover F, Kelly J, Laguna M. Practical introduction to simulation optimization. In: Chick S, Sánchez PJ, Ferrin D, Morrice DJ, editors. *Proceeding of*

- the 2003 Winter Simulation Conference; 2003 Dec 7-10; New Orleans, USA. 2003. p. 71-8.
181. Ahmed MA, Alkhamis TM. Simulation optimization for an emergency department healthcare unit in Kuwait. *Eur J Oper Res.* 2009;198(3):936-42.
 182. De Angelis V, Felici G, Impelluso P. Integrating simulation and optimisation in health care centre management. *Eur J Oper Res.* 2003;150(1):101-14.
 183. Azcárate C, Mallor F, Gafaro A. Multiobjective optimization in health care management. A metaheuristic and simulation approach. *Algorithmic Oper Res.* 2008;3:186-202.
 184. Lin R-C, Sir MY, Pasupathy KS. Multi-objective simulation optimization using data envelopment analysis and genetic algorithm: Specific application to determining optimal resource levels in surgical services. *Omega.* 2013;41(5):881-92.
 185. Lee EK, Pietz F, Benecke B, Mason J, Burel G. Advancing public health and medical preparedness with operations research. *Interfaces.* 2013;43(1):79-98.
 186. Ercole A, Taylor BL, Rhodes A, Menon DK. Modelling the impact of an influenza A/H1N1 pandemic on critical care demand from early pathogenicity data: the case for sentinel reporting. *Anaesthesia.* 2009;64(9):937-41.
 187. Sprung CL, Zimmerman JL, Christian MD, Joynt GM, Hick JL, Taylor B, et al. Recommendations for intensive care unit and hospital preparations for an influenza epidemic or mass disaster: summary report of the European Society of Intensive Care Medicine's Task Force for intensive care unit triage during an influenza epidemic or mass disaster. *Intensive Care Med.* 2010;36(3):428-43.
 188. Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad. Proyecto Bacteriemia Zero. Programa para reducir las bacteriemias por catéteres venosos centrales en las UCIs del SNS [Internet]. Madrid, España: Agencia de Calidad para el Sistema Nacional de Salud [citado 12-03-2014]. Disponible en: <http://www.seguridaddelpaciente.es/es/proyectos/financiacion-estudios/proyecto-bacteriemia-zero/>
 189. Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad. Proyecto Neumonía Zero. Programa para reducir las neumonías asociadas a la ventilación mecánica en las

- UCIs del SNS [Internet]. Madrid, España: Agencia de Calidad para el Sistema Nacional de Salud [citado 12-03-2014]. Disponible en: <http://www.seguridaddelpaciente.es/es/proyectos/financiacion-estudios/proyecto-neumonia-zero/>
190. Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad. Proyecto Resistencia Zero. Prevención de la emergencia y/o diseminación de bacterias multirresistentes en pacientes críticos mediante la aplicación de un paquete de medidas de intervención. [Internet]. Madrid, España: Agencia de Calidad para el Sistema Nacional de Salud [citado 19-05-2014]. Disponible en: <http://www.seguridaddelpaciente.es/es/proyectos/financiacion-estudios/proyecto-resistencia-zero/>
191. Cahill W, Render M. Dynamic simulation modeling of ICU bed availability. In: Farrington P, Nembhard H, Sturrock T, Evan G, editors. Proceedings of the 31st Conference on Winter Simulation; 1999; Phoenix, USA. 1999. p. 1573-6.
192. Taha HA. Operations Research: An Introduction. 9 ed. New Jersey: Prentice Hall; 2011.
193. Task Force of the American College of Critical Care Medicine, Society of Critical Care Medicine. Guidelines for intensive care unit admission, discharge, and triage. Crit Care Med. 1999;27:633-8.
194. Heidegger CP, Treggiari MM, Romand JA. A nationwide survey of intensive care unit discharge practices. Intensive Care Med. 2005;31(12):1676-82.
195. Holanda MS, Dominguez MJ, Ots E, Lorda MI, Castellanos A, Ortiz F. SECI (Servicio Extendido de Cuidados Intensivos): Mirando fuera de la UCI. Med Intensiva. 2011;35(6):349-53.
196. Niven DJ, Bastos JF, Stelfox HT. Critical care transition programs and the risk of readmission or death after discharge from an ICU: A systematic review and meta-analysis. Crit Care Med. 2014;42(1):179-87.
197. Vasilakis C, Marshall AH. Modelling nationwide hospital length of stay: opening the black box. J Oper Res Soc. 2005;56:862-9.

198. Capuzzo M, Moreno RP, Alvisi R. Admission and discharge of critically ill patients. *Curr Opin Crit Care*. 2010;16(5):499-504.



COMPLEJO HOSPITALARIO DE NAVARRA
Servicio de Medicina Intensiva



upna

UNIVERSIDAD PÚBLICA DE NAVARRA
Grupo DECYL (Datos, Estadística, Calidad y Logística)
Departamento de Estadística e Investigación Operativa