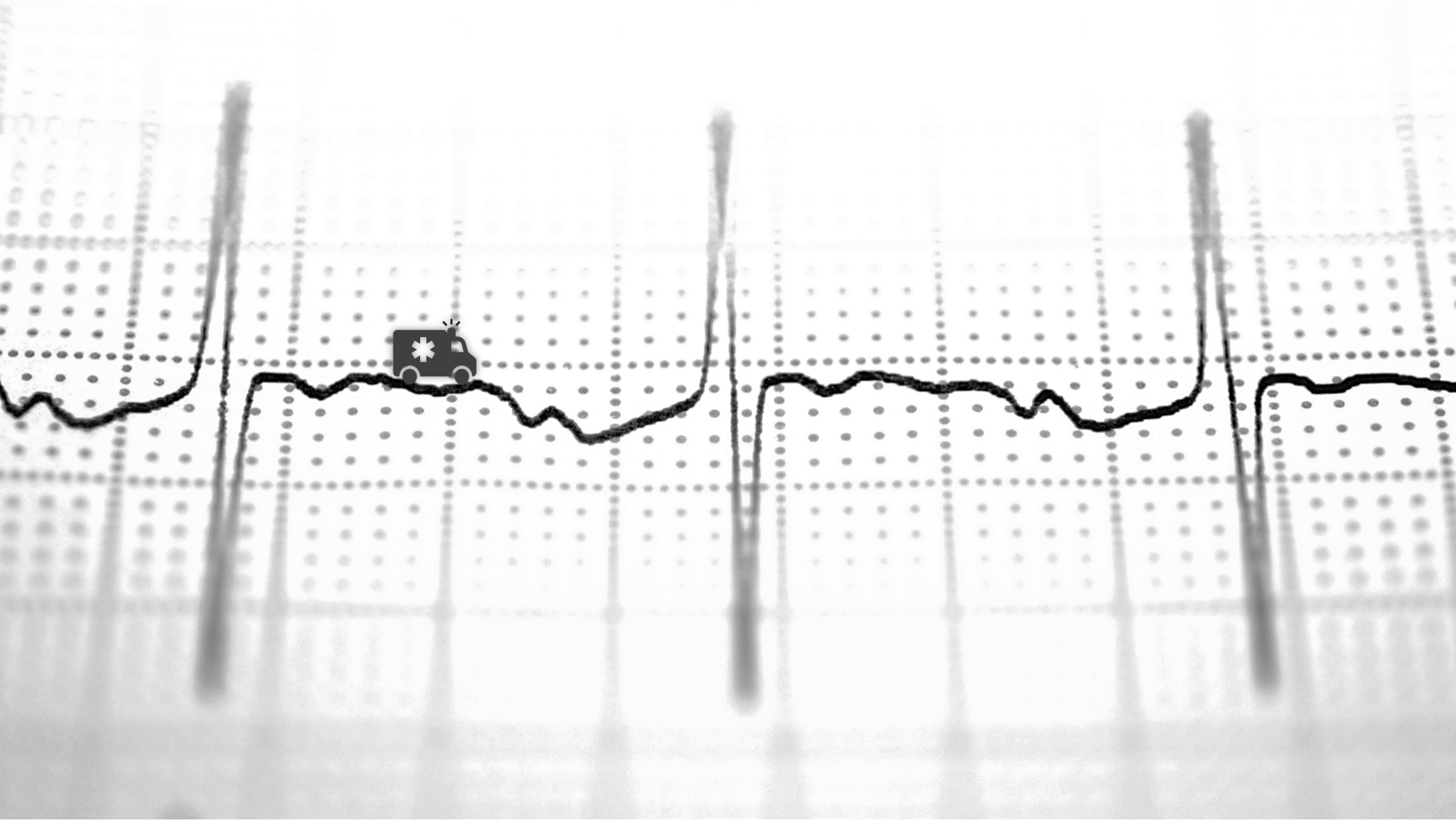


Tesis Doctoral

Algoritmos heurísticos para problemas reales de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias

Yulia Karpova Krylova

Universitat Politècnica de València

Algoritmos heurísticos para problemas reales de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias

Tesis Doctoral

Yulia Karpova Krylova

Directoras:
Fulgencia Villa Juliá
Eva Vallada Regalado

Departamento de Estadística e Investigación Operativa Aplicadas y Calidad
Junio 2025

Resumen

La reubicación dinámica de ambulancias es un área de estudio que permite mover los vehículos a lugares de espera diferentes a sus bases habituales cuando el número de vehículos disponibles cambia (disminuye cuando las ambulancias se asignan a las emergencias y aumenta cuando finalizan los servicios). La reubicación dinámica de ambulancias se puede considerar como una alternativa al incremento de la flota para mantener el nivel de servicio adecuado cuando las condiciones del sistema cambian. A lo largo de los últimos treinta años la comunidad científica ha desarrollado una gran cantidad de estrategias de reubicación, pero pocas de estas estrategias han sido implementadas en un Servicio de Emergencias Sanitarias (SES) real. En esta Tesis Doctoral se desarrollan varias estrategias de reubicación dinámica de ambulancias con el objetivo de efectuar menores cambios en el proceso organizativo de un SES real e incluir mayor número de aspectos realistas tanto en los algoritmos de reubicación, como en el proceso de evaluación de su rendimiento. El problema se aborda desde un enfoque mixto, que integra las técnicas de Investigación Operativa con las herramientas de Sistemas de Información Geográfica. La evaluación de las estrategias se realiza con un caso real, del área de Valencia (España). Los resultados muestran que la reubicación permite aumentar el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos, disminuir el tiempo de respuesta y favorecer a la equidad en la carga de trabajo de diferentes equipos. Siendo una importante herramienta para mantener el nivel de cobertura, la reubicación de ambulancias se tiene que realizar con sumo cuidado, dado que no en todos los períodos del día sus ventajas superan los costes implícitos.

Resum

La reubicació dinàmica d'ambulàncies és una àrea d'estudi que permet moure els vehicles a llocs d'espera diferents a les seues bases habituals quan el nombre de vehicles disponibles canvia (disminuïx quan les ambulàncies s'assignen a les emergències i augmenta quan finalitzen els servicis). La reubicació dinàmica d'ambulàncies es pot considerar com una alternativa a l'increment de la flota per a mantindre el nivell de servici adequat quan les condicions del sistema canvien. Al llarg dels últim trenta anys la comunitat científica ha desenrotllat una gran quantitat d'estratègies de reubicació, però poques d'estes estratègies han sigut implementades en un Servici d'Emergències Sanitàries (SES) real. En esta Tesi Doctoral es desenrotllen diverses estratègies de reubicació dinàmica d'ambulàncies amb l'objectiu d'efectuar menors canvis en el procés organitzatiu d'un SES real i incloure major nombre d'aspectes realistes tant en els algorismes de reubicació, com en el procés d'avaluació del seu rendiment. El problema s'aborda des d'un enfocament mixt, que integra les tècniques d'Investigació Operativa amb les ferramentes de Sistemes d'Informació Geogràfica. L'avaluació de les estratègies es realitza amb un cas real, de l'àrea de València (Espanya). Els resultats mostren que la reubicació permet augmentar el nombre de trucades ateses dins de 10 minuts, disminuir el temps de resposta i afavorir a l'equitat en la càrrega de treball de diferents equips. Sent una important ferramenta per a mantindre el nivell de cobertura, la reubicació d'ambulàncies s'ha de realitzar amb summa cura, atés que no en tots els períodes del dia els seus avantatges superen els costos implícits.

Abstract

Dynamic ambulance relocation involves moving vehicles to alternative holding locations as the number of available ambulances varies-decreasing when they are dispatched to emergencies and increasing when they return. This method serves as an alternative to fleet augmentation to maintain or enhance service levels amid changing system conditions. Despite extensive research over the past thirty years, few relocation strategies have been implemented in real Emergency Medical Services (EMS). In this Doctoral Thesis, new strategies are developed to minimally disrupt existing EMS processes while incorporating more realistic aspects in both relocation algorithms and performance evaluations. This study uses a mixed approach, integrating Operations Research techniques with Geographic Information Systems, and evaluates strategies using case studies from Valencia, Spain. Results indicate that relocation increases the number of calls responded to within 10 minutes, reduces response time, and fosters equal workload distribution among teams. However, while relocation is crucial for maintaining coverage, its implementation should be carefully managed, as its benefits may not always justify the incurred costs.

Agradecimientos

Mi primer contacto con la Investigación Operativa fue en el año 2009, cuando me enamoré de la asignatura *Programación Matemática* gracias a M. Ángeles Pérez, mi profesora de la Universitat de València. Más tarde empecé el Máster Universitario en Ingeniería de Análisis de Datos, Mejora de Procesos y Toma de Decisiones de la UPV, donde conocí a mi compañero Juan Camilo Yepes, que me aconsejó hacer el trabajo Fin de Máster con Fulgencia Villa y Eva Vallada. Gracias, M. Ángeles, por tu amor a la profesión; gracias, Juan, por tu amable consejo, que me han guiado hasta el comienzo formal de esta Tesis en el año 2020.

Ful y Eva, Eva y Ful, mis directoras y tutoras. Gracias por introducirme en este mundo de investigación, tan apasionante y tan complejo. Gracias por vuestro apoyo, por vuestros consejos, por vuestra confianza. Pero sobre todo, por vuestra implicación personal, gracias a la cual ha sido posible llegar hasta aquí con un enorme bagaje de experiencias, emociones y momentos inolvidables. Habéis creado un excelente ambiente de trabajo dentro de este grupo de investigación, que se está haciendo cada vez más numeroso y me alaga formar parte de él.

Quería agradecer también a José Manuel Belenguer de la Universitat de València y a Ángel Ruiz de la Université Laval por su ayuda en el desarrollo de la estrategia de reubicación descrita en el Capítulo 6. Vuestro conocimiento y experiencia han sido de gran apoyo y espero que sigamos trabajando juntos.

Por último, no hubiera sido posible seguir sin la retaguardia. Gracias a mi marido y a mis hijas, por el apoyo y, sobre todo, por la paciencia.

Índice general

1. Introducción **17**

1.1. Motivación 19

1.2. Objetivos 21

1.3. Software 22

1.4. Estructura de la Tesis 22

2. Descripción del problema **23**

2.1. Proceso de atención a una emergencia sanitaria 24

2.2. Reubicación de ambulancias 28

2.3. Enfoque de estudio y herramientas utilizadas 33

2.4. Caso de estudio 38

3. Estrategia de reubicación dinámica de ambulancias basada en el análisis de solapamientos de isócronas **43**

3.1. Descripción de la estrategia 44

3.2. Algoritmos propuestos 51

3.2.1. Algoritmo de reubicación 52

3.2.2. Algoritmo de asignación de la base de regreso 53

3.3. Evaluación de la estrategia propuesta y resultados obtenidos 54

3.3.1. Diseño de las instancias 55

3.3.2. Variantes del algoritmo de reubicación y medidas de desempeño . . . 57

3.3.3. Resultados numéricos 58

3.4. Conclusiones 61

3.5. Contribución 61

4. Evaluación de estrategias de reubicación de ambulancias: principales aspectos y problemas relacionados 65

4.1. Entorno simulado 66

4.1.1. Trabajos de investigación revisados 68

4.1.2. Generación de llamadas de emergencias 71

4.1.3. Modelado de tiempos de intervención 76

4.1.4. Modelado de tiempos de viaje 81

4.2. La importancia de los aspectos realistas 85

4.2.1. La importancia del tipo de tasa de llamadas 85

4.2.2. La importancia de la edad de la población 91

4.2.3. La importancia del tipo de distancia 92

4.3. Conclusiones 94

4.4. Contribución 95

5. Incorporación de aspectos realistas en las estrategias de reubicación dinámica 97

5.1. Asignación de ambulancias en ruta . . . 101
5.2. Reubicación de ambulancias en función del período de demanda . . . 103
5.3. Algoritmo de reubicación . . . 105
5.4. Algoritmo de asignación de la base habitual . . . 107
5.5. Experimentos computacionales . . . 109
5.5.1. Construcción de escenarios de reubicación . . . 109
5.5.2. Estrategias de reubicación . . . 110
5.5.3. Resultados numéricos . . . 111
5.6. Conclusiones . . . 116
5.7. Contribución . . . 117

6. Estrategia de reubicación basada en rutas **119**

6.1. Problemas de rutas en la literatura científica . . . 120
6.2. Definición del problema . . . 124
6.2.1. Proceso de generación de rutas . . . 125
6.2.2. Obtención del conjunto de puntos calientes P . . . 127
6.2.3. Obtención del conjunto de posibles escenarios E . . . 131
6.2.4. Generación del conjunto P^e para escenario e . . . 132
6.3. Modelo matemático . . . 134
6.4. Algoritmo de selección de ruta de vuelta . . . 137
6.5. Evaluación y resultados obtenidos . . . 137
6.5.1. Datos de entrada y parámetros del modelo matemático . . . 138

6.5.2. Datos de entrada y parámetros del algoritmo operativo 139
6.5.3. Resultados numéricos 140
6.6. Conclusiones 147
6.7. Contribución 149

7. Conclusiones, contribución y líneas futuras de investigación **151**
7.1. Conclusiones 151
7.2. Contribución 152
7.3. Futuras líneas de investigación 155

Anexos **155**

A. Análisis de la demanda **157**
A.1. ANOVA 157
A.2. Gráficos de Probabilidad Poisson 160

B. Resultados de la estrategia de reubicación basada en rutas **161**
B.1. $\#Llam_{10}$, TR, Ret y $\#AR$ por instancia 162
B.2. $\#Cober$ y TKm por instancia 163

Referencias **173**

Índice de figuras

1.1. *Estructura del proyecto iReves Fuente: iReves* 21

2.1. *Estudios sobre respuesta a emergencias Fuente: Minas et al. (2020)* 24

2.2. *Proceso de atención a una emergencia sanitaria Fuente: Elaboración propia* . 25

2.3. *Acciones de mejora del proceso de atención a las emergencias Fuente: Elaboración propia* 27

2.4. *Clasificación de las estrategias Fuente: Elaboración propia* 30

2.5. *Ejemplo de una teselación de Voronoi Fuente: Elaboración propia* 32

2.6. *Nuestro enfoque dentro de la clasificación de las estrategias Fuente: Elaboración propia* 34

2.7. *Ejemplos de isócronas Fuente: Elaboración propia* 36

2.8. *Ejemplo de tipos de capas Fuente: Elaboración propia* 37

2.9. *Bondad de las isócronas Fuente: Elaboración propia* 38

2.10. *Área de Valencia Fuente: Elaboración propia* 39

2.11. *Área de servicio de Valencia Fuente: Elaboración propia* 40

3.1. *Diagrama del algoritmo operativo sin reubicación Fuente: Elaboración propia* 44

3.2. *Diagrama del algoritmo operativo con reubicación Fuente: Elaboración propia* 45

3.3. *Ejemplo de un escenario Fuente: Elaboración propia* 48

3.4. *Solapamientos de isócronas Fuente: Elaboración propia* 50

3.5. *Obtención de la población dentro de áreas de intersección Fuente: Elaboración propia* 50

3.6. *Ejemplo de localización de emergencias para una instancia Fuente: Elaboración propia* 56

3.7. *Resultados numéricos* 59

4.1. *Proceso de atención a una emergencia sanitaria Fuente: Elaboración propia* . 67

4.2. *Modelado del proceso de respuesta a emergencias Fuente: Elaboración propia* 68

4.3. *Demanda de las emergencias sanitarias* 87

4.4. *Errores en el proceso de georreferenciación Fuente: Elaboración propia* . . . 88

4.5. *Diagrama del análisis de datos Fuente: Elaboración propia* 89

4.6. *Promedio anual de emergencias sanitarias (2019) Fuente: Elaboración propia* 89

4.7. *Instancias con diferente tipo de tasa de llamadas Fuente: Elaboración propia* 90

4.8. *Distribución de emergencias por edad* 91

4.9. *Distribución de la población en Valencia* 92

4.10. *Diferencia entre el uso de la distancia real y la euclidiana* 93

4.11. *Ejemplo de cobertura según el tipo de distancia* 94

5.1. *Diagrama del algoritmo operativo inicial Fuente: Elaboración propia* 99

5.2. *Diagrama del algoritmo operativo con aspectos realistas Fuente: Elaboración propia* 99

5.3. *Obtención de los puntos en ruta Fuente: Elaboración propia* 101

5.4. *Obtención de las posiciones de vehículos en ruta Fuente: Elaboración propia* 102

5.5. *Diagrama del análisis de datos Fuente: Elaboración propia* 103

5.6. *Períodos de la demanda Fuente: Elaboración propia* 104

5.7. *Variación porcentual en el número de llamadas respecto a Str_0 Fuente: Elaboración propia* 112

5.8. *Promedio de retrasos Fuente: Elaboración propia* 113

5.9. *Reubicaciones & Llamadas dentro de 10 min Fuente: Elaboración propia* . . 114

5.10. *Algunos resultados adicionales Fuente: Elaboración propia* 115

6.1. *Elementos de una ruta Fuente: Elaboración propia* 120

6.2. *Algoritmo operativo con la selección de rutas Fuente: Elaboración propia* . . 125

6.3. *Generación de rutas alternativas Fuente: Elaboración propia* 126

6.4. *Generación del conjunto de puntos calientes P Fuente: Elaboración propia* . 127

6.5. *Obtención del conjunto inicial de puntos calientes Fuente: Elaboración propia* 128

6.6. *Obtención del conjunto final de puntos calientes Fuente: Elaboración propia* . 129

6.7. *Desplazamientos de los puntos calientes Fuente: Elaboración propia* 130

6.8. *Ejemplos de obtención del conjunto P^e Fuente: Elaboración propia* 132

6.9. *Generación del conjunto de posibles puntos a visitar P^e Fuente: Elaboración propia* 133

6.10. *Parte técnica de obtención del conjunto P_2^e Fuente: Elaboración propia* . . . 134

6.11. *Problemas de rutas con ganancias Fuente: Vansteenwegen and Gunawan (2019)* 134

6.12. *Flujo de trabajo Fuente: Elaboración propia* 138

6.13. *Ejemplo del corredor de cobertura Fuente: Elaboración propia* 141

6.14. *Cálculo de la cobertura dinámica Fuente: Elaboración propia* 142

6.15. *Diferencias del tiempo de respuesta promedio por instancia Fuente: Elaboración propia* 144

6.16. *Cobertura dinámica diferente a la inicial Fuente: Elaboración propia* 144

6.17. *Kilómetros recorridos por día Fuente: Elaboración propia* 145

6.18. *Resultados para diferentes valores de T_{Ruta} Fuente: Elaboración propia* 146

6.19. *Resultados para diferentes tipos de instancias Fuente: Elaboración propia* . . 147

A.1. *Gráfico de Probabilidad Normal con 95 % límites* 158

A.2. *Verificación de varianza (laborables & no laborables)* 158

A.3. *Medias y 95 % de Fisher LSD* 158

A.4. *Gráficos de Probabilidad Normal* 159

A.5. *Verificación de varianza (días de la semana)* 159

A.6. *Medias y 95 % de Fisher LSD* 159

Índice de tablas

1.1. *Estrategias de gestión de flota de vehículos* 18

3.1. *Notación* 45

3.2. *Bondad de la estimación de la población (municipios grandes)* 49

3.3. *Bondad de la estimación de la población (municipios pequeños)* 49

3.4. *Bases similares* 49

3.5. *Escenarios y bases de destino* 51

3.6. *Algoritmos de reubicación* 57

3.7. *Resultados numéricos* 58

4.1. *Aspectos generales de los trabajos* 70

4.2. *Distribución temporal de llamadas* 72

4.3. *Distribución espacial de llamadas* 74

4.4. *Modelado de tiempos de intervención* 78

4.5. *Modelado de tiempos de viaje* 82

4.6. *Factores y su influencia sobre el número de las emergencias Fuente: Steins et al. (2019)* 86

4.7. *Tasas de llamadas para cada hora* 90

5.1. *Notación* 100

5.2. *Tasas de llamadas para cada hora* 104

5.3. *Bases similares* 110

5.4. *Conjunto E* 110

5.5. *Estrategias de reubicación* 111

5.6. *Resultados numérios* 111

5.7. *Algunos resultados adicionales* 115

6.1. Notación 135

6.2. *Resultados numéricos* 143

6.3. *Cobertura dinámica en diferentes períodos de demanda* 145

6.4. *Resultados para diferentes valores de* T_{Ruta} 146

6.5. Resultados para diferentes tipos de instancias 147

A.1. *Resumen Estadístico* 158

A.2. *ANOVA (laborables & no laborables)* 158

A.3. *Resumen Estadístico* 159

A.4. *ANOVA (días de la semana)* 159

Capítulo 1

Introducción

Un sistema sanitario es una parte importante de cualquier sociedad que está formado por organizaciones, instituciones y recursos destinados a mejorar y salvaguardar la salud de los ciudadanos. Los Servicios de Emergencias Sanitarias (SES) son un componente esencial del sistema sanitario, dado que brindan atención médica en situaciones de emergencias. La atención sanitaria prehospitalaria proporciona atención médica antes de llegar al hospital, lo que puede salvar vidas y mejorar el pronóstico de pacientes en situaciones de emergencia. Para realizar esta labor adecuadamente, los servicios sanitarios prehospitalarios cuentan con una flota de vehículos de diferente tipo como ambulancias de Soporte Vital Avanzado (SVA), que están equipadas para situaciones críticas, ambulancias de Soporte Vital Básico (SVB) que se enfocan en la atención básica y el transporte de pacientes, vehículos de transporte no asistido (TNA), que son ambulancias convencionales destinadas al traslado de pacientes, o vehículos de intervención rápida (VIR) que prestan asistencia in situ sin transporte de pacientes.

Centrándonos en los casos de emergencias sanitarias (situaciones con riesgo vital a corto plazo y necesidad de atención inmediata), la localización de las ambulancias SVA es uno de los factores cruciales para atender a los pacientes lo más rápido posible. Esta localización constituye un problema de gestión, dada la cantidad limitada de vehículos y suele tener carácter estratégico, definiendo las bases habituales de las ambulancias, donde cada una empieza su turno de trabajo y a donde vuelve al finalizar un servicio. La localización estratégica, también llamada estática, determina una cobertura inicial de la población (las personas a las que se puede llegar en un límite de tiempo determinado). Sin embargo, en cuanto las ambulancias empiezan a moverse para atender a los pacientes, algunas zonas se pueden quedar sin cobertura. La reubicación de ambulancias aún disponibles a los lugares de espera diferentes a sus bases habituales es una medida que corresponde al nivel de gestión operativo (Reuter-Oppermann et al., 2017) y se puede ver como una alternativa al aumento de la flota para mantener/mejorar el nivel de servicio de atención sanitaria prehospitalaria.

Dado el carácter dinámico del problema de la reubicación, junto con el nivel de cobertura se emplea otra medida de eficacia, llamada el *tiempo de respuesta*. Se trata de un período de tiempo transcurrido desde que una llamada de emergencia entra al sistema hasta que el paciente es atendido en el lugar del suceso. El tiempo de respuesta es tan importante que algunos países han definido sus estándares explícitamente en su normativa nacional (Estados Unidos (Gendreau et al., 2001), Canadá (Cabral et al., 2018), Reino Unido (UK), Eslovaquia (Jánošíková et al., 2019)). La Unión Europea recomienda que el tiempo de respuesta para una emergencia no supere 480 segundos (Reuter-Oppermann et al., 2017).

Los autores de Bélanger et al. (2016) definen las siguientes estrategias de gestión relacionadas con la ubicación y reubicación de una flota de ambulancias, mostradas en la Tabla 1.1. Con el término *localización* los autores se refieren a la ubicación de las ambulancias al inicio de la jornada laboral. *Reposicionamiento* es un concepto que utilizan para determinar la ubicación de las ambulancias que acaban un servicio y *reubicación* se usa para los cambios de ubicación de las ambulancias disponibles que están esperando en las bases. Los autores diferencian 4 estrategias: Estática, Multi-período, Reposicionamiento dinámico y Reubicación dinámica. Cada una de estas estrategias se define en función de los movimientos de ambulancias permitidos en la localización, en el reposicionamiento y en la reubicación de los vehículos. Según la estrategia estática, las ubicaciones de los vehículos al inicio de la jornada están determinadas a priori, al acabar un servicio la ambulancia vuelve a su base y no se permite reubicar las ambulancias disponibles que están esperando en las bases. En la reubicación multi-período las ubicaciones iniciales están dadas, la ambulancia al finalizar un servicio vuelve a su base, pero esta base puede ser diferente en función del período y la reubicación de las ambulancias disponibles que están esperando en las bases se hace sólo de un período a otro. En el reposicionamiento dinámico las ubicaciones de las ambulancias al inicio de cada jornada pueden variar, al acabar un servicio las ambulancias pueden ser enviadas a otros lugares de espera que no sean sus bases habituales, y no se puede reubicar las ambulancias que están en las bases esperando. Por último, según la estrategia de reubicación dinámica, las ambulancias pueden empezar su jornada cada día en diferente ubicación, al acabar un servicio una ambulancia se puede enviar a otro lugar de espera, diferente de su base habitual, y las ambulancias disponibles en las bases también se pueden reubicar.

Estrategia	Localización	Reposicionamiento	Reubicación
Estática	A priori	Vuelve a su base	No reubicación
Multi-período	A priori	Vuelve a su base del período	Multi-período
Reposicionamiento dinámico	Dinámica	Dinámico	No reubicación
Reubicación dinámica	Dinámica	Dinámico	Dinámica

Tabla 1.1: *Estrategias de gestión de flota de vehículos*

En esta Tesis Doctoral nos centramos en la gestión de la flota de ambulancias SVA (ambulancias o vehículos sanitarios, en adelante). Según la clasificación de las estrategias de la

Tabla 1.1, se va a abordar el problema del reposicionamiento, es decir, sólo se pueden reubicar las ambulancias que acaban un servicio. Sin embargo, en nuestro caso no se trata del reposicionamiento dinámico como tal, porque las ubicaciones de los vehículos al inicio de cada jornada están dadas a priori y no se pueden cambiar. Dado que en la literatura científica lo más habitual es considerar el reposicionamiento como una versión particular de la reubicación dinámica, en esta Tesis se va a utilizar el término de *reubicación* y no el de *reposicionamiento*. En lo que queremos insistir es en la diferencia entre la reubicación multi-período y la dinámica:

- Reubicación multi-período se debe a los cambios en los patrones de demanda producidos por los movimientos de la población en diferentes períodos del día.
- Reubicación dinámica está motivada por los cambios en el número de los vehículos disponibles (cuando una ambulancia se asigna a una emergencia, el número de ambulancias disponibles disminuye, por el contrario, cuando finaliza un servicio, este número aumenta).

En esta Tesis Doctoral se aborda el problema de la reubicación dinámica de vehículos sanitarios. Se desarrollan diferentes estrategias para ayudar a los servicios de atención prehospitalaria en la reubicación de ambulancias con el objetivo de disminuir el tiempo de respuesta a las emergencias y, consecuentemente, mejorar la calidad del servicio. La evaluación de las estrategias de reubicación propuestas se realiza con un caso real, del Servicio de Emergencias Sanitarias del área de Valencia.

1.1. Motivación

La comunidad científica ha propuesto una gran cantidad de estrategias de reubicación en los últimos treinta años. Sin embargo, la gran mayoría se quedan en el plano académico o teórico y no son aplicadas a un SES real. Hace más de diez años, los autores de Brailsford and Vissers (2011) indicaban que más del 40 % de los trabajos presentados en reuniones del Grupo de Trabajo Europeo de Investigación Operativa Aplicada a los Servicios de Salud (ORAHS) entre los años 1975 y 2009 se desarrollaron en colaboración con las organizaciones de salud, pero el nivel de la implementación de los modelos o herramientas propuestos fue sólo un 6 %. En la actualidad, el problema de la falta de implementación sigue existiendo (Long et al. (2020), Brailsford et al. (2023)). Además, como indican Carter and Busby (2023), es difícil saber con exactitud si la implementacion realmente se ha realizado. En el campo de estudio de reubicación de ambulancias no hay un conocimiento claro sobre la implementación de las estrategias propuestas. Muchos autores agradecen a los gestores de los SES reales en sus artículos, pero en la mayoría de los casos por los datos proporcionados y no por la validación de las estrategias en un servicio real.

Puede haber muchos motivos de la falta de implementación de las estrategias de reubicación en los SES reales, pero destacaríamos los tres siguientes, identificados tras las conversaciones mantenidas con personal del servicio de emergencias:

1. Dado que los sistemas sanitarios no son muy tolerantes a los cambios, las estrategias de reubicación que requieren grandes cambios en la organización de los equipos no son viables para implementar.

2. Las estrategias basadas en metodologías muy complejas y difíciles de entender no suelen tener éxito entre el personal encargado de la gestión de los servicios de emergencias.

3. La desconfianza en los métodos de evaluación y en la bondad de los resultados obtenidos disminuyen la credibilidad de las estrategias de reubicación, ya que la cuantificación de su impacto no se considera realista.

En esta Tesis Doctoral se desarrollan estrategias de reubicación dinámica de ambulancias que no alteran de modo sustancial los hábitos de trabajo de un SES real. Para ello se utilizan diferentes técnicas de Investigación Operativa (IO) en conjunto con las herramientas de los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Se proponen tanto modelos matemáticos como heurísticas. La aplicación de los algoritmos heurísticos ha experimentado un crecimiento exponencial en los últimos 30 años debido a su capacidad de proporcionar soluciones de calidad en tiempo real, la posibilidad de incorporar fácilmente aspectos realistas y la facilidad de explicarlos a los usuarios, dado que las heurísticas pueden ser una herramienta muy intuitiva. La utilización de los SIG en esta Tesis está motivada por un amplio abanico de herramientas existentes tanto para obtener la información fiable en tiempo real, como para visualizarla y, especialmente, por el poco uso que se les da a estas herramientas a la hora de resolver los problemas como el que se aborda en esta Tesis. De este modo, se ha optado por un enfoque mixto, un enfoque interdisciplinar, que combina la IO con los SIG.

Esta Tesis se desarrolla en el marco de los siguientes proyectos de investigación:

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Alberola Oltra, Juan Miguel; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva ... Innovacion en Reubicacion de Vehiculos de Emergencias Sanitarias: Una Herramienta Inteligente de Decision (INNACC/2021/26). (05/04/22 - 29/09/23)

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia. Técnicas heurísticas para el problema de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias (PAID-01-21). (01/06/22 - 31/05/25)

Vallada Regalado, Eva (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Giménez-Palacios, Iván; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea ... Optimización Realista en Problemas de Salud Pública (PID2021-124975OB-I00). (24/10/22 - 31/05/23)

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia;Alberola Oltra, Juan Miguel; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva; Sanchez-Anguix, Víctor ... Hireves: Herramienta Interactiva de Relocalización de Vehículos de Emergencias Sanitarias (INNVA1/2024/91). (01/01/24 - 31/12/26)

En la página web (iReves) del proyecto *iReves* de la Agencia Valencia de la Innovación (el primero de la lista mencionada), se muestran la estructura y los detalles de las piezas que componen el proyecto. Hay dos piezas principales, que son *revesData* y *revesMind* (Figura 1.1a), donde la pieza *revesMind* se nutre de la información obtenida al analizar los datos referentes a la gestión de los vehículos. A su vez, *revesMind* engloba cuatro piezas, mostradas en la Figura 1.1b, cada una de las cuales está dedicada a la resolución de un problema concreto como la ubicación estática de ambulancias (*revesStatic*), mapeo y visualización (*revesMap*), reubicación dinámica (*revesDynamic*) y simulación (*revesSimula*). La mayor parte de esta Tesis corresponde a la pieza *revesDynamic*, aunque también se hace aportación a las piezas *revesData* y *revesSimula*.



(a) *Piezas de iReves* ***(b)*** *Piezas de revesMind*

Figura 1.1: *Estructura del proyecto iReves*
Fuente: iReves

1.2. Objetivos

El objetivo principal de esta Tesis es desarrollar estrategias que sirvan de apoyo a los responsables de gestión de los Servicios de Emergencias Sanitarias en la reubicación dinámica de ambulancias en tiempo real.

Los objetivos secundarios son los siguientes:

1. Estudiar los aspectos funcionales de los SES y caracterizar los problemas a tratar.

2. Analizar modelos existentes de la reubicación dinámica de ambulancias y definir los puntos clave para la definición de nuestras estrategias.

3. Desarrollar algoritmos de reubicación de ambulancias en base a los aspectos de la organización de un SES real.

4. Estudiar diferentes aspectos del modelado del entorno dinámico del proceso de atención a las emergencias sanitarias.

5. Realizar un análisis exhaustivo de los datos históricos de las emergencias para su uso en el modelado del proceso de atención a las emergencias sanitarias.

6. Integrar los algoritmos de reubicación en un entorno simulado para analizar el funcionamiento y el desempeño de las estrategias de reubicación propuestas.

1.3. Software

Los software utilizados en esta Tesis son los siguientes:

- Excel, una aplicación de hojas de cálculo.
- STATGRAPHICS Centurión XIX, una herramienta de análisis de datos.
- QGIS Desktop 3.22.16, un software de georreferenciación de acceso libre.
- Jupyter Notebook (Python 3.7), una aplicación web de código abierto.
- Gurobi 11.0.3, un software de optimización matemática.
- LaTeX, un sistema de composición de textos.

1.4. Estructura de la Tesis

La Tesis está compuesta por 7 capítulos. Además de este capítulo introductorio, el Capítulo 2 está dedicado a la descripción del problema y enmarca esta Tesis dentro del área de estudio de la reubicación de ambulancias. En el Capítulo 3 se presenta la estrategia de reubicación basada en el análisis de solapamientos de isócronas. El Capítulo 4 revisa los trabajos que modelan un entorno simulado para la evaluación de las estrategias de reubicación y se analizan los principales problemas relacionados. En el Capítulo 5 se desarrolla una estrategia de reubicación basada en la demanda. En el Capítulo 6 se presenta una estrategia de reubicación basada en rutas y finalizamos con el Capítulo 7 de conclusiones y líneas de investigación futuras.

Capítulo 2

Descripción del problema

La gestión de los medios disponibles, así como la toma de decisiones apropiada son fundamentales para cualquier Servicio de Emergencias Sanitarias (SES), debido a una gran cantidad de procesos y agentes participantes. Estas tareas tienen que asegurar que todos los recursos, tanto humanos, como materiales y económicos, se utilicen de manera adecuada y coordinada, evitando su infrautilización y asegurando que los pacientes reciban la mejor atención posible. La Investigación Operativa puede ayudar en la búsqueda de soluciones para los problemas de gestión de recursos sanitarios, en la planificación de servicios y en la optimización de procesos.

El estudio del problema de decisiones operativas en respuesta a emergencias es muy extenso y abarca varios campos diferentes. En la Figura 2.1 se observa la red de citas (a la izquierda) y correspondientes grupos (a la derecha) con un total de 644 artículos revisados en el trabajo de Minas et al. (2020). El grupo *Emergencias médicas*, que ocupa el tercer lugar por su tamaño y cuyos trabajos son de los más antiguos, es el que contiene los artículos correspondientes a la localización y reubicación de ambulancias.

El problema de localización de los vehículos sanitarios, como muchos problemas de la Investigación Operativa, tiene su origen en los años 60-70 del siglo XX. Los primeros modelos propuestos para su resolución eran deterministas y no consideraban el carácter dinámico del proceso de atención a una emergencia. En los años 80 surgen los primeros modelos probabilísticos, como por ejemplo, Daskin (1983), donde se contempla el hecho de que en un determinado momento algunas ambulancias pueden no estar disponibles. Con el desarrollo de las técnicas de computación surgen los primeros modelos dinámicos, que muestran la importancia de adaptar las posiciones de vehículos a los cambios en el sistema.

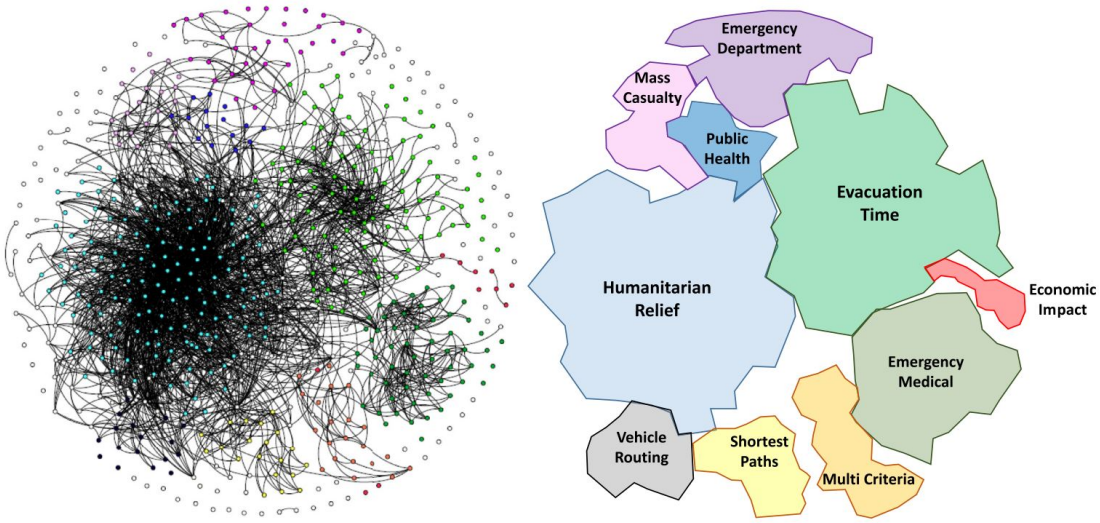


Figura 2.1: *Estudios sobre respuesta a emergencias*
Fuente: Minas et al. (2020)

Dado que el problema de la reubicación tiene un carácter dinámico, en este capítulo se describe el proceso de atención a las emergencias sanitarias y se introduce el concepto de la reubicación como una forma de mejora de la eficacia y la eficiencia del servicio. También se presenta una revisión de los modelos de reubicación existentes y se sitúa este trabajo dentro del área de estudio en cuestión. Se describe el enfoque utilizado en esta Tesis junto con las principales herramientas. Por último, se introduce nuestro caso de estudio, fijando el área de servicio y la flota de vehículos.

2.1. Proceso de atención a una emergencia sanitaria

Entre la amplia gama de servicios médicos, la atención sanitaria prehospitalaria es uno de los más relevantes, dado que suele implicar una situación de emergencia. Los SES son los responsables de esta atención y pueden movilizar los recursos necesarios disponibles según la gravedad del incidente. Hay que distinguir entre *emergencias* sanitarias, que son las llamadas con riesgo vital inminente, y con la necesidad de atención inmediata y *urgencias* sanitarias, donde el riesgo vital no es inminente. Cada SES tiene una flota de vehículos con unas características específicas, donde se diferencian vehículos de Soporte Vital Avanzado (SVA), que atienden principalmente las emergencias, y vehículos de Soporte Vital Básico (SVB) para las urgencias. Cada ambulancia está ubicada de un modo estratégico en un lugar de espera, llamado base, según los criterios determinados por el propio sistema sanitario.

El proceso de atención a una emergencia sanitaria empieza con la recepción de una llama-

da, que desencadena una serie de actuaciones para atender al paciente lo más rápido posible. Este proceso se puede representar como una combinación de pasos consecutivos, como se muestra en el esquema de la Figura 2.2. Los puntos rojos indican las acciones como asignación de un vehículo, salida de la ambulancia, llegada al lugar del incidente, salida hacia el hospital, llegada al hospital, la ambulancia se vuelve disponible y la llegada del vehículo a la base.

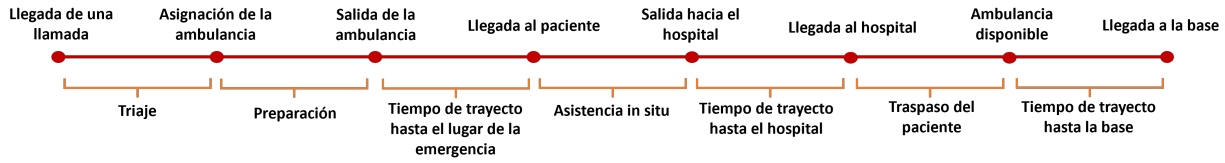


Figura 2.2: *Proceso de atención a una emergencia sanitaria*
Fuente: Elaboración propia

El tiempo transcurrido entre dos acciones consecutivas se denomina de una forma específica, tal y como recogen las llaves naranjas de la Figura 2.2. La definición de cada uno de ellos se muestra a continuación:

- *Triaje*, período de tiempo necesario para clasificar la llamada y determinar el recurso necesario (SVA o SVB) para movilizar.
- *Preparación*, período de tiempo necesario para que el equipo médico se prepare para salir hacia el lugar de la emergencia (si el equipo ya está dentro de un vehículo, no se necesita tiempo de preparación).
- *Tiempo de trayecto hasta el lugar de la emergencia*, tiempo desde que la ambulancia sale hasta que llega al lugar del incidente.
- *Asistencia in situ*, tiempo necesario para atender al paciente en el lugar del incidente.
- *Tiempo de trayecto hasta el hospital*, tiempo de desplazamiento de la ambulancia con el paciente hasta el hospital.
- *Traspaso del paciente*, tiempo necesario para traspasar al paciente al equipo médico del hospital y cumplimentar la documentación necesaria.
- *Tiempo de trayecto hasta la base*, tiempo necesario para que la ambulancia vuelva a una base de espera.

Este orden de acciones suele ser el habitual en la mayoría de los SES, especialmente europeos, aunque existen países donde la clasificación de la llamada se realiza en el lugar del

incidente (Lam et al., 2017). En ocasiones, algunos pasos del proceso no se realizan, porque no siempre el paciente necesita un traslado al hospital, en cuyo caso la ambulancia estaría disponible al finalizar la asistencia médica en el lugar del incidente, y porque la ambulancia disponible no siempre regresa a una base, sino que puede ser asignada a otra emergencia.

Dado que el tiempo es una característica esencial en la atención médica prehospitalaria, especialmente cuando se trata de emergencias sanitarias, interesa que cada uno de los períodos del proceso sea lo más corto posible, sin afectar la calidad de servicio. Los criterios más habituales en la literatura científica para medir la eficiencia y eficacia del proceso son los dos siguientes:

- *Cobertura*. Indica el número de personas a los que se puede llegar en un determinado tiempo límite. En algunos países (Gendreau et al., 2001) es la propia legislación nacional la que define la ratio de cobertura mínima y el tiempo límite.

- *Tiempo de respuesta*. Este término se refiere al tiempo transcurrido desde que la llamada entra en el sistema hasta que el equipo médico llega a la escena del incidente (suma de los tiempos de triaje, preparación y trayecto hasta el lugar del incidente). Esta definición es la más habitual y es la que vamos a seguir, aunque podemos encontrar algunas excepciones, como en Sudtachat et al. (2016), Lam et al. (2015), Lam et al. (2017) o Frichi et al. (2022), donde el tiempo de respuesta se define como el tiempo de trayecto para llegar a la escena del incidente. Ingolfsson et al. (2003) y Haghani and Yang (2007) definen el tiempo de respuesta como la suma del tiempo de preparación y el tiempo de traslado. En Maxwell et al. (2009) no se menciona el tiempo de triaje antes del tiempo de preparación, por lo que asumimos que no está incluido en el tiempo de respuesta. Los autores de Park et al. (2019) consideran un tiempo de respuesta ajustado al riesgo del paciente. Para los pacientes que no requieren traslado hospitalario, el tiempo de respuesta se mide desde que se recibe una llamada de emergencia hasta que se administra el tratamiento en el lugar del incidente. Para quienes necesitan traslado hospitalario, el tiempo de respuesta incluye además el tiempo hasta que se brinda el tratamiento en el hospital.

Para mejorar el servicio de atención a las emergencias sanitarias, se suele resolver una serie de problemas desde el punto de vista de diferentes agentes que participan en él. La Figura 2.3 recoge los problemas más importantes:

- *Organización del centro de llamadas*. Muchas veces es centralizada, es decir, todas las llamadas de emergencias (sanitarias y no sanitarias) se reciben en el mismo sitio y luego se redirigen a los centros más especializados. Las decisiones habituales de un centro de llamadas son: el nivel de centralización o el número de operadores y su turno.

- *Organización del SES*. La cantidad de personal médico necesaria, su turno de trabajo y la ubicación de los equipos médicos son las decisiones típicas de un SES.

- *Dispatching*. Se trata de las decisiones relativas a las estrategias de asignación y reasignación de las ambulancias a las emergencias. Habitualmente, la ambulancia disponible más cercana a la emergencia es la que se asigna, pero no siempre es así. Referente a la reasignación, una vez enviada una ambulancia para atender una emergencia, en ocasiones otra ambulancia puede quedarse libre y, estando más cerca, se puede reasignar a la emergencia.

- *Routing*. Se trata de las decisiones relativas a la elección de los trayectos de desplazamientos.

- *Localización*. Dada un área de servicio, se debe decidir el tamaño de la flota y su ubicación para proporcionar un nivel adecuado de servicios. Estos son problemas a nivel estratégico y táctico.

- *Reubicación*. La ubicación de las ambulancias proporciona una cobertura inicial que puede no ser suficiente cuando los vehículos comienzan a desplazarse para atender a los pacientes o cuando cambia el patrón de la demanda. Una de las posibles soluciones a este problema es la reubicación de las ambulancias, es decir, el traslado de los vehículos disponibles a los lugares de espera diferentes de sus bases habituales. Dado que este es el problema abordado en esta Tesis, se marca con una estrella en la Figura 2.3.

- *Actuaciones del equipo médico*. Se trata de decisiones relacionadas con la actuación del equipo médico en el lugar de la emergencia.

- *Asignación del hospital*. Se trata de las decisiones relativas a las estrategias de asignación de los pacientes a los hospitales.

- *Organización del hospital*. Se refiere a los problemas de la recepción de los pacientes.

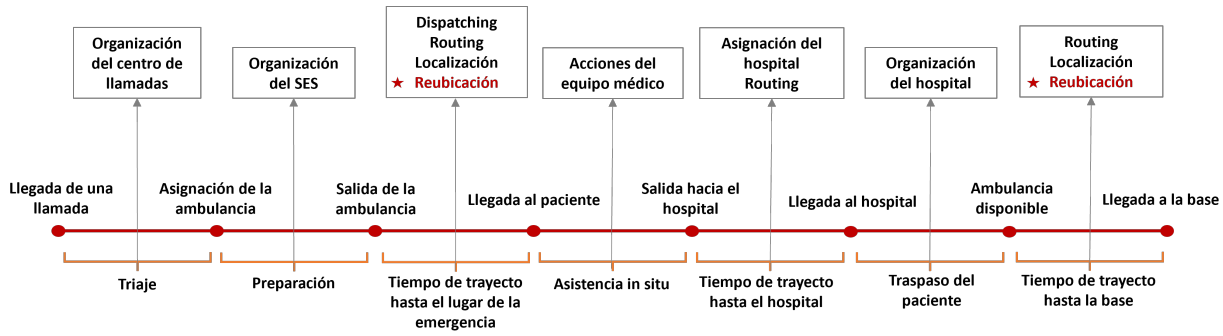


Figura 2.3: *Acciones de mejora del proceso de atención a las emergencias*
Fuente: Elaboración propia

Hay que tener en cuenta que la atribución de cada problema a cada tramo del esquema es simplificada, ya que el proceso real es mucho más complejo, las acciones de mejora tienen diferentes niveles de planificación (estratégico, táctico y operativo) y suelen afectar no solo a una única parte del proceso, sino a varias. Cada una de estas acciones de mejora (incluida la reubicación de ambulancias) constituye en sí misma un campo de investigación y, aunque, como se observa en la Figura 2.3, todo está relacionado, se suele estudiar de un modo separado (para mayor detalle ver Ingolfsson (2013), Aringhieri et al. (2017), Reuter-Oppermann et al. (2017) y Olave-Rojas and Nickel (2021)).

2.2. Reubicación de ambulancias

La reubicación de ambulancias es un área de estudio que surge a finales del siglo XX - inicios del siglo XXI (Repede and Bernardo (1994), Gendreau et al. (2001)). El objetivo de reubicación es intentar mantener/mejorar el nivel de servicio adecuado cuando las condiciones cambian y esta reubicación se puede tratar como una alternativa al incremento de la flota. Los cambios de las condiciones pueden deberse a dos motivos:

- Los movimientos de la población en diferentes períodos del día, o en diferentes días de la semana, en cuyo caso estaríamos hablando de la *reubicación multi-período*.
- La variación del número de ambulancias disponibles, que disminuyen cuando los vehículos se asignan a las emergencias y aumenta cuando las ambulancias finalizan los servicios, en cuyo caso se trata de la *reubicación dinámica*.

Dado que esta Tesis está dedicada a la reubicación dinámica de ambulancias, se realiza una revisión breve de los modelos multi-período más destacados (con más de 100 citas), mientras que a los trabajos correspondientes a la reubicación dinámica se dedica la mayor parte del siguiente apartado.

El primer modelo de reubicación multi-período fue propuesto en el año 1994 por Repede and Bernardo (1994). Los autores observaron que los patrones de demanda variaban según el período de tiempo y que estos cambios debían ser incluidos a la hora de determinar la posición de las ambulancias. El objetivo del modelo era maximizar la demanda esperada cubierta. En el trabajo de Rajagopalan et al. (2008) se proponía un modelo de reubicación multi-período, pero el objetivo en este caso era determinar el número mínimo de ambulancias y sus posiciones para garantizar el requisito de cobertura, considerando los cambios en los patrones de demanda en diferentes períodos del día. Para su resolución se utilizó la heurística

Búsqueda Tabú reactiva[1]. Otro modelo multi-período fue propuesto por Schmid and Doerner (2010). Los autores maximizaban la doble cobertura dentro de un tiempo de llegada para todos los períodos del tiempo. Aparte de la variación de la demanda, se tenían en cuenta los cambios en los tiempos de trayectos en diferentes momentos del día. Se utilizó la heurística Búsqueda de Vecindad Variable[2] para resolver el problema. Por último, los autores de Başar et al. (2011) propusieron un modelo con el objetivo de determinar qué bases se debían usar en cada período de tiempo de modo que se maximizase la cobertura doble (desde dos bases con dos límites de tiempo diferentes) para todos los períodos. Se utilizó la heurística Búsqueda Tabú para resolver el modelo.

El primer modelo de reubicación dinámica fue propuesto por Gendreau et al. (2001), con el objetivo de maximizar la cobertura doble. La cobertura doble de la demanda no solamente consistía en que haya dos vehículos disponibles para un punto de demanda, sino también en dos límites del tiempo diferentes ($t_2 > t_1$), donde toda la demanda debe estar cubierta por una ambulancia dentro de t_2 y una proporción α de la demanda debe estar cubierta por una ambulancia dentro de t_1. Este modelo se resolvía para cada momento en el que se recibía una llamada de emergencia, es decir, era un modelo de localización que se resolvía una y otra vez para encontrar las posiciones óptimas de las ambulancias que aún quedaban disponibles. Para contemplar el carácter dinámico del proceso, en la función objetivo se incluía una variable que representaba los movimientos históricos de cada ambulancia, para evitar desplazamientos de ida y vuelta, movimientos repetidos de la misma ambulancia, etc. Para poder ofrecer soluciones en tiempo real, el modelo se resolvía con la heurística Búsqueda Tabú.

Desde este primer modelo de reubicación dinámica de ambulancias se han publicado más de 50 artículos en este área de estudio. Para facilitar su comprensión, los trabajos se agrupan según diferentes criterios. La Figura 2.4 muestra algunas de las clasificaciones más comunes.

Según el número de ambulancias a reubicar, se pueden distinguir las estrategias que permiten considerar toda la flota disponible, incluidos los vehículos que están inactivos en las bases (Gendreau et al. (2006), Enayati et al. (2018a), van Barneveld et al. (2018)) o reubicar sólo los vehículos que acaban de finalizar un servicio (Schmid (2012), Jagtenberg et al. (2015), Aringhieri et al. (2018), Yavari et al. (2022)).

[1]En la versión clásica de Búsqueda Tabú se permite una degradación del objetivo para escapar de los óptimos locales. Para evitar los bucles (volver a la misma solución), se genera una lista tabú temporal de soluciones que no se pueden visitar. En la versión reactiva, la lista tabú se determina mediante retroalimentación a través de la búsqueda en función de su historial y las características del panorama de problemas.

[2]A diferencia de la búsqueda local clásica que funciona con un vecindario (conjunto de soluciones relacionadas), en esta versión de la heurística se exploran varios vecindarios definidos en función de las métricas que se tengan en el espacio de soluciones.



Figura 2.4: *Clasificación de las estrategias*
Fuente: Elaboración propia

Según el momento de resolución, las estrategias de reubicación dinámica se pueden dividir en dos grupos: offline y online. Las estrategias offline (Gendreau et al. (2006), Maleki et al. (2014), Sudtachat et al. (2016), van Barneveld (2016), van Barneveld et al. (2017a), Sudtachat et al. (2020)) precalculan las posiciones óptimas para cada número de vehículos disponibles obteniendo las tablas de cumplimiento. Considerando que una flota tiene k vehículos, estas tablas indican dónde hay que poner las ambulancias cuando hay k, $k-1$, $k-2$, ..., 1 disponibles. El problema de las tablas de cumplimiento es que no se indica cómo hay que cambiar la configuración del sistema cuando pasa de un estado al otro, es decir, cuando había, por ejemplo, 10 vehículos disponibles, pero ahora hay sólo 9, no se indica qué vehículos a qué posiciones hay que enviar. En los primeros trabajos con este enfoque la decisión sobre qué vehículos hay que mover recaía sobre los operarios de las emergencias, aumentando el nivel de estrés en el sistema. Posteriormente, los autores han empezado a proporcionar soluciones también para este problema. Otro inconveniente de las tablas de cumplimiento está relacionado con el dinamismo del sistema. Si un estado cambia a otro muy rápido es prácticamente imposible cumplir con estas tablas.

Las estrategias online (Gendreau et al. (2001), Andersson and Värbrand (2007), van Barneveld et al. (2016), van Barneveld et al. (2018), Carvalho et al. (2020), Paz Roa et al. (2020)) resuelven el problema en tiempo real y, en muchos casos, acuden a las heurísticas para encontrar las soluciones, dado que es necesario tener una respuesta rápida.

Otra clasificación de las estrategias de reubicación mostrada en la Figura 2.4 es según

el método de resolución. Hay trabajos que proponen modelos de programación lineal para resolver el problema. Moeini et al. (2015) proponen un modelo basado en Gendreau et al. (2001), pero modifican la función objetivo, porque deducen, en base al análisis de los datos históricos, que la cobertura doble no siempre es necesaria, ya que hay zonas donde la probabilidad de ocurrencia de llamadas simultáneas es muy baja. Los autores de Enayati et al. (2018a) maximizan la cobertura, considerando las restricciones de carga de trabajo acumulada para el personal en un turno para realizar las reubicaciones. Cada vez que se despacha una ambulancia para atender una emergencia se calcula la cobertura antes de realizar las reubicaciones y también se obtiene la cobertura máxima que se puede obtener realizando la reubicación de las ambulancias disponibles. Si la nueva configuración de las ambulancias aporta una mejora sustancial respecto a la cobertura, se activa el siguiente paso que es minimizar el tiempo total de viaje de las ambulancias para reubicarlas a sus nuevas posiciones. Si la mejora de la cobertura no es elevada, la reubicación no se realiza. Cuando una ambulancia finaliza un servicio su posición también se determina maximizando la cobertura. Para que no haya muchas reubicaciones, se tiene en cuenta el tiempo de servicio acumulado de cada ambulancia que no debe exceder la cantidad específica. Entre otros trabajos que proponen modelos lineales para la reubicación podemos mencionar Hajiali et al. (2022), donde se desarrolla un modelo multiobjetivo y Yavari et al. (2022), que integra la reubicación con el despacho de ambulancias.

En otro grupo de trabajos están aquellos que utilizan técnicas de programación dinámica para la reubicación de vehículos de emergencias sanitarias. Un problema de programación dinámica clásico identifica la solución óptima general a partir de las soluciones óptimas de subproblemas más pequeños resueltos de forma recursiva. Sin embargo, el número de posibles subproblemas en la reubicación de ambulancias es tan elevado que el problema se hace intratable y, además, se trata de un proceso continuo, por lo que autores como Maxwell et al. (2009), Maxwell et al. (2010), Schmid (2012), van Barneveld et al. (2017b), Lam et al. (2017), Nasrollahzadeh et al. (2018) acuden a la programación dinámica aproximada, que se basa fundamentalmente en aproximar la función de valor óptimo en cada etapa de la toma de decisiones, en lugar de calcularla con exactitud.

Para acercar sus modelos a la realidad, algunos autores utilizan la programación estocástica. En el trabajo de Gendreau et al. (2006) se propone un modelo, cuyo objetivo es maximizar la cobertura esperada. El valor esperado se debe a la introducción de la probabilidad de que un vehículo esté ocupado, calculada a través de la tasa de llegada de llamadas, número de ambulancias y la tasa de servicio promedio. La probabilidad de tener un número determinado de vehículos disponibles se calcula con una distribución binomial. Los autores de Naoum-Sawaya and Elhedhli (2013) y Lee et al. (2022) proponen modelos, cuyo objetivo es buscar una decisión óptima para la reubicación de ambulancias teniendo en cuenta la incertidumbre de la demanda futura de servicios de emergencias.

Una técnica basada en la optimización geométrica se propone en Billhardt et al. (2014),

donde se usa la teselación de Voronoi[3]. Los centroides de Voronoi (ver la Figura 2.5) representan las posiciones de las ambulancias disponibles, que se calculan a partir de las coordenadas de los puntos de demanda ponderados por la probabilidad condicional de ocurrencia de las llamadas. Los autores recalculan los centroides cuando varía el número de ambulancias disponibles y cuando cambia la probabilidad de ocurrencia de las llamadas en una zona.

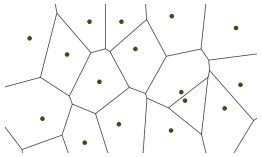


Figura 2.5: *Ejemplo de una teselación de Voronoi*
Fuente: Elaboración propia

Otro enfoque de la resolución del problema de la reubicación de ambulancias es el heurístico. Los autores del trabajo Jagtenberg et al. (2015) proponen únicamente reubicar las ambulancias que se han quedado libres después de un servicio. La base de la ambulancia se determina en función de la cobertura marginal esperada definida por Daskin (1983). El trabajo de van Barneveld et al. (2016) propone una heurística basada en el índice de falta de preparación. Este índice se calcula como la suma de los tiempos de trayectos para llegar a cada uno de los puntos de demanda ponderados por la probabilidad de ocurrencia de llamada desde la posición de la ambulancia más cercana a cada uno de estos puntos. El objetivo es minimizar este índice, es decir, minimizar el tiempo de respuesta esperado a la próxima llamada. En función de este índice se determinan las posiciones de las ambulancias disponibles en diferentes momentos (después de asignar una ambulancia a una llamada o cuando una ambulancia vuelve a estar libre). El trabajo de van Barneveld et al. (2018) combina las dos heurísticas anteriores: la cobertura máxima esperada del Jagtenberg et al. (2015) se toma como la base de la técnica y se añaden algunos conceptos del van Barneveld et al. (2016), como por ejemplo, las reubicaciones en cadena (enviar una ambulancia a una base y la que estaba allí a otra) o considerar para la asignación a las emergencias las ambulancias que están acabando un servicio en el hospital, pero cuyo tiempo de traspaso del paciente ha pasado un cierto límite. También se añade el límite al tiempo de reubicación. Los autores de Ji et al. (2019) consideran reubicar únicamente las ambulancias que acaban de finalizar un servicio y lo hacen en función de un índice de urgencia de una base, que es el límite superior de un período de tiempo, después del cual la base carecerá de una ambulancia para atender una nueva solicitud entrante y que depende del número de las ambulancias disponibles en cada base, demanda de los servicios de emergencias alrededor de la base, posición geográfica de cada base respecto a otras bases, el tiempo de trayecto desde el lugar donde está la ambulancia a reubicar hasta cada base y el estado de cada una de otras ambulancias que han

[3]Una teselación de Voronoi es una partición de un espacio en regiones alrededor de un conjunto de puntos (centroides), de manera que cada punto esté a la misma distancia (Euclidiana) de los perímetros de los polígonos generados que los puntos vecinos.

finalizado la asistencia in-situ, tanto las que se tienen que dirigir al hospital, como las que se han quedado libres.

Por último, hay una serie de trabajos (Andersson and Värbrand (2007), Liu et al. (2013), Paz Roa et al. (2020), Carvalho et al. (2020)) que proponen realizar la reubicación de ambulancias en función de un indicador llamado "Preparedness". Este indicador capta el estado de cobertura de cada zona y, cuando en una de ellas se observa falta de cobertura, se activa el proceso de reubicación de ambulancias hacia esta zona. Cada área de consideración se divide en varias zonas. A cada zona i, se le asocia un peso d_i, que refleja la demanda de servicios de emergencias en la zona. El "Preparedness" en la zona i (p_i) se puede calcular, según Andersson and Värbrand (2007), como:

$$p_i = \frac{1}{d_i} \sum_{l=1}^{L_i} \frac{\gamma^l}{t_{il}}, \tag{2.1}$$

donde L_i es el número de ambulancias que contribuyen al "Preparedness" en la zona i, t_{il} es el tiempo de viaje de la ambulancia l a la zona i y γ^l es un factor de contribución para la ambulancia l. Se determina un límite inferior p_{min} para el valor del indicador. Cuando alguna zona tiene su "Preparedness" por debajo de este límite, el sistema activa el algoritmo para reubicar una o varias ambulancias de alguna zona cercana hacia la zona con la falta de cobertura. El objetivo en este caso es minimizar el tiempo de viaje máximo necesario para reubicar las ambulancias hasta que el nivel de "Preparadness" en cada zona esté igual o superior al p_{min}.

La revisión bibliográfica realizada muestra que no hay una clasificación única de las estrategias de reubicación de ambulancias y ayuda a definir el enfoque desde el que se aborda el problema en esta Tesis.

2.3. Enfoque de estudio y herramientas utilizadas

El análisis de la literatura correspondiente a la reubicación de vehículos sanitarios muestra que el abanico de las estrategias propuestas es muy amplio. En esta Tesis se aborda el problema de la *reubicación dinámica* de ambulancias, motivada por el cambio en el número de ambulancias disponibles. Comparando con la *reubicación multi-período*, cuyas decisiones corresponden al nivel táctico u operativo, dependiendo de los cambios en los patrones de demanda, las decisiones de nuestro problema corresponden al nivel puramente operativo, que surgen cada vez que una ambulancia se asigna a una emergencia o cuando finaliza un servicio. Para explicar cuál es el enfoque elegido para abordar el problema de la reubicación dinámica en esta Tesis, volvemos a las tres clasificaciones principales vistas en la sección anterior, pero ahora indicando con el sombreado en gris los grupos correspondientes a este trabajo en la Figura 2.6.



Figura 2.6: *Nuestro enfoque dentro de la clasificación de las estrategias*
Fuente: Elaboración propia

Para definir la estrategia según el número de vehículos a reubicar, hay que contestar a las siguientes dos preguntas:

- ¿Cuándo reubicar?
- ¿Qué vehículos reubicar?

Dado que estas preguntas están estrechamente relacionadas, habitualmente se tratan conjuntamente. Hay dos momentos idóneos para realizar la reubicación dinámica:

- Después de la asignación de una ambulancia a una emergencia. En este momento el número de vehículos disponibles disminuye, lo que hace cambiar la cobertura y puede afectar a la calidad de servicio. La reubicación en este momento implica mover los vehículos disponibles que están en las bases esperando.
- Cuando una ambulancia finaliza una misión y no se asigna a otra emergencia. En este momento el número de vehículos disponibles aumenta y podría ser interesante hacer cambios en su ubicación. La reubicación en este momento puede implicar:
  - Cualquier vehículo disponible de la flota, incluido las ambulancias que están esperando en las bases.
  - Sólo los vehículos que han finalizado un servicio.

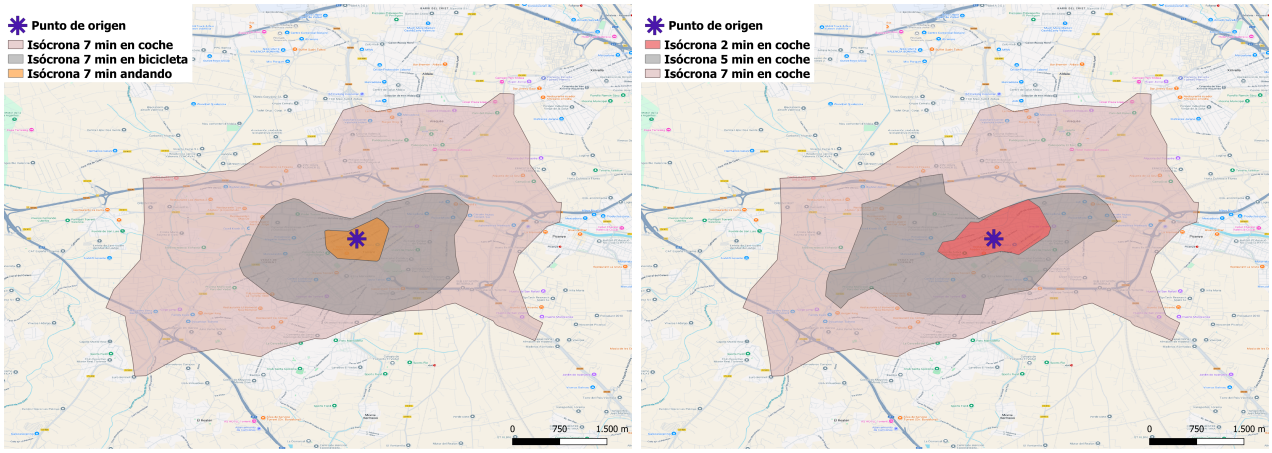
La reubicación genera cambios en la configuración habitual del servicio de emergencias. Dependiendo de la cantidad y frecuencia de estos cambios, el sistema de emergencias puede sufrir tensiones. Por tanto, la reubicación debe llevarse a cabo cuando sus ventajas puedan ser mayores que los costes asociados (costes económicos por el aumento de los desplazamientos de los vehículos, costes intangibles relacionados con los cambios de los lugares de trabajo de los equipos, etc.). Considerando esto y el estudio de Bélanger et al. (2016), donde se muestra que con las reubicaciones sólo de ambulancias que finalizan un servicio se obtienen resultados como si se hubiera aumentado la flota en un 10 %, en esta Tesis solo se permite reubicar los vehículos que acaban un servicio (ver la Figura 2.6), como en Maxwell et al. (2010), Schmid (2012) o Jagtenberg et al. (2015). Las ambulancias que están inactivas en las bases no se pueden mover a otras bases.

Tal como muestra la Figura 2.6, se ha optado por una resolución online del problema, dado que los algoritmos propuestos son rápidos y encuentran las soluciones en unos segundos. Además, la resolución offline con sus tablas de posiciones de ambulancias precalculadas para cada número de ambulancias disponibles tiene un serio problema cuando el sistema es muy dinámico y no hay tiempo suficiente para cumplir con estas tablas.

Según el método de resolución (ver la Figura 2.6), en esta Tesis se emplea un modelo matemático de programación lineal (en el Capítulo 6 para una estrategia en la que se calculan rutas para la vuelta de ambulancias a las bases) y, principalmente, se utilizan técnicas heurísticas en combinación con las herramientas de los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Las heurísticas, gracias a su flexibilidad, permiten incluir aspectos realistas de los problemas y obtener soluciones en tiempo real. Muchos autores, incluso los que formulan el problema de reubicación de ambulancias con modelos matemáticos, acuden a heurísticas a la hora de obtener las soluciones (Gendreau et al. (2001), Schmid and Doerner (2010), Jagtenberg et al. (2015), Sudtachat et al. (2020)).

El enfoque basado en los SIG es bastante reciente, ya que, si bien los SIG se originaron en la década de 1960, su aplicación a los problemas de reubicación de vehículos sanitarios no comenzó hasta principios del siglo XXI. En muchos estudios los SIG se utilizan para calcular las matrices de distancias, pero el uso de sus otras herramientas como, por ejemplo, las isócronas, es limitado. Una isócrona es un área que abarca a todos los puntos a los que se puede llegar desde un determinado origen por medio de un tipo de transporte (andando, en bicicleta, en coche) dentro de un límite de tiempo. La Figura 2.7a muestra ejemplos de isócronas en función del tipo de transporte, mientras que en la Figura 2.7b se observan las isócronas con diferentes límites del tiempo desplazándose en coche. Aunque las isócronas se han utilizado ampliamente como herramienta de accesibilidad (Guan et al. (2020), Pomykała and Engelhardt (2023)) y también en problemas de localización estática de ambulancias (Vecina et al. (2022), Vecina García et al. (2022)), su uso en problemas de reubicación de vehículos sanitarios es poco común. El primer trabajo basado en el uso de las isócronas para reubicar ambulancias, aunque sin la utilización de este término, es el de Peleg and Pliskin (2004). Los autores determinan cinco turnos de trabajo para cada uno de los 7 días de la

semana en 2 distritos diferentes, obteniendo un total de 70 grupos de datos. Se calculan los mapas de densidad de la demanda con los datos de llamadas correspondientes a cada grupo. Se simulan los polígonos de alcance (las isócronas) para cubrir la demanda de cada grupo, ubicando las ambulancias en diferentes puntos. Los autores del trabajo Lam et al. (2015), que es bastante similar al de Peleg and Pliskin (2004), utilizan las isócronas para maximizar la doble cobertura, haciéndolas coincidir con los puntos calientes de demanda de servicios de emergencias en diferentes períodos del día. Se desarrollan 42 tablas de cumplimiento para cada uno de los seis períodos de cuatro horas de duración para los siete días de la semana. En ambos trabajos (Peleg and Pliskin (2004) y Lam et al. (2015)), se trata la reubicación multi-período, dado que se determinan las posiciones de las ambulancias en diferentes períodos del día y en diferentes días de la semana.



(a) *Diferente medio de transporte* ***(b)*** *Diferente límite de tiempo*

Figura 2.7: *Ejemplos de isócronas*
Fuente: Elaboración propia

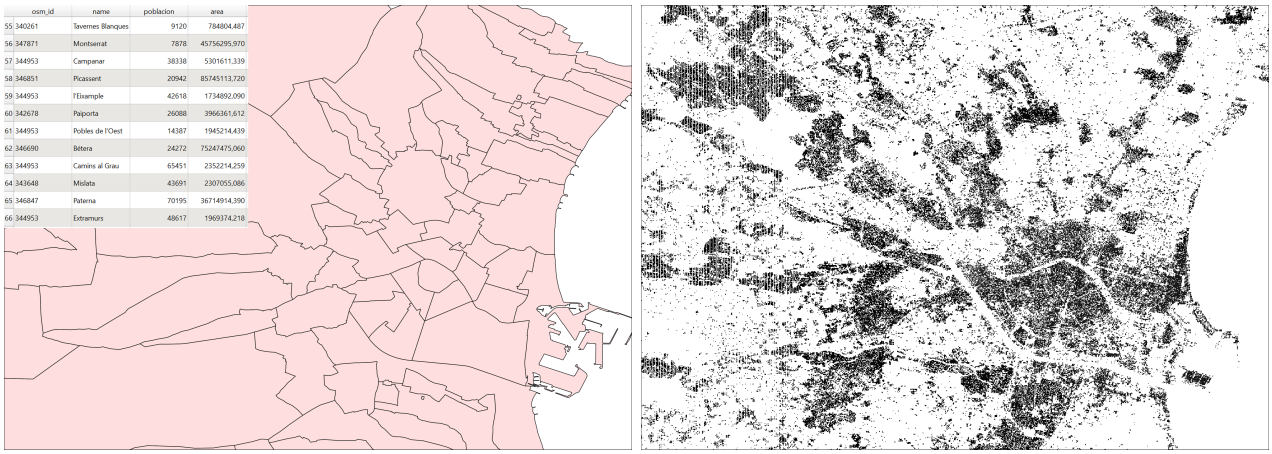
En esta Tesis se proponen estrategias basadas en los SIG para abordar el problema de la reubicación dinámica. Hasta donde sabemos, es el primer trabajo que hace un uso intensivo de las herramientas de los SIG en combinación con las heurísticas en el campo de estudio de la reubicación dinámica de ambulancias.

Como Sistema de Información Geográfica se utiliza QGIS, un software libre que permite trabajar con datos georreferenciados que pueden tener diferentes tipos de formatos, pero los dos más utilizados son los siguientes:

- Datos vectoriales. Son capas (mapas) que contienen objetos georreferenciados y que pueden ser modificados. Los tres tipos de objetos más comunes son: puntos, líneas y polígonos. La capa tiene una tabla de atributos, es decir, características específicas de cada objeto según el interés de estudio. Estos tipos de datos se suelen guardar

en archivos con formato .shp o .gpkg. Un ejemplo de datos vectoriales, en este caso polígonos, se puede observar en la Figura 2.8a

- Datos ráster. Son capas que representan imágenes digitales mediante una cuadrícula de píxeles (ver la Figura 2.8b). Habitualmente no se modifican, sino que se toman como fuente de información específica. Se suelen guardar en archivos con formato .jpg, .png, .gif, .tif, etc.



	osm_id	name	poblacion	area
55	340261	Tavernes Blanques	9120	784804,487
56	347871	Montserrat	7878	4575629S,970
57	344953	Campanar	38338	5301611,339
58	346851	Picassent	20942	85745113,720
59	344953	l'Eixample	42618	1734892,090
60	342678	Paiporta	26088	3966361,612
61	344953	Pobles de l'Oest	14387	1945214,439
62	346690	Bétera	24272	75247475,060
63	344953	Camins al Grau	65451	2352214,259
64	343648	Mislata	43691	2307055,086
65	346847	Paterna	70195	36714914,390
66	344953	Extramurs	48617	1969374,218

(a) *Capa vectorial y su tabla de atributos* ***(b)*** *Capa ráster*

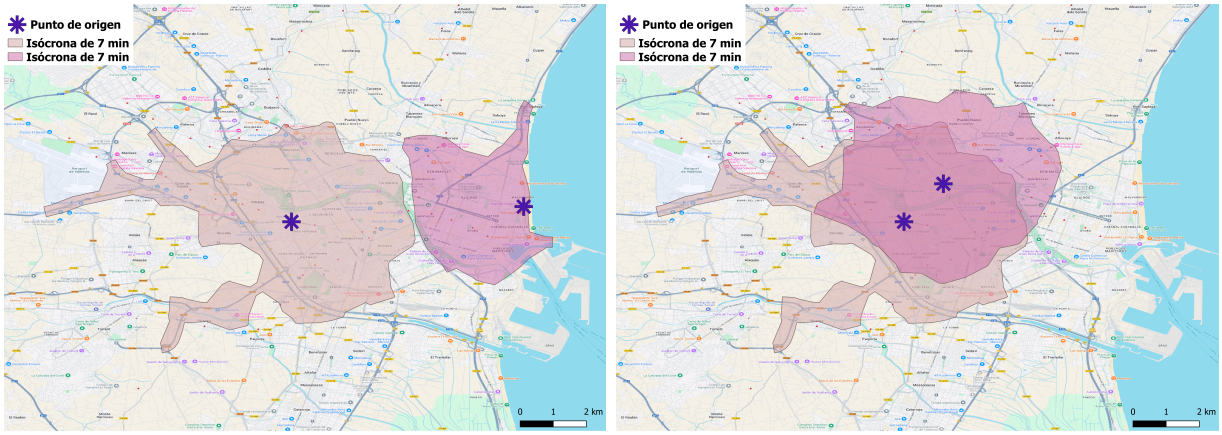
Figura 2.8: *Ejemplo de tipos de capas*
Fuente: Elaboración propia

En esta Tesis se utilizan ambos tipos de capas, pero especialmente las vectoriales. Las capas son tanto de elaboración propia, como las obtenidas de las siguientes fuentes:

- Institut Cartogràfic Valencià (ICV)
- Instituto Geográfico Nacional (IGN)
- Portal de datos abiertos The Global Human Settlement Layer (GHSL)
- Plataforma abierta The Humanitarian Data Exchange (HDX)
- Programa de investigación WorldPop (WorldPop)

QGIS tiene implementada una cantidad importante de algoritmos de diferente índole, desde los que permiten operar con los objetos georreferenciados o con las capas enteras (juntar, separar, solapar, etc.) hasta los que sirven para descargar datos, calcular isócronas o, incluso, hacer análisis estadísticos.

El complemento de QGIS llamado ORS Tool (Openrouteservice) es el que permite calcular las isócronas. Dado que se puede obtener la población que cae dentro, las isócronas se pueden utilizar como una herramienta de cobertura. Hay que tener en cuenta que la bondad de una isócrona depende de dos aspectos: su tamaño y la población que abarca. El tamaño es un reflejo de la infraestructura de una zona (tipos de calles, velocidad máxima permitida, direcciones de tránsito de vehículos). Cuanto más grande es una isócrona, mejores accesos hay desde el punto de origen y se puede llegar más lejos. Como se observa en la Figura 2.9a, el área de la isócrona rosa es mucho más grande que la de la violeta, dado que ésta está cortada por la parte del mar. Si observamos la Figura 2.9b, vemos que a pesar de que la isócrona violeta tiene menor tamaño, su población (454.341 personas) es mayor que la del área rosa (445.122 personas), porque cubre una zona con mayor densidad poblacional.



(a) *Tamaño* ***(b)*** *Población*

Figura 2.9: *Bondad de las isócronas*
Fuente: Elaboración propia

ORS Tool también permite calcular las matrices de distancias y los caminos más rápidos entre dos puntos. El tiempo de trayecto se calcula con las distancias reales, es decir, de acuerdo con los permisos y restricciones de circulación y teniendo en cuenta los límites de velocidad para diferentes tipos de vías y ajustándolos a las diferentes superficies o calidades de la carretera.

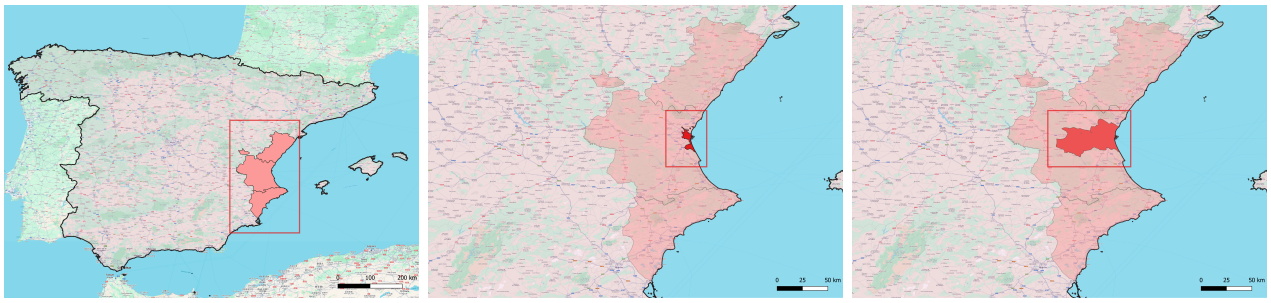
Por último, hay que comentar que el sistema de coordenadas utilizado para trabajar con QGIS es WGS 84 / Pseudo-Mercator.

2.4. Caso de estudio

La mayoría de los trabajos referentes a la reubicación de ambulancias evalúa las estrategias propuestas con un caso real concreto, dado que la legislación, la organización, la disponibilidad

de recursos en cada área de salud y los elementos geográficos pueden influir significativamente en las soluciones derivadas. En esta sección se realiza la descripción de la estructura del servicio y el área de estudio de nuestro caso real, el de la ciudad de Valencia.

Valencia es una ciudad ubicada en la costa este de España, en la Comunitat Valenciana (ver las Figuras 2.10a y 2.10b).



(a) *Comunitat Valenciana* ***(b)*** *Municipio de Valencia* ***(c)*** *Área de servicio de Valencia*

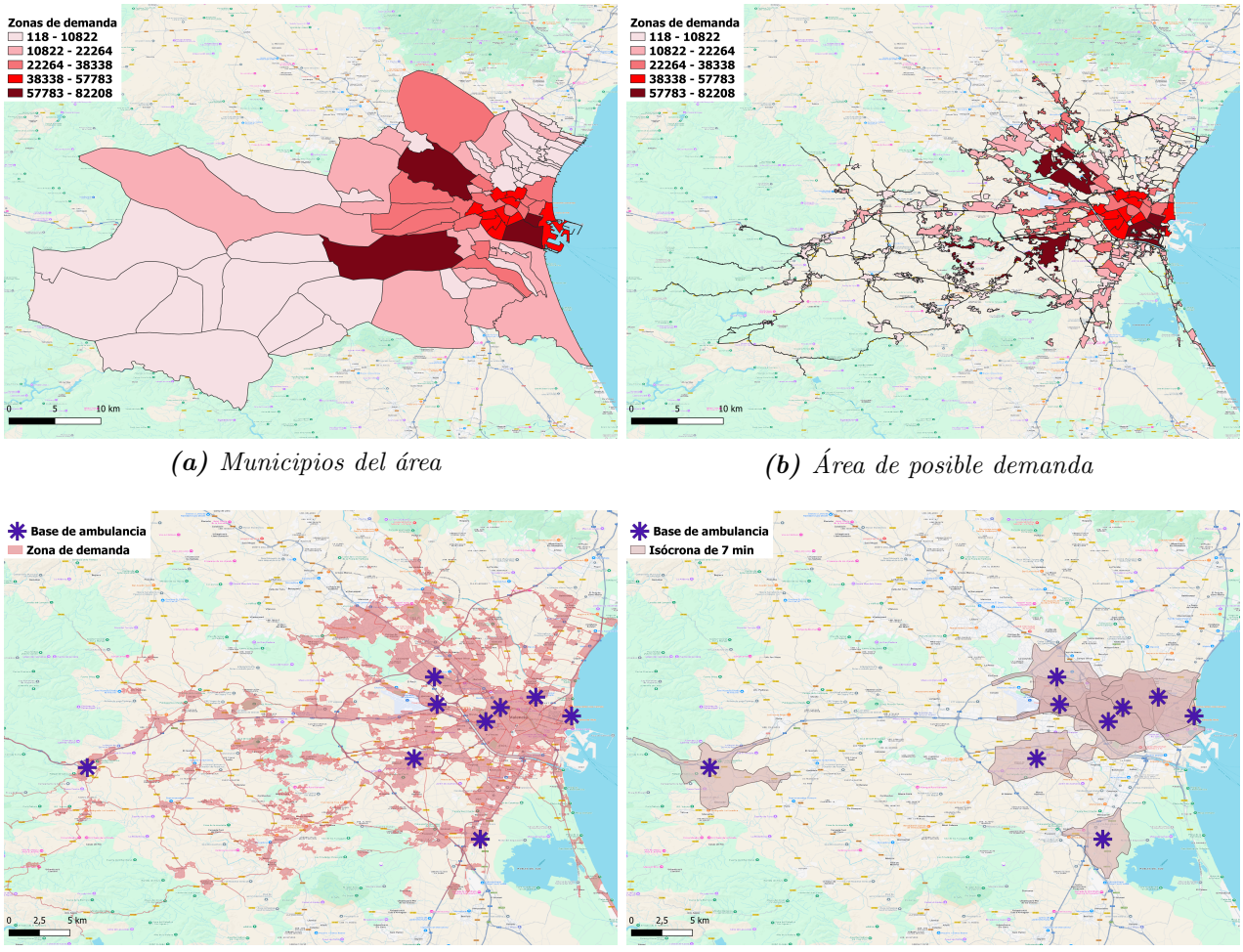
Figura 2.10: *Área de Valencia*
Fuente: Elaboración propia

El servicio de emergencias de la ciudad de Valencia forma parte del sistema sanitario público autonómico, en concreto, del Servicio de Emergencias Sanitarias de la Comunitat Valenciana, que está especializado en la atención de las urgencias vitales, emergencias y catástrofes (SEScv). El acceso a los servicios de emergencia está garantizado las 24 horas llamando al 112. La distribución territorial de los vehículos sanitarios se realiza según dos criterios: la población a atender (por cada 100.000 habitantes debe haber un vehículo SVA) y los objetivos marcados respecto al tiempo máximo de trayecto desde el dispositivo asistencial al núcleo poblacional (al 50-65 % de la población se debe poder llegar en menos de 15 minutos con equipos móviles terrestres de tipo SVA y/o SVB). Las bases de las ambulancias se suelen localizar en centros de salud u hospitales.

En este trabajo nos centramos en un área de servicio reducida, dada la dificultad del problema para trabajar con toda el área de la Comunitat Valenciana, tanto por la combinatoria que surge del número de vehículos SVA (50 en total), como por el propio tipo de problema, que no es estático, sino dinámico y que requiere de datos y estructuras adicionales. El área seleccionada (ver la Figura 2.10c) corresponde al área habitual de servicio de los 10 vehículos SVA que trabajan en Valencia y alrededores. El área está formada por 19 barrios de la ciudad de Valencia y 58 municipios cercanos (77 zonas en total), que suman más de 1,7 millones de habitantes.

El área de servicio es mixta: hay zonas urbanas, pero también existe un número importante de espacios rurales, donde la probabilidad de una emergencia es muy baja. La Figura

2.11a muestra la distribución de la población en el área de servicio. En vez de considerar los términos municipales enteros, sobre todo rurales, se utiliza la capa de usos del suelo *Corine Land Cover 2018* del Institut Cartogràfic Valencià (ICV) para seleccionar las posibles zonas de demanda: tejido urbano continuo, tejido urbano descontinuo, zonas industriales y comerciales, instalaciones deportivas y recreativas, zonas verdes urbanas. También se añaden las carreteras, dado que son lugares de accidentes de tráfico. El mapa de carreteras se ha obtenido con el complemento de QGIS *Download OSM*. La Figura 2.11b muestra el área de demanda resultante.



(a) *Municipios del área*

(b) *Área de posible demanda*

(c) *Ubicación de ambulancias*

(d) *Cobertura inicial*

Figura 2.11: *Área de servicio de Valencia*
Fuente: Elaboración propia

La Figura 2.11c muestra la ubicación de los 10 vehículos SVA con los que se trabaja en esta Tesis, es decir, las ambulancias sólo se pueden estacionar en estas bases (en la figura sólo aparecen 9 estrellas porque dos bases tienen las mismas coordenadas). Las isócronas se

utilizan para determinar la cobertura en el área. Considerando los estándares del tiempo de respuesta tanto nacionales, como europeos, y dado que el tiempo de triaje conjuntamente con el tiempo de preparación habitualmente fluctúan alrededor de 3 minutos, se define el tiempo de respuesta en 10 minutos. Consecuentemente, el tiempo máximo de trayecto, es decir, el tiempo para el cálculo de las isócronas, se considera igual a 7 minutos. La Figura 2.11d muestra la cobertura inicial proporcionada por los 10 vehículos SVA cuando todos están en sus bases.

Con esta información inicial se concluye el capítulo para dar paso a las diferentes estrategias de reubicación de vehículos sanitarios desarrolladas en esta Tesis.

Capítulo 3

Estrategia de reubicación dinámica de ambulancias basada en el análisis de solapamientos de isócronas

Cuando algunas ambulancias se asignan a las emergencias, dejan de proporcionar cobertura para otras personas. En este caso algunas zonas pueden sufrir el descenso del nivel de servicio y podría ser interesante cubrirlas con otros vehículos. Dado que la flota de ambulancias es un recurso escaso y su número es constante para un determinado período, el envío de un vehículo a una zona para aumentar su cobertura supone dejar sin cobertura otra zona. La reubicación de ambulancias no es una tarea sencilla y no puede consistir en un simple intercambio de ambulancias entre bases. En esta Tesis, igual que en los trabajos de Schmid (2012), Jagtenberg et al. (2015) o Golabian et al. (2022), sólo se pueden reubicar las ambulancias que acaban un servicio.

Al igual que en otros trabajos que evalúan automáticamente la necesidad de una reubicación, sea a través de un indicador de riesgo en el sistema (Hêche et al., 2023) o de cobertura (Andersson and Värbrand (2007), Liu et al. (2013), Paz Roa et al. (2020), Carvalho et al. (2020)), la estrategia de reubicación que se propone en este capítulo activa el algoritmo de reubicación de modo automático. Sin embargo, a diferencia de los trabajos mencionados, que utilizan una función matemática para evaluar el estado del sistema, nuestro algoritmo se activa con la presencia de *escenarios*, es decir, unas condiciones específicas determinadas con las herramientas de los Sistemas de Información Geográfica (SIG), en concreto, en base al análisis de solapamientos de isócronas. Las siguientes secciones describen los detalles de la estrategia propuesta, el funcionamiento del algoritmo de reubicación y los resultados de su evaluación.

3.1. Descripción de la estrategia

Un área de Servicios de Emergencias Sanitarias (SES) cuenta con un conjunto de vehículos A (todos con las mismas características), que atienden las emergencias sanitarias. Cada vehículo $a \in A$ tiene asignada una base habitual b_a^u del conjunto de bases B, donde la ambulancia empieza su turno de trabajo y donde vuelve cada vez que finaliza un servicio si no se reubica a otra base. Una base sólo puede albergar un vehículo, como en Enayati et al. (2018a) o Golabian et al. (2022).

El proceso de atención a una emergencia sanitaria se puede representar como una serie de pasos de un algoritmo iterativo llamado *operativo*, tal y como muestra la Figura 3.1.

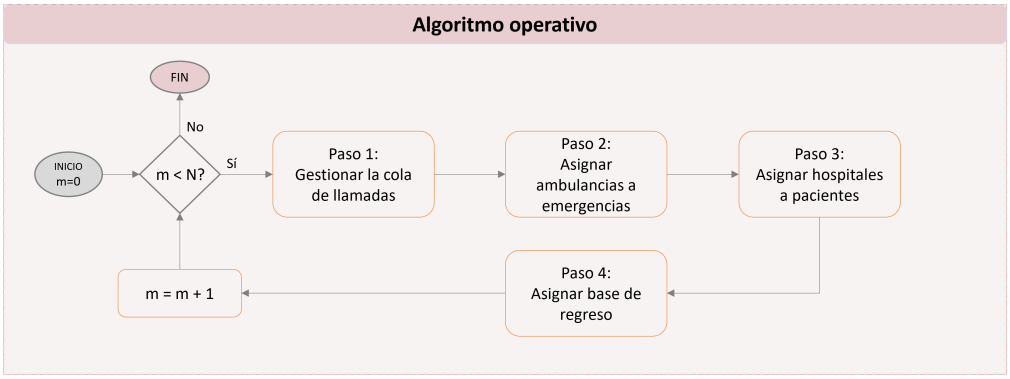


Figura 3.1: *Diagrama del algoritmo operativo sin reubicación*
Fuente: Elaboración propia

El algoritmo empieza en el momento $m = 0$ y funciona en un período de tiempo N, que puede ser un turno de trabajo. El proceso empieza con la llegada de una llamada de emergencia, que se gestiona en una cola de llamadas en el Paso 1 de la Figura 3.1. Realizado el triaje, se asigna el vehículo más cercano (Paso 2). En cuanto la ambulancia llega al lugar de la emergencia, el paciente es atendido por el equipo médico y es trasladado al hospital más cercano (Paso 3). Aunque el traslado del paciente al hospital no siempre es necesario, en nuestro caso nos centraremos en las emergencias que lo requieren (como en Kochetov and Shamray (2021) o Lee et al. (2022)). Una vez traspasado el paciente al equipo médico del hospital, la ambulancia se puede asignar a otra emergencia. Si en este momento no hay llamadas por atender, la ambulancia vuelve a su base (Paso 4). En este algoritmo operativo también asumimos que las ambulancias en ruta no pueden atender a las emergencias hasta que no lleguen a su base. Éste es el proceso de atención a las emergencias sin reubicación.

La reubicación de una ambulancia se puede producir en el momento en el que el vehículo finaliza un servicio en el hospital. Para explicar la estrategia de reubicación propuesta en este capítulo, se usa la notación de la Tabla 3.1.

A	Conjunto de ambulancias en el área de servicio
A_m^f	Conjunto de ambulancias que están esperando para ser enviadas a una base en el momento m
B	Conjunto de bases
b_a^u	Base habitual donde hay asignada una ambulancia a, $b_a^u \in B$
a_b^u	Ambulancia habitual de la base b, $a_b^u \in A$
H	Conjunto de hospitales
N	Turno de trabajo
T_{max}	Tiempo máximo de conducción para el cálculo de isócronas
T_R	Tiempo máximo de reubicación
c_{b_j}	Población cubierta por una ambulancia desde $b_j \in B$ en T_{max}
E	Conjunto de posibles escenarios de reubicación
E_m	Conjunto de escenarios en el momento m

Tabla 3.1: *Notación*

Para que una ambulancia se pueda reubicar, se tienen que cumplir dos condiciones:

1. El conjunto A_m^f no está vacío, es decir, cuando hay ambulancias que acaban de finalizar un servicio y se tienen que enviar a una base de regreso, dado que no hay llamadas por atender.
2. El conjunto E_m no está vacío, es decir, hay algún escenario de reubicación. Un escenario es una configuración del sistema que depende del estado de otras ambulancias y cuya descripción se da más adelante.

La Figura 3.2 muestra cómo se modifica el algoritmo operativo de la Figura 3.1 para incorporar el algoritmo de reubicación.

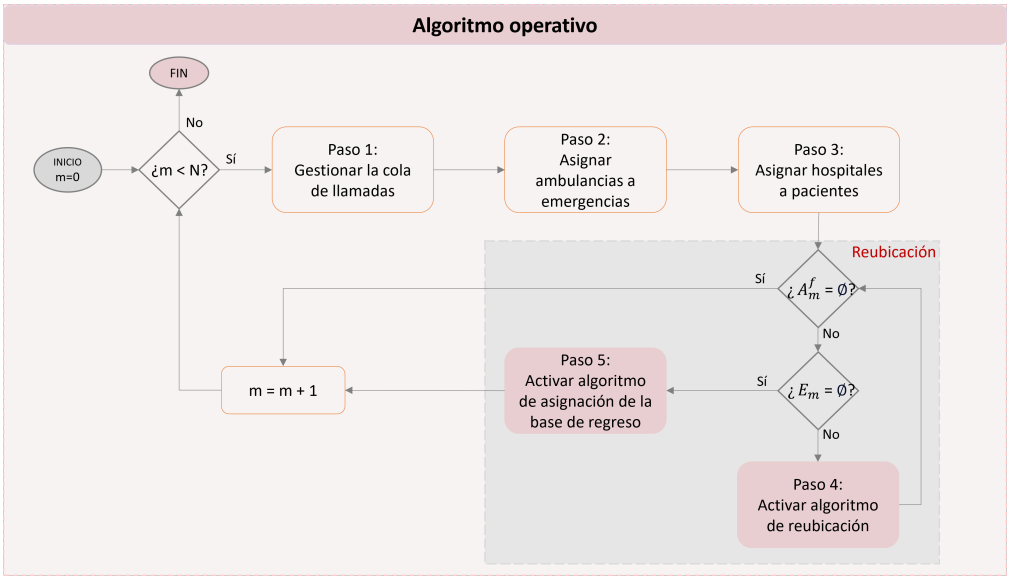


Figura 3.2: *Diagrama del algoritmo operativo con reubicación*
Fuente: Elaboración propia

El *algoritmo de reubicación* (Paso 4 de la Figura 3.2) se activa cuando se cumplen las dos condiciones mencionadas. Si no se cumple la primera condición, es decir, no hay ambulancias para enviar a una base, se incrementa el tiempo en una unidad $(m + 1)$. Si se cumple la primera condición, pero no hay ningún escenario, se activa otro algoritmo que surge por la propia dinámica del proceso. Este algoritmo, llamado *algoritmo de asignación de la base de regreso* (Paso 5), aparece porque aunque lo habitual, cuando no hay reubicación, es enviar una ambulancia a su base, puede haber casos en los que esta base esté ocupada por una reubicación previa y hay que determinar otra base de regreso.

Dado que todos los pacientes se trasladan al hospital, las ambulancias siempre finalizan los servicios en alguno de los hospitales del conjunto H. De este modo, el punto de origen de una reubicación siempre es uno de los hospitales del área. Mientras que el punto de destino, es decir, la base a la que se puede enviar la ambulancia, depende del escenario.

Construcción del conjunto de posibles escenarios E

Un escenario de reubicación puede ocurrir cuando un área geográfica y, en consecuencia, su población, quedan sin cobertura. Habitualmente las zonas con alta densidad poblacional tienen una cobertura múltiple (la misma población se cubre por varias ambulancias), dado que allí hay mayor probabilidad de tener una ambulancia ocupada. Se identifica un escenario de reubicación cuando una zona cubierta por más de una base queda total o parcialmente descubierta. Nos centramos en estas zonas, dado que no podemos realizar simples intercambios de ambulancias entre bases, porque cada movimiento adicional altera el funcionamiento habitual del sistema e, incluso, puede generar estrés.

Definimos un escenario como una combinación de bases que se han quedado sin ambulancias. Un ejemplo de un escenario se puede observar en la Figura 3.3. Cuando las ambulancias están en sus bases (Figura 3.3a), tenemos la cobertura inicial, indicada con las áreas de las isócronas. En la Figura 3.3b las bases b_2 y b_6 se han quedado sin ambulancias y se observa cómo ha cambiado la cobertura de esa zona al desaparecer las áreas sombreadas de las isócronas asociadas.

El conjunto de posibles escenarios E se construye en base al análisis de solapamientos de isócronas. Los pasos de la construcción del conjunto E son los siguientes:

- Paso 1. Calcular las isócronas desde cada una de las bases del conjunto B, es decir determinar las áreas de cobertura desde cada base en un determinado tiempo T_{max}.
- Paso 2. Ordenar el conjunto de bases B (orden no creciente) según la población cubierta desde cada una de ellas. La población cubierta (c_{b_j}) es la que se encuentra en el área

de la isócrona desde la base b_j. Se calcula la importancia relativa de cada base j (C_{b_j}) según la siguiente expresión:

$$C_{b_j} = \frac{c_{b_j}}{\sum_{b_i \in B} c_{b_i}} 100\,\% \tag{3.1}$$

- Paso 3. Obtener las bases denominadas *similares* para cada base del conjunto B. Una base, por ejemplo b_2 (ver la Figura 3.3a), es la base *similar* de otra base, b_6, si desde la base b_2 se cubre una parte importante de la misma población, que está cubierta desde la base b_6, es decir cuando hay un solapamiento importante de las isócronas. Para ello, para cada par de bases (b_i, b_j) se calcula el porcentaje de población de la b_i que se cubre desde la b_j. Si éste supera el mínimo establecido (OV_{min}), entonces la base b_j es similar a la b_i. Hay que señalar que no estamos hablando del solapamiento de las superficies de las isócronas, sino de la población dentro de ellas. El hecho de que la base b_2 del ejemplo de la Figura 3.3a sea *similar* a la base b_6 no implica la relación inversa, porque al utilizar distancias reales los tiempos de ir de un sitio a otro no son simétricos debido a la red de carreteras y normas de circulación.

- Paso 4. Los escenarios surgen en los siguientes casos:

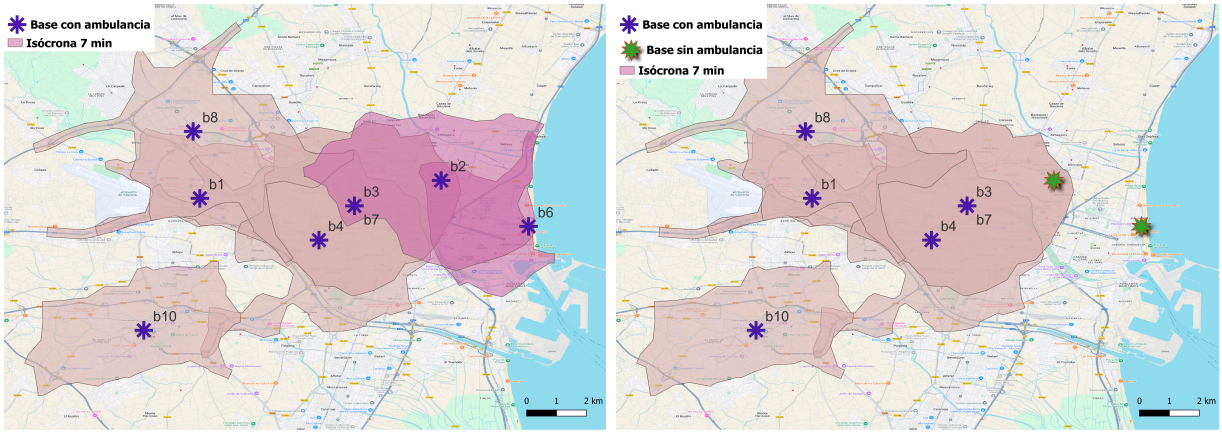
  · $C_{b_j} \geq C_{min}$. Para una base, cuya importancia relativa C_{b_j} es superior a un determinado límite C_{min}, el escenario surge cuando todas sus bases similares se quedan sin ambulancias. Se dice que todas estas bases vacías forman un escenario. En este caso se quiere prevenir una futura situación grave, cuando toda la zona, compuesta por una base y sus bases similares, se quede sin cobertura.

  · $C_{b_j} < C_{min}$. Para una base menos importante, cuya población cubierta relativa es inferior a C_{min}, el escenario surge cuando tanto esa base, como sus bases similares se quedan sin ambulancias, es decir, cuando toda la zona se queda sin cobertura.

  Las bases que no tienen bases similares no generan escenarios.

- Paso 5. La importancia de los escenarios está determinada por el orden de las bases definido en el punto 2.

Para cada posible escenario $e \in E$ se determina la base de destino (b_d) a la que se envía la ambulancia para atender el escenario. Esta base es aquella, entre las bases que forman el mismo escenario, desde la que se cubre mayor población.



(a) *Cobertura inicial* ***(b)*** *Escenario*

Figura 3.3: *Ejemplo de un escenario*
Fuente: Elaboración propia

Para explicar con mayor detalle el proceso de construcción del conjunto de los posibles escenarios E, nos centramos en el caso de Valencia introducido en la Sección 2.4.

- Paso 1. En el área de estudio definido hay 10 ambulancias de Soporte Vital Avanzado que atienden las emergencias sanitarias. Cada una de estas ambulancias está ubicada en una de las 10 bases del conjunto B. Tomando como punto de origen cada una de las bases, se calculan las isócronas con un tiempo máximo de desplazamiento T_{max} de 7 minutos. El cálculo se hace con el complemento ORS Tool de QGIS.

- Paso 2. Junto con el cálculo de las áreas de las isócronas, el complemento ORS Tool proporciona información sobre la población que se encuentra dentro de estas áreas. Sin embargo, el complemento no permite obtener la población de otros polígonos, como pueden ser, por ejemplo, las intersecciones de las propias isócronas. Entonces, se ha decidido utilizar para todas las estimaciones de población (tanto para las áreas de las isócronas, como para otros polígonos) una de las dos siguientes capas ráster: Esp_ppp_2019 de WorldPop o GHS_POP_E2015_GLOBE_R2019A de GHSL. Para hacer la elección entre estas dos capas, se ha realizado un pequeño análisis de la precisión de su estimación. Teniendo la población del padrón de los 266 municipios de la provincia de Valencia en el año 2019 (fuente INE), se ha estimado con la ayuda del algoritmo *Zonal statistics* de QGIS la población de cada uno de estos municipios con las dos capas ráster y se han comparado los resultados respecto a la población del padrón. Las Tablas 3.2 y 3.3 muestran los datos de la población estimada para los 10 municipios más grandes y los 10 municipios más pequeños, respectivamente. La capa ráster de GHSL en promedio resulta ser más precisa y es la que se elige para la estimación de la población cubierta (c_{b_j}) dentro de las áreas de las isócronas. Esta población se muestra en la Tabla 3.4 en

la segunda columna. La tercera columna muestra la importancia relativa de cada base obtenida con la expresión (3.1).

Municipio	Población INE	Población WorldPop	Población GHSL	Diferencia WorldPop	Diferencia GHSL
Val	794.288	876.059	764.654	10 %	-4 %
Tor	82.208	90.813	80.494	10 %	-2 %
Gan	74.562	85.733	75.917	15 %	2 %
Pat	70.195	76.213	67.648	9 %	-4 %
Sag	66.140	73.334	63.885	11 %	-3 %
Alc	44.352	50.079	44.123	13 %	-1 %
Mis	43.691	52.331	42.241	20 %	-3 %
Bur	38.024	43.280	35.466	14 %	-7 %
Ont	35.347	41.746	36.537	18 %	3 %
Ald	31.864	34.874	29.595	9 %	-7 %

Tabla 3.2: *Bondad de la estimación de la población (municipios grandes)*

Municipio	Población INE	Población WorldPop	Población GHSL	Diferencia WorldPop	Diferencia GHSL
Aie	155	207	209	34 %	35 %
Cas	147	193	191	31 %	30 %
Tor	146	191	232	31 %	59 %
Val	139	181	159	30 %	14 %
Cas	131	175	160	34 %	22 %
Est	121	145	126	20 %	4 %
Llo	118	70	65	-41 %	-45 %
Car	94	111	86	18 %	-8 %
Pue	62	90	86	46 %	39 %
Sem	34	50	60	46 %	77 %

Tabla 3.3: *Bondad de la estimación de la población (municipios pequeños)*

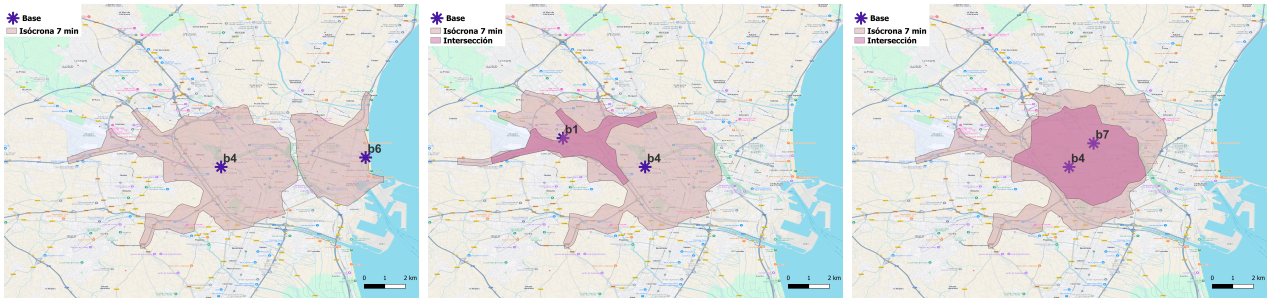
Base (b_j)	Población cubierta (c_{b_j})	Importancia relativa (C_{b_j})	Bases similares
b_3	454.341	20 %	● ●
b_7	454.341	20 %	● ●
b_4	445.122	19 %	● ●
b_2	361.106	16 %	● ●
b_6	208.231	9 %	●
b_8	124.808	5 %	●
b_{10}	103.288	5 %	
b_1	92.864	4 %	● ● ● ●
b_5	36.735	2 %	
b_9	9.708	0 %	
TOTAL	2.290.544		

Bases similares: b_3 b_7 b_4 b_2 b_6 b_8 b_{10} b_1 b_5 b_9

Tabla 3.4: *Bases similares*

- Paso 3. Para determinar las bases similares de cada una de las 10 bases del conjunto B, que están indicadas en la Tabla 3.4 con un círculo (la tabla se lee por filas, por ejemplo, para la base b_3 sus bases similares son la b_7 y la b_4), se realiza un análisis de solapamientos de isócronas. Este análisis se hace por parejas y requiere de uso

de herramientas de QGIS. La Figura 3.4 muestra tres ejemplos, donde en la 3.4a no hay solapamiento entre las isócronas, en la 3.4b hay un cierto solapamiento, donde la isócrona desde la base b_4 cubre una parte importante de la de b_1, pero no al revés y, por último, la Figura 3.4c muestra un solapamiento importante mutuo.



(a) Bases b_4 y b_6 *(b) Bases b_1 y b_4* *(c) Bases b_4 y b_7*

Figura 3.4: *Solapamientos de isócronas*
Fuente: Elaboración propia

Tal como se ha comentado anteriormente, nos interesa no el solapamiento entre las superficies de las isócronas, sino entre la población de sus áreas. Para ello se realizan las operaciones mostradas en la Figura 3.5. Teniendo el conjunto de isócronas, para cada pareja de ellas se busca la parte solapada con el algoritmo *Clip* de QGIS. Con la ayuda de la capa ráster y el algoritmo *Zonal statistics* de QGIS se extrae la población que cae dentro del área de la intersección. Luego se busca qué porcentaje representa esta población de la población total de cada isócrona. Dado que este porcentaje de solapamiento es aproximado (la población dentro de cada isócrona es una estimación) y siendo muy prudentes, definimos que una base es similar a otra cuando cubre al menos el 50 % de la misma población ($OV_{min} = 50\,\%$).

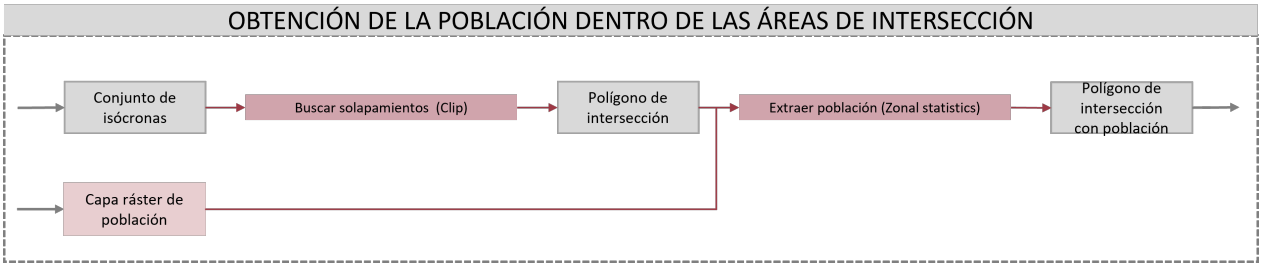


Figura 3.5: *Obtención de la población dentro de áreas de intersección*
Fuente: Elaboración propia

- Paso 4. Una vez se conocen las bases similares, se buscan los escenarios por cada una de las filas de la Tabla 3.4. Determinamos C_{min} como la mitad del valor máximo de la importancia relativa (C_{b_j}). La Tabla 3.4 muestra que en nuestro caso el valor máximo

de la importancia relativa es igual al 20 %, por lo tanto C_{min} es 10 %. Para las bases cuya importancia relativa (C_{b_j}) es superior al 10 %, el escenario surge cuando sus bases similares se quedan libres. Se trata de las primeras cuatro filas de la figura. De esta forma se obtienen 4 escenarios cuando se quedan libres las bases: 1) b_4 y b_7, 2) b_3 y b_4, 3) b_3 y b_7 y 4) b_3 y b_7. Para las bases cuya importancia relativa es menor que 10 % (filas 5, 6 y 8), los escenarios surgen cuando tanto la propia base, como sus bases similares se quedan libres. En este caso se obtienen escenarios: 5) cuando las bases b_6 y b_2 se quedan libres, 6) cuando las bases b_1 y b_8 se quedan libres y 7) cuando las b_1, b_3, b_7, b_4 y b_8 se quedan sin ambulancias. Ahora bien, los escenarios 3 y 4 son los mismos, así que los consideramos como uno. El escenario 7 incluye dentro de sí otros escenarios, por lo que no hace falta esperar que estén sin ambulancias todas estas bases, es decir, este escenario es redundante. Las bases b_{10}, b_5 y b_9 no generan escenarios porque no tienen bases similares. La Tabla 3.5 muestra el conjunto final de posibles escenarios E e indica la base de destino b_d para cada uno de ellos (la base del mismo escenario desde la que se proporciona mayor cobertura).

Escenario	**Bases libres**	**Base de destino**
e_1	b_4 , b_7	b_7
e_2	b_3 , b_4	b_3
e_3	b_3 , b_7	b_3
e_4	b_2 , b_6	b_2
e_5	b_1 , b_8	b_8

Tabla 3.5: *Escenarios y bases de destino*

- Paso 5. El objetivo de la reubicación es maximizar la población cubierta, por lo tanto, los escenarios más importantes y, consecuentemente, los que se tienen que atender antes, son aquellos, en los que la población descubierta es mayor, lo que está definido por el orden de las bases en el Paso 2.

Una vez conocidas las condiciones de la reubicación y el conjunto de posibles escenarios, se procede a detallar el algoritmo de reubicación diseñado.

3.2. Algoritmos propuestos

Para que funcione el algoritmo operativo, el que gestiona todo el proceso de atención a las emergencias (ver la Figura 3.2), es necesario especificar qué reglas se han utilizado en las siguientes decisiones operativas:

- Asignación de ambulancias a las emergencias. Cuando entra una llamada al sistema, se pone en la cola. Las llamadas dentro de la cola se gestionan según el método FIFO (First In, First Out). En todos los casos se busca la ambulancia más cercana (trayecto más rápido). Las ambulancias que participan en la asignación a una emergencia son las que están esperando en una base o aquellas, que han finalizado un servicio en un hospital. Las ambulancias que están en ruta de vuelta a una base no participan en la asignación hasta que no lleguen allí, debido a la complejidad de incorporar en el algoritmo operativo la obtención de sus posiciones en movimiento.

- Asignación de hospital al paciente. Se elije aquel al que se llega antes.

El algoritmo operativo también contiene el algoritmo de reubicación y el algoritmo de asignación de la base de regreso, cuyos detalles se dan a continuación.

3.2.1. Algoritmo de reubicación

El pseudocódigo Algoritmo de reubicación muestra los pasos para realizar la reubicación de ambulancias. El algoritmo está activo mientras los conjuntos A_m^f y E_m no están vacíos. Se selecciona el primer escenario, el más importante (línea 2), y se determina la base de destino b_d. Se comprueba si la b_d es la base habitual de alguna de las ambulancias que están en el conjunto A_m^f (línea 6). Si es así, esta ambulancia se envía a la base de destino (se da prioridad a la ambulancia habitual, independientemente de si es la más cercana o no). Si en el conjunto de A_m^f no está la ambulancia habitual de la base de destino (línea 10), se crea un subconjunto $A_m^* \subset A_m^f$ para las ambulancias que son candidatas a ser reubicadas.

Condiciones para ser candidato a reubicar (línea 13):

- El tiempo de trayecto hasta la base de destino no supera el tiempo de reubicación máximo T_R.

- Se cubre más población en la base de destino que en la base de regreso alternativa. La base de regreso alternativa para una ambulancia a es su base habitual. Si esta base está ocupada por la ambulancia q, entonces la base de regreso alternativa para la a es la base habitual de la q. Si esta base también está ocupada, entonces la base de regreso alternativa para la a es la base libre más cercana a su base habitual.

Cuando hay candidatos a reubicar (línea 15), se envía a la base de destino aquella ambulancia del A_m^*, que antes llega allí. Si las condiciones para ser candidato a reubicar no se cumplen para ninguna de las ambulancias de A_m^f, entonces el escenario de reubicación

seleccionado no se puede cubrir y el proceso comienza nuevamente para el siguiente escenario de reubicación. Se actualizan los conjuntos A_m^f y E_m (línea 17). El algoritmo de reubicación finaliza cuando los conjuntos A_m^f y E_m están vacíos. Sin embargo, si hay ambulancias que necesitan asignarse a bases, pero no hay escenarios de reubicación, se activa el algoritmo Asignar base de regreso.

Algorithm 1: Algoritmo de reubicación

```
1  while A_m^f != null and E_m != null do
2      e = E_m[0];
3      Determine b_d;
4      for i = 1, ..., |A_m^f| do
5          Determine b_i^u;
6          if b_i^u == b_d then
7              Send a_i to b_d;
8              AmbulUsual = True;
9              Break
10     if AmbulUsual == False then
11         A_m^* = null;
12         for i = 1, ..., |A_m^f| do
13             if a_i meets the conditions to be a relocation candidate then
14                 Update A_m^* (a_i)
15         if A_m^* != null then
16             Send the closest ambulance to b_d
17     Update A_m^f y E_m
18 if A_m^f != null and E_m == null then
19     Asignar base de regreso
```

3.2.2. Algoritmo de asignación de la base de regreso

Una ambulancia al finalizar un servicio, si no se asigna a otra emergencia se envía a una base de espera. Si la ambulancia no se reubica, debe ir a la base habitual. Sin embargo, esta base puede estar ocupada por otra ambulancia como resultado de un movimiento de reubicación anterior, en cuyo caso, es necesario encontrar otra base de regreso.

El algoritmo Asignar base de regreso está activo mientras haya ambulancias pendientes de asignar a una base, es decir, el conjunto A_m^f no esté vacío. Cada ambulancia a se asigna a su base habitual (b_a^u) si está libre (línea 5). En caso contrario, se identifica la base habitual de la ambulancia q que ocupa b_a^u. Si b_q^u está libre, la ambulancia a se envía a b_q^u (línea 10), si

no, a se envía a la base libre más cercana a b_a^u (línea 12).

Algorithm 2: Algoritmo Asignar base de regreso

```
1  while A_m^f != null do
2      a = A_m^f[0];
3      Determine b_a^u;
4      if b_a^u is free then
5          Send a to b_a^u
6      else
7          Identify ambulance q in b_a^u;
8          Determine b_q^u;
9          if b_q^u is free then
10             Send a to b_q^u
11         else
12             Send a to the closest unoccupied base to b_a^u
13     Update A_m^f
```

3.3. Evaluación de la estrategia propuesta y resultados obtenidos

Como en muchos de los trabajos referentes a la reubicación dinámica de ambulancias (Carvalho et al. (2020), Jagtenberg et al. (2015), Schmid (2012)), donde la propuesta de una estrategia suele ir acompañada por la resolución de un caso particular, se genera una serie de instancias relacionadas con el área de servicio de Valencia, para analizar el rendimiento del algoritmo diseñado. Pero antes de explicar el diseño de las instancias, se definen algunas características del propio algoritmo operativo en base a la literatura analizada.

Se considera que las emergencias pueden ocurrir durante un turno de trabajo N igual a 720 minutos (12 horas). Suponemos que el tiempo de triaje junto con el tiempo de preparación es igual a 3 minutos. Siempre se envía la ambulancia libre más cercana a la emergencia. El tiempo que una ambulancia dedica al paciente en el lugar de la emergencia es aleatorio entre 15 y 30 minutos. Todos los pacientes necesitan un traslado al hospital. El hospital asignado siempre es el más cercano. Se considera que los hospitales tienen una capacidad ilimitada y el tiempo de traspaso del paciente es igual a 0. El tiempo de limpieza y desinfección de las ambulancias no se contemplan en este trabajo. El tiempo máximo de viaje para el cálculo de isócronas T_{max} es igual a 7 minutos. El tiempo de respuesta T es igual a 10 minutos. Definimos el tiempo máximo de reubicación t_R como el tiempo promedio de viaje entre cada hospital y cada base de destino, que resulta ser de 10 minutos.

Los tiempos de trayectos entre cada par origen-destino se calculan con el complemento *ORS Tool* de QGIS. Dado que no se tienen en cuenta los semáforos, sino sólo la velocidad máxima permitida, consideramos que estos tiempos se asemejan bastante a los de una ambulancia, cuando ésta se dirige a una emergencia o a un hospital, con sirenas y luces encendidas. Para los casos, cuando una ambulancia viaja sin paciente de regreso a una base, los tiempos obtenidos se incrementan en un 10 % (Jagtenberg et al., 2015).

3.3.1. Diseño de las instancias

En base a los datos abiertos de la Conselleria de Sanitat (SAN), se generan cinco tipos de instancias: de 30, 40, 50, 60 y 80 emergencias. Cada instancia contiene 4 archivos:

- Tabla de datos de emergencias
- Matriz de distancias entre bases y emergencias
- Matriz de distancias entre hospitales y emergencias
- Matriz de distancias entre emergencias y hospitales

Cada tabla de emergencias contiene una secuencia de emergencias ocurridas en un período de 720 minutos. La información necesaria para cada una de estas emergencias es la siguiente:

- Localización del suceso
- El momento de llegada de la llamada
- Duración de la asistencia in situ

Para cada tipo de instancia se obtienen 5 réplicas con la localización de cada una de las emergencias. Para obtener la localización se utiliza el algoritmo *Random points inside polygons* de QGIS. Se generan las coordenadas de las emergencias en las 77 zonas del área de Valencia, pero no en cualquier lugar, sino en el área de posible demanda, definida por el tejido urbano continuo, tejido urbano discontinuo, zonas industriales y comerciales, instalaciones deportivas y recreativas, zonas verdes urbanas (capa de usos del suelo *Corine Land Cover 2018* del Institut Cartogràfic Valencià) y las carreteras (*Download OSM* de QGIS). La probabilidad de aparición de las emergencias en diferentes zonas se define en función de la población, como en Andersson and Värbrand (2007) o Jagtenberg et al. (2015). La Figura 3.6 muestra un ejemplo, donde se observan las localizaciones de las 50 emergencias para la instancia 50_1

(instancia de 50 emergencias, réplica 1). El momento de llegada de la emergencia (entre 1 y 720 minutos) y la duración de la asistencia in situ (entre 15 y 30 minutos) se generan de modo aleatorio.

Para cada una de las cinco instancias de cada tipo se generan a su vez otras 5 réplicas, conservando la misma localización de las emergencias, pero modificando el momento en el que se produce la llamada y el tiempo de asistencia in situ. De este modo se obtiene un total de 125 instancias ($5 \cdot 5 \cdot 5$).

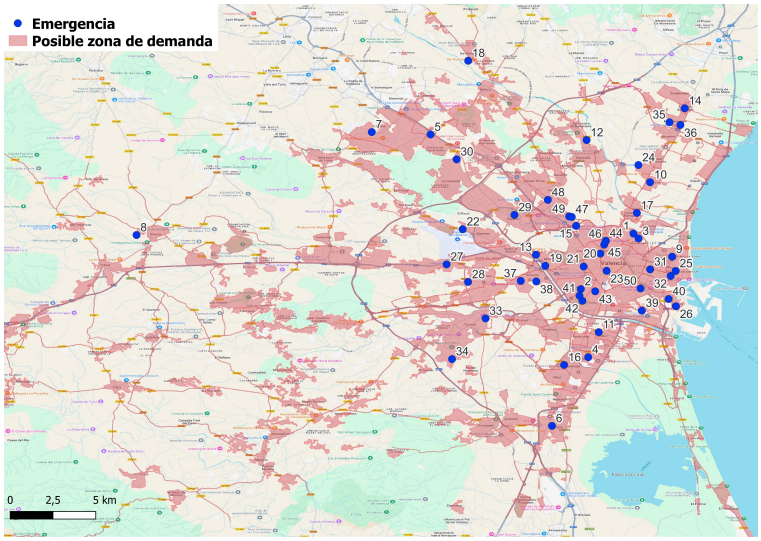


Figura 3.6: *Ejemplo de localización de emergencias para una instancia*
Fuente: Elaboración propia

Aparte de los datos para cada una de las instancias, hay datos comunes, que son:

- Tabla de bases habituales para cada ambulancia
- Tabla de población cubierta desde cada una de las bases
- Tabla de hospitales
- Matriz de distancias entre hospitales y bases

Al procesar cada instancia, se genera una tabla, llamada *Tabla de gestión*, donde se guarda toda la información referente al proceso de atención a cada emergencia (ambulancia asignada, hospital asignado, los tiempos de trayectos, etc.) para realizar un análisis de resultados a posteriori.

3.3.2. Variantes del algoritmo de reubicación y medidas de desempeño

Uno de los procedimientos más comunes para evaluar las estrategias propuestas es compararlas con la estrategia actual utilizada por el SES, sin reubicación (Maxwell et al. (2010), Schmid (2012), Billhardt et al. (2014), Enayati et al. (2018a)). Además de analizar el rendimiento de la estrategia con reubicación frente a la de no reubicación, también interesa conocer el efecto de cambios en algunos de los elementos del algoritmo sobre su rendimiento. Se proponen cuatro versiones del algoritmo de reubicación (ver la Tabla 3.6). Dependiendo del valor máximo de T_R tenemos dos pares de algoritmos: Alg_1 y Alg_3 con 12 minutos y Alg_2 y Alg_4 con 10 minutos. El objetivo es estudiar cómo el aumento del tiempo máximo de reubicación afecta a la estrategia propuesta. Otro elemento que se quiere estudiar es el siguiente. El Algoritmo de reubicación, a la hora de cubrir un escenario, da prioridad al envío a la base de destino b_d de su ambulancia habitual, aunque no sea la más cercana. Esta estrategia es la que siguen los algoritmos Alg_1 y Alg_2. Los algoritmos Alg_3 y Alg_4 cambian el criterio y siempre envían a la base de destino la ambulancia más cercana.

Algoritmo	T_R **(min)**	**Ambulancia a enviar**
Alg_1	12	Habitual
Alg_2	10	Habitual
Alg_3	12	Más cercana
Alg_4	10	Más cercana

Tabla 3.6: *Algoritmos de reubicación*

Para validar el desempeño de los 4 algoritmos de reubicación propuestos, sus resultados se comparan con los del modelo estático, cuando no hay reubicación y cada ambulancia vuelve a su base habitual después de finalizar cada servicio. Se proponen las siguientes medidas de desempeño:

- El número de llamadas con tiempo de respuesta dentro del umbral $T = 10$ min
- La media de retrasos (cuando el tiempo de respuesta es superior a 10 minutos)
- El porcentaje (%) de reubicaciones sobre el total de desplazamientos
- Desviación estándar (DE) de desplazamientos realizados por cada ambulancia

3.3.3. Resultados numéricos

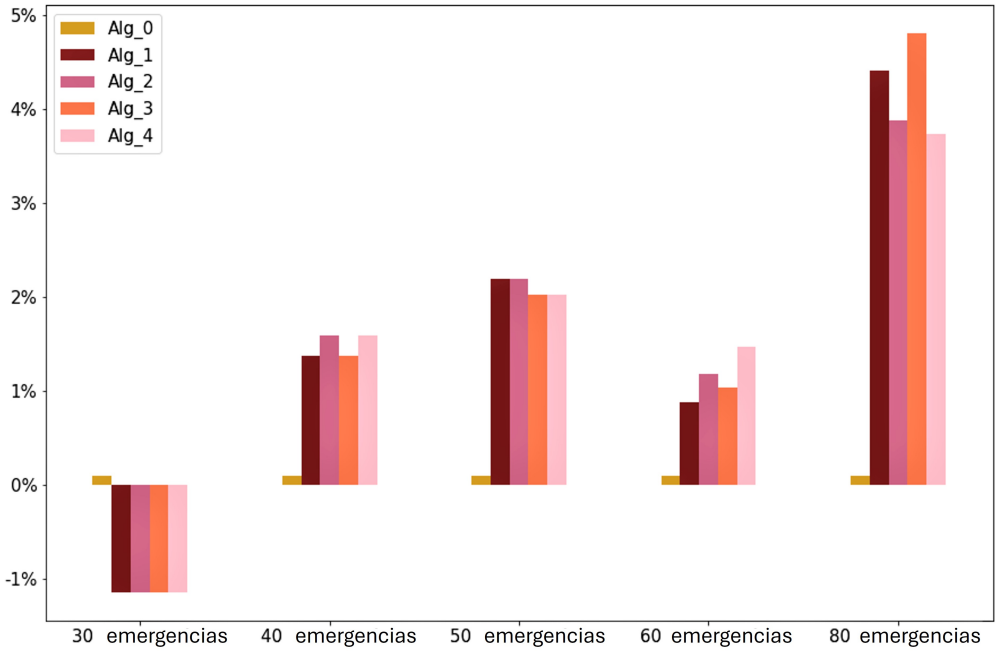
Los resultados obtenidos para los cinco tipos de instancias con cada uno de los cinco algoritmos se muestran en la Tabla 3.7, indicando los valores para cada una de las medidas de desempeño.

		Alg_0	*Alg_1*	*Alg_2*	*Alg_3*	*Alg_4*
		Número de llamadas atendidas dentro de 10 min				
Instancias	**30 emergencias**	349	345	345	345	345
	40 emergencias	439	445	446	445	446
	50 emergencias	592	605	605	604	604
	60 emergencias	679	685	687	686	689
	80 emergencias	749	782	778	785	777
		Media de retrasos (min)				
	30 emergencias	2,94	2,97	2,97	2,97	2,97
	40 emergencias	3,21	3,26	3,24	3,26	3,24
	50 emergencias	3,23	3,21	3,21	3,21	3,21
	60 emergencias	3,47	3,53	3,52	3,52	3,51
	80 emergencias	5,00	4,71	4,67	4,67	4,66
		% de reubicaciones sobre el total de desplazamientos				
	30 emergencias	0,0	32,3	31,3	32,7	32,0
	40 emergencias	0,0	37,0	36,8	35,5	35,3
	50 emergencias	0,0	39,4	39,0	40,5	40,0
	60 emergencias	0,0	41,9	39,7	43,7	41,5
	80 emergencias	0,0	45,9	43,6	46,9	44,2
		Desviación estándar de los desplazamientos de cada ambulancia				
	30 emergencias	37	29	29	29	28
	40 emergencias	47	37	37	40	39
	50 emergencias	56	46	46	46	45
	60 emergencias	57	39	41	38	39
	80 emergencias	58	44	45	41	41
		Para las instancias de 80 emergencias				
Nº de llamadas en cola		84	43	43	49	47
% de llamadas en cola		4,2	2,2	2,2	2,5	2,4
Media (DE) de km recorridos por vehículo		172 (49,0)	170 (43,5)	170 (44,5)	171 (44,4)	171 (45,5)
Total de kilómetros recorridos		38.618	38.180	38.217	38.368	38.494

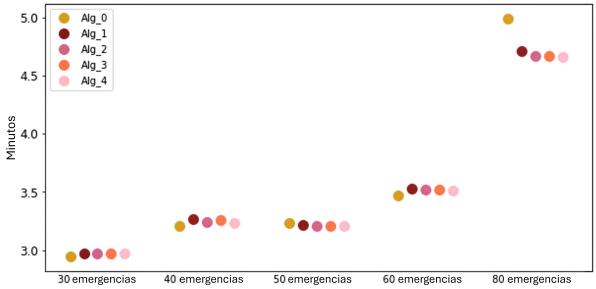
Tabla 3.7: *Resultados numéricos*

El algoritmo sin reubicación (*Alg_0*) muestra un mejor rendimiento en cuanto al número de llamadas respondidas dentro de 10 minutos en instancias de 30 emergencias, mientras que, en instancias de 40, 50, 60 y, especialmente, 80 emergencias, los cuatro algoritmos con reubicación superan al algoritmo sin reubicación. Se observa que la reubicación es más efectiva con una mayor carga de trabajo. Para una mejor visualización, la Figura 3.7a muestra el

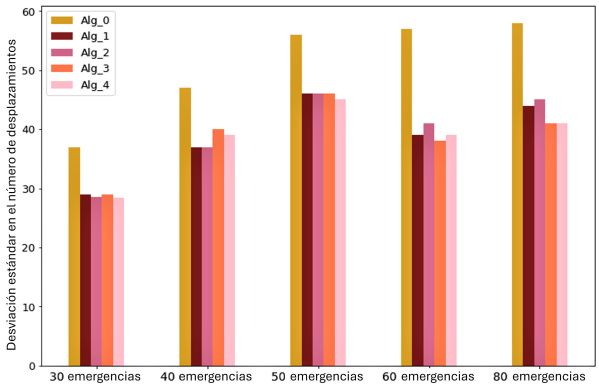
porcentaje de llamadas con tiempo de respuesta dentro de 10 minutos para cada algoritmo con respecto al algoritmo sin reubicación. En el caso de instancias de 80 emergencias, la mejora puede ser superior al 4 %.



(a) Variación porcentual del número de llamadas con respecto a Alg_0



(b) Media de retrasos



(c) Desequilibrio en la carga de trabajo

Figura 3.7: *Resultados numéricos*

Los algoritmos de reubicación no mejoran sustancialmente la media de retrasos en instancias de 30, 40, 50 y 60 emergencias (ver la Figura 3.7b). En un sistema saturado (80 emergencias), la media de retrasos aumenta considerablemente, lo cual es un resultado bastante obvio, porque la carga de trabajo es elevada y no siempre es posible tener ambulancias libres para atender las llamadas inmediatamente. Sin embargo, es importante destacar que,

en el caso del algoritmo sin reubicación, este aumento es mayor que en los algoritmos con reubicación. Entonces, al realizar la reubicación, no solo aumenta el número de llamadas atendidas dentro del límite de 10 minutos, sino que también disminuye la media de retrasos.

Dado que las reubicaciones solo se realizan al final de un servicio, el número de movimientos en cada caso es el mismo que en un modelo estático. La diferencia radica en que, en lugar de ir a la base habitual, las ambulancias se desplazan a otras bases. La Tabla 3.7 muestra el porcentaje de reubicaciones del total de desplazamientos realizados por ambulancias. Este valor no llega en ningún caso al 50 %.

La Tabla 3.7 también muestra la desviación estándar del número de viajes para cada tipo de instancia en cada algoritmo. Una desviación pequeña implica una menor diferencia en la carga de trabajo de las distintas ambulancias. En la Figura 3.7c se observa que en los cuatro algoritmos con reubicación, en todos los tipos de instancias, el desequilibrio (la desviación) es menor que en el algoritmo sin reubicación.

Si comparamos los algoritmos de reubicación entre sí, observamos que la variación del tiempo máximo de reubicación influye en el porcentaje de reubicaciones de los desplazamientos totales. Como era de esperar, en todos los tipos de instancias con Alg_1 y Alg_3 (con $T_R = 12$ min), el número de reubicaciones es mayor que con Alg_2 y Alg_4 respectivamente; sin embargo, este aumento en las reubicaciones no supone una mejora clara en el número de llamadas atendidas dentro del límite de tiempo. Mientras que en los casos de 40 y 60 emergencias los algoritmos con menor T_R son mejores, en los casos de 80 emergencias los algoritmos con mayor T_R muestran un mejor comportamiento. Con respecto al promedio de retrasos, los algoritmos con mayor T_R muestran un rendimiento ligeramente inferior al de aquellos con menor T_R. Esto podría deberse a que las ambulancias que se dirigen a una base no participan en la asignación a emergencias hasta que no lleguen allí, así que si tardan más, peor es el rendimiento del sistema. En términos generales, podemos concluir que no hay diferencia en el comportamiento de los algoritmos con $T_R = 12$ min y $T_R = 10$ min para nuestro caso de estudio.

Si comparamos los algoritmos en cuanto a las preferencias para enviar las ambulancias a las bases de destino (habituales o más cercanas), no podemos concluir que algunas sean mejores que otras respecto al número de llamadas dentro de 10 minutos y la media de retrasos. Con respecto a la diferencia en la carga de trabajo, aunque no existen muchas diferencias entre los cuatro algoritmos de reubicación, en los casos de 60 y 80 emergencias, la estrategia de enviar la ambulancia más cercana proporciona el mejor equilibrio entre la carga de trabajo de los diferentes vehículos sanitarios.

Finalizamos la presentación de los resultados con un dato surgido en los casos de 80 emergencias: el número de llamadas no atendidas de inmediato debido a la falta de ambulancias disponibles. De un total de 2000 llamadas atendidas en 80 emergencias, 84 tuvieron que esperar en la cola en el algoritmo sin reubicación (ver la Tabla 3.7), mientras que en los cuatro

algoritmos con reubicación este valor es más bajo (casi la mitad). Además, estos resultados se obtienen sin aumentar los kilómetros recorridos. Cabe destacar que, en la Tabla 3.7, los valores de la media y la desviación estándar de los kilómetros recorridos por vehículo, así como los valores del total de kilómetros recorridos en las 25 instancias, son menores si se realiza la reubicación de ambulancias.

3.4. Conclusiones

En este capítulo se ha desarrollado una estrategia de reubicación dinámica de ambulancias basada en el uso de los SIG. A partir del análisis de solapamientos de isócronas, se han generado escenarios que constituyen las condiciones adecuadas para la reubicación de vehículos sanitarios. Los resultados obtenidos muestran que las ventajas de la reubicación de ambulancias se obtienen gracias a una mejor asignación de vehículos a las bases y no al aumento de costes adicionales. La reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias aumenta el número de llamadas, con un tiempo de respuesta inferior a 10 minutos. Este aumento es especialmente notable en casos con alta carga de trabajo, donde también existe una importante ventaja sobre el modelo estático (sin reubicación) en el promedio de retrasos. La estrategia propuesta proporciona un equilibrio en la carga de trabajo de las diferentes ambulancias. Este hecho se refleja no solo en el número de servicios atendidos, sino también en el número de kilómetros recorridos por cada ambulancia. El número de viajes de las ambulancias es el mismo que en un modelo estático y no se observa un aumento en el número total de kilómetros recorridos, al igual que en el estudio de Billhardt et al. (2014). La única desventaja es que las ambulancias no siempre regresan a su base habitual, pero la incidencia de este hecho no supera el 50 % en ningún caso. También se ha observado que no siempre es necesario reubicar los vehículos, sino solo cuando se supera un umbral de emergencia en un tiempo determinado. En el caso analizado, este umbral es de aproximadamente 30 emergencias en un turno de 12 horas.

La estrategia propuesta no está exenta de limitaciones. Todas las ambulancias inician su turno de trabajo en su base habitual, pero no la finalizan allí. La evaluación de la estrategia realizada no considera varios aspectos realistas, como, por ejemplo, la tasa de llamadas no homogénea o la asignación de las ambulancias en ruta a las emergencias. Estas limitaciones se abordan en el Capítulo 5.

3.5. Contribución

Finalizamos este capítulo con una breve descripción de la contribución realizada. La estrategia de reubicación basada en el análisis de solapamientos de isócronas se ha desarrollado

en el marco de los siguientes tres proyectos de investigación:

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Alberola Oltra, Juan Miguel; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva ... Innovacion en Reubicacion de Vehiculos de Emergencias Sanitarias: Una Herramienta Inteligente de Decision (INNACC/2021/26). (05/04/22 - 29/09/23)

Vallada Regalado, Eva (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Giménez-Palacios, Iván; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea ... Optimización Realista en Problemas de Salud Pública (PID2021-124975OB-I00). (24/10/22 - 31/05/23)

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia. Técnicas heurísticas para el problema de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias (PAID-01-21). (01/06/22 - 31/05/25).Financiación RRHH. UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA.

Se han impartido dos seminarios con la temática relacionada:

- iREVES (innovación en Reubicación de Vehículos de Emergencias Sanitarias): una herramienta inteligente de decisión. Departamento de Estadística e I.O de la Universitat de València, 27/10/2021
- Heurísticas para el problema de la reubicación dinámica de vehículos sanitarios. Instituto de Matemáticas de la Universidad de Sevilla (IMUS), 08/04/2022.

Además, se ha participado en varios congresos, uno de los cuales es un congreso internacional específico, relacionado con las herramientas heurísticas y metaheurísticas:

Karpova Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva (2021). ÁREA: NUEVAS TECNOLOGÍAS PARA EL DIAGNÓSTICO Y LA GESTIÓN EN SALUD. Investigadora: Yulia Karpova Krylova. EN I Workshop Internacional Mujeres Investigadoras Innovan. (69 - 70). Granada, España

Karpova Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina García, Miguel Ángel (2021). Heurísticas basadas en el análisis de isócronas para el problema de la reubicación dinámica de vehículos sanitarios. EN VIII Congreso I+D+i Campus de Alcoi. Creando sinergias. (41 - 44). Alcoy, España: Compobell

Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina García, Miguel Ángel (2022). Algoritmos heurísticos para problemas reales de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias. EN XXXIX Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa (SEIO 2022). XIII Jornadas de Estadística Pública. (153 - 153). Granada, España: Editado por A. M. Aguilera del Pino, V. Blanco, J. E. Ruiz Castro y M. D. Ruiz Medina

Vallada Regalado, Eva; Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vecina-García, Miguel Ángel (2022). Heuristic algorithms based on the isochrone analysis for dynamic relocation of medical emergency vehicles. EN 14th Metaheuristics International Conference (MIC 2022). (37 - 37). Syracuse, Italy

Por último, hay que mencionar la publicación titulada *Heuristic algorithms based on the isochron analysis for dynamic relocation of medical emergency vehicles*, realizada en la revista *Expert Systems with Applications*, D1 en JCR 2023 en el área de Investigación Operativa, con un número de citas a fecha de 20-06-25 de 14.



Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., and Vecina, M. Á. (2023).
Heuristic algorithms based on the isochron analysis
for dynamic relocation of medical emergency vehicles.
Expert Systems with Applications, 212:118773.

Capítulo 4

Evaluación de estrategias de reubicación de ambulancias: principales aspectos y problemas relacionados

Durante más de treinta años el estudio de la reubicación de ambulancias ha generado numerosas estrategias resueltas mediante métodos como la programación lineal, la programación dinámica, las heurísticas o la optimización geométrica. Sin embargo, como indica Aringhieri et al. (2017), no se ha podido determinar cuál de las estrategias propuestas es la mejor. Dada la naturaleza dinámica del proceso de respuesta a emergencias sanitarias, la evaluación de las estrategias de reubicación suele realizarse mediante una simulación que requiere especificar múltiples aspectos como la distribución temporal y espacial de las llamadas, el tiempo de triaje para su clasificación, el tiempo de desplazamiento, el tiempo de respuesta, etc. Sin embargo, no existe consenso a la hora de definir estos aspectos, a pesar de la existencia de patrones comunes para los diferentes Servicios de Emergencias Sanitarias (SES). En primer lugar, porque no existe un criterio común no solo para especificar estos aspectos en un entorno dinámico, sino también para identificarlos (en ocasiones se utiliza el mismo término para referirse a diferentes conceptos). En segundo lugar, porque las revisiones existentes del problema de reubicación de ambulancias (Bélanger et al. (2015), Bélanger et al. (2019), Neira-Rodado et al. (2022)) no suelen abordar estas características, sino que se centran en la clasificación de las estrategias propuestas. El tipo de reubicación (multi-período o dinámica), la metodología de resolución (programación lineal, programación dinámica, heurísticas, etc.), los objetivos de optimización (maximizar la cobertura, minimizar el número de llamadas atendidas fuera de un límite de tiempo, etc.), el momento de resolución (offline u online), el conjunto de vehículos a reubicar (los que han completado un servicio o toda la flota), el tipo de flota (homogénea o heterogénea) constituyen los criterios de clasificación habituales de las estrategias

de reubicación. A pesar de los esfuerzos por simular el proceso de respuesta a emergencias más realista posible, dada su complejidad se utilizan algunas simplificaciones como la demanda agregada, las distancias lineales, la velocidad constante del vehículo, etc. En este capítulo se sistematiza la información sobre la determinación de los elementos clave para modelar el proceso de atención a las emergencias sanitarias. Además, se aborda la importancia de determinar varios aspectos realistas como el tipo de tasa de llamadas de emergencias, la edad de la población y su distribución en la región, así como el tipo de distancia para calcular los tiempos de viaje.

4.1. Entorno simulado

Una de las formas más comunes de evaluar las estrategias de reubicación es la simulación, ya que no requiere una simplificación excesiva del proceso de respuesta a emergencias, sino que detalla sus múltiples aspectos (Henderson and Mason, 2005). Los inicios del uso de la simulación en la atención sanitaria se remontan a la década de 1960 del siglo XX. La simulación se ha empleado para la configuración de salas de urgencias (Abo-Hamad and Arisha, 2013), el análisis de estrategias de despacho de ambulancias (van Buuren et al. (2012), Jagtenberg et al. (2017b)), la planificación de camas hospitalarias (He et al., 2019) o para problemas de ubicación de ambulancias (Yang et al. (2019), Bélanger et al. (2020)). Los autores de Henderson and Mason (2005) combinan la simulación con los Sistemas de Información Geográfica (SIG) para visualizar los resultados al planificar los servicios de urgencias. En Zhen et al. (2014), la simulación se combina con un módulo de optimización para el problema de despliegue y reubicación de ambulancias. En Pinto et al. (2015) se propone un método genérico para el desarrollo de modelos de simulación para ambulancias. Los autores de Olave-Rojas and Nickel (2021) desarrollan un modelo de simulación híbrido basado en el proceso general de servicios de emergencia prehospitalarios y utilizan inteligencia artificial para determinar los parámetros clave de la simulación. En Ridler et al. (2022) se desarrolla un simulador gratuito y de código abierto para servicios médicos de emergencia, que incorpora el módulo de optimización (programación entera) y un algoritmo de búsqueda local.

Una revisión de modelos de simulación aplicados a las operaciones de servicios médicos de emergencia se puede encontrar en Aboueljinane et al. (2013), sin embargo solo cinco de los trabajos revisados corresponden a la reubicación de ambulancias. Además, desde entonces el número de artículos dedicados a la reubicación de ambulancias ha aumentado notablemente (ver Bélanger et al. (2019), Neira-Rodado et al. (2022)). El artículo de Kergosien et al. (2015) revisa trabajos que modelan el proceso de gestión de los SES, donde los autores resumen las decisiones relativas a la simulación. Se describe qué tipo de decisiones se tienen en cuenta: dimensionamiento de la flota, ubicación y reubicación de los vehículos o reglas de despacho de ambulancias. Se muestra qué distribuciones se utilizan para determinar tres tipos de datos de entrada: llegada de llamadas, tiempos de viajes y tiempos de intervención. Sin embargo,

la información proporcionada es muy genérica, sin especificar, por ejemplo, la distribución espacial de las llamadas, ni cuantificar los tiempos de intervención.

En este capítulo se examinan aspectos clave del modelado del proceso de respuesta sanitaria a emergencias, destacando la importancia de incorporar características realistas. La Figura 4.1 recuerda las principales acciones del proceso y los períodos entre dos acciones consecutivas. Cada uno de los elementos de este proceso tiene que ser reproducido en un entorno simulado.

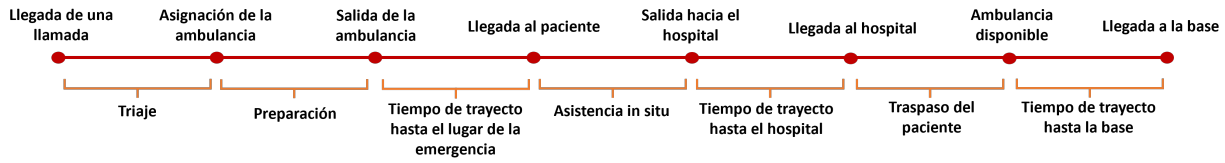


Figura 4.1: *Proceso de atención a una emergencia sanitaria*
Fuente: Elaboración propia

La Figura 4.2 muestra (enmarcadas en rojo) las principales decisiones que se suelen tomar a la hora de modelar el proceso de atención a las emergencias sanitarias. Estos aspectos se pueden clasificar en tres grupos:

- El primer grupo (parte superior de la figura) son los algoritmos operativos: el algoritmo de asignación de ambulancias, el algoritmo de asignación de hospitales y el algoritmo de asignación de bases de regreso. Estos tres algoritmos son fundamentales y aparecen en todos los estudios. Si bien suelen implicar reglas de decisión sencillas, como asignar la ambulancia más cercana o asignar el hospital más cercano, su simulación requiere una secuencia de operaciones específicas.

- El segundo grupo consta de algoritmos específicos, concretamente algoritmos de reubicación, representados como recuadros sombreados en gris en la parte superior de la figura. Estos algoritmos abordan el reto particular de la reubicación de ambulancias y cada trabajo propone su propia versión.

- En el tercer grupo se encuentran nueve aspectos (recuadros sombreados en la parte inferior de la Figura 4.2), todos ellos relacionados con los datos y la información que debe incorporarse. Este conjunto de aspectos incluye la distribución temporal y espacial de las llamadas de emergencia (sombreados en rosa), los tiempos de intervención: tiempo de triaje, tiempo de preparación, tiempo en el lugar de los hechos, tiempo de asistencia in situ (sombreados en naranja) y los tiempos de desplazamientos: tiempo de traslado al lugar del incidente, al hospital y a la base de regreso (sombreados en gris). La dificultad para determinar estos aspectos radica no solo en su naturaleza estocástica, sino también en la poca importancia que a menudo se les asigna al evaluar las estrategias propuestas.

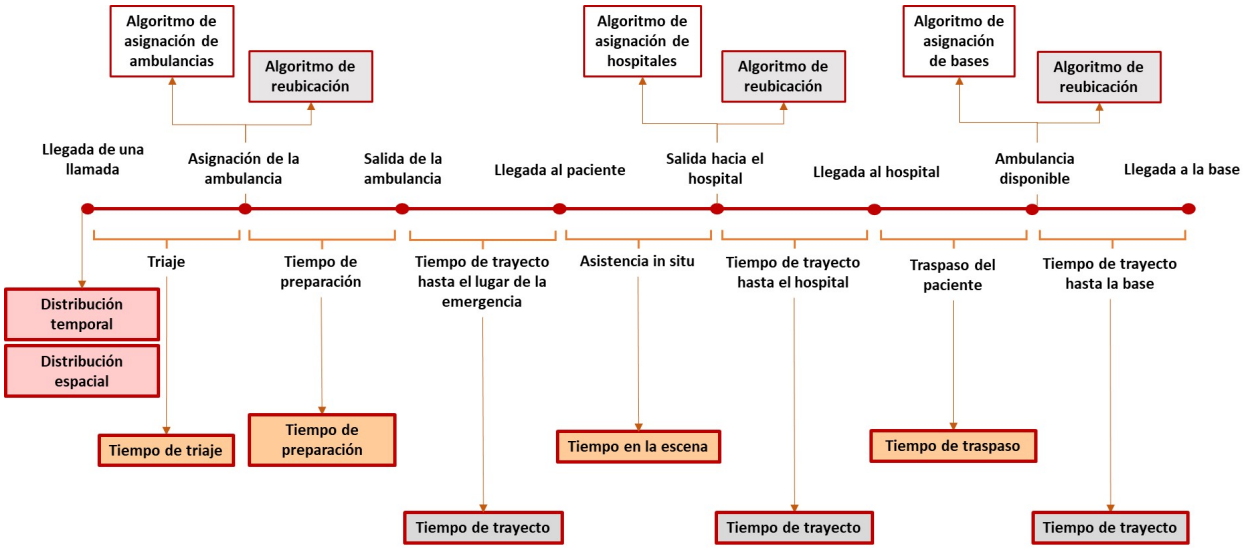


Figura 4.2: *Modelado del proceso de respuesta a emergencias*
Fuente: Elaboración propia

En los apartados 4.1.2-4.1.4 se describen los detalles de cada uno de los aspectos de este tercer grupo, pero previamente se detallan los trabajos seleccionados para la revisión.

4.1.1. Trabajos de investigación revisados

En base a las últimas revisiones sobre modelos y tendencias de (re)localización de Aringhieri et al. (2017), Bélanger et al. (2019), Neira-Rodado et al. (2022) y Becker et al. (2023), inicialmente se ha obtenido una lista de 50 artículos centrados en la reubicación de ambulancias. Sin embargo, algunos artículos se han excluido, porque aunque utilizan el término *relocation*, abordan principalmente problemas de ubicación estática de ambulancias, como el de Jánošíková et al. (2016) y Jánošíková et al. (2019). El artículo de Schneeberger et al. (2016) se ha excluido porque se centra en la reubicación de ambulancias en casos de crisis, en lugar de en casos de atención regular. También se han excluido los estudios que no simulan explícitamente el proceso de respuesta a emergencias, como Schmid and Doerner (2010), Başar et al. (2011), Saydam et al. (2013), Degel et al. (2015), Enayati et al. (2018b), Peng et al. (2020), que evalúan soluciones comparando la cobertura, o Nair and Miller-Hooks (2009), que utiliza un modelo analítico para estimar el tiempo de respuesta. El trabajo de Van Buuren et al. (2018) se ha descartado porque sus estrategias de reubicación se evalúan en un centro de despacho de EMS real. Se ha excluido un total de 26 trabajos. Adicionalmente, se han examinado los artículos citados en los trabajos seleccionados, así como los que citaban las revisiones mencionadas, lo que ha conducido a la identificación de 11 artículos adicionales relevantes para este estudio. Cada uno de los documentos resultantes se ha revisado en detalle, centrándose en la evaluación de las estrategias de reubicación.

Existen varios trabajos en los que los autores utilizan simulación para evaluar estrategias de reubicación de ambulancias dentro de un marco de Programación Dinámica Aproximada (ADP). Si bien los objetivos de estos trabajos varían (Maxwell et al. (2010) presenta un enfoque de ADP, Maxwell et al. (2009) detalla el modelo de simulación, Maxwell et al. (2013) se centra en un proceso de ajuste preparatorio para algoritmos de ADP y Maxwell et al. (2014) desarrolla un límite para la fracción a largo plazo de llamadas con tiempos de respuesta superiores a un umbral determinado), el modelado del entorno simulado se mantiene bastante similar, a pesar de las particularidades de cada uno de los dos casos reales estudiados. Por lo tanto, presentamos la información detallada de Maxwell et al. (2009), que presenta mayor interés para nuestro estudio.

La Tabla 4.1 caracteriza, en orden cronológico, cada uno de los trabajos examinados en base a tres conjuntos de elementos identificados como: *Reubicación*, *Medidas de desempeño* y *Evaluación*. Las dos columnas correspondientes a *Reubicación* indican el tipo de reubicación utilizada (reubicación multi-período o reubicación dinámica). Las siguientes seis columnas indican las medidas de desempeño utilizadas. Dado un amplio rango de medidas, se ha hecho una agrupación de ellas. Hay medidas de efectividad del servicio, relacionadas con los pacientes (por ejemplo, llamadas contestadas dentro de un límite de tiempo) y también medidas de eficiencia y costes de reubicación, relacionadas con SES (por ejemplo, carga de trabajo). Los grupos de medidas de desempeño utilizados son los siguientes: Algunas estadísticas (usualmente el promedio) del tiempo de respuesta (*TR*), medidas de cobertura (llamadas respondidas dentro de un límite de tiempo), número o porcentaje de llamadas respondidas fuera de un límite de tiempo (*LFL*), una medida de reubicaciones realizadas, carga de trabajo de diferentes equipos o una medida de su equidad (número de solicitudes atendidas, distancias recorridas, etc.), otros (tiempo total de servicio, tiempo de viaje esperado). Las últimas columnas, agrupadas bajo el encabezado *Evaluación*, indican cómo los autores evalúan sus estrategias. La columna denominada *Simulación* indica trabajos que usan simulación sin especificar su tipo. La columna *TBS* indica trabajos que usan simulación basada en el tiempo, mientras que los trabajos indicados en la columna *DES* usan Simulación de Eventos Discretos (DES) que trata las operaciones del sistema como una secuencia de eventos discretos que no está influenciada por el paso del tiempo (para más detalles, remitimos a Pinto et al. (2015)).

Una de las desventajas de la reubicación es la generación de estrés en el sistema, porque se altera la estrategia habitual de ubicación de las ambulancias y, en la medida de lo posible, se debe limitar el número de reubicaciones. Estas limitaciones pueden venir dadas por el tiempo máximo de reubicación permitido (Andersson and Värbrand (2007), Aringhieri et al. (2018), Sudtachat et al. (2020), Frichi et al. (2022)), el número de ambulancias a reubicar (Jagtenberg et al. (2015), Golabian et al. (2022)) o algunas otras limitaciones, como una prohibición o penalización si el tiempo entre dos reubicaciones consecutivas del mismo vehículo es inferior a un tiempo determinado (Bélanger et al., 2016) o teniendo en cuenta la carga de trabajo acumulada de cada ambulancia (Enayati et al., 2018a). Sin embargo, como se observa en la columna *Reubicaciones* de la Tabla 4.1, solo 11 trabajos consideran explícitamente medidas de rendimiento relacionadas con el número de reubicaciones. Las medidas más utilizadas son

las relacionadas con el tiempo de respuesta, consideradas en un 72 % de los trabajos revisados, y la cobertura, considerada en un 60 % de los casos. El método más utilizado para evaluar las estrategias de reubicación de ambulancias es la Simulación de Eventos Discretos (81 % de los trabajos).

	Reubicación		Medidas de desempeño						Evaluación		
Referencia	**Multi-período**	**Dinámica**	**TR**	**Cobertura**	**LFL**	**Reubicaciones**	**Equidad**	**Otros**	**Simulación**	**TBS**	**DES**
Repede and Bernardo (1994)	*		*	*				*	*		
Ingolfsson et al. (2003)		*	*								*
Peleg and Pliskin (2004)	*		*	*					*		
Andersson and Värbrand (2007)		*		*		*				*	
Haghani and Yang (2007)		*	*		*					*	*
Rajagopalan et al. (2008)	*			*							*
Maxwell et al. (2009)		*	*		*						*
Yue et al. (2012)		*		*	*	*					*
Alanis et al. (2013)		*	*				*	*			*
Mason (2013)		*	*								*
Aboueljinane et al. (2014)	*			*			*				*
Billhardt et al. (2014)		*	*				*				*
Zhen et al. (2014)	*		*			*					*
Jagtenberg et al. (2015)		*	*		*						*
Lam et al. (2015)	*	*	*	*			*				*
Bélanger et al. (2016)	*	*	*	*		*	*				*
Sudtachat et al. (2016)		*		*				*			*
van Barneveld et al. (2016)		*	*		*	*		*			*
Lam et al. (2017)		*	*		*		*	*			*
van Barneveld et al. (2017a)		*	*	*		*					*
Aringhieri et al. (2018)		*	*	*		*	*	*	*		
Enayati et al. (2018a)		*		*			*				*
van Barneveld et al. (2018)		*	*	*		*					*
Ji et al. (2019)		*	*	*				*	*		
Park et al. (2019)		*						*			*
Boujemaa et al. (2020)	*			*		*	*	*			*
Paz Roa et al. (2020)		*	*	*		*		*			*
Sudtachat et al. (2020)		*	*	*							*
Kochetov and Shamray (2021)	*		*				*	*	*		
Frichi et al. (2022)	*		*	*							*
Golabian et al. (2022)		*		*		*	*	*			*
Rottkamp et al. (2023)		*	*								*

Tabla 4.1: *Aspectos generales de los trabajos*

Una vez introducidos todos los conceptos necesarios, las siguientes secciones describen diferentes aspectos del modelado del proceso de respuesta a emergencias y muestran los detalles de cada uno en los trabajos examinados.

4.1.2. Generación de llamadas de emergencias

En un SES real, la primera acción es la atención de la llamada de emergencia y su clasificación, dado que la llegada de la llamada es un proceso externo e independiente del SES. Sin embargo, en un entorno simulado hay que generar las llamadas y eso debe realizarse con sumo cuidado, ya que es uno de los puntos más importantes al evaluar una estrategia de reubicación de ambulancias. Se deben distinguir dos aspectos en el problema de generación de llamadas de emergencia: su distribución temporal y su distribución espacial (sombreadas en rosa en la Figura 4.2).

Distribución temporal de llamadas

La distribución temporal de llamadas suele definirse de una de las siguientes maneras: reproduciendo datos históricos o basándose en distribuciones estadísticas. La Tabla 4.2 muestra información sobre la distribución temporal de las llamadas en los artículos examinados. Cabe destacar que los software de simulación cuentan con módulos específicos para generar llamadas y pueden hacerlo de diferentes maneras. En Billhardt et al. (2014), las llamadas pueden generarse aleatoriamente o basándose en datos históricos. Sin embargo, la Tabla 4.2 indica los métodos utilizados por los autores para generar llamadas en los experimentos realizados, es decir, muestra cómo cada caso de estudio (real, en la mayoría de los trabajos) genera llamadas de emergencia.

Algunos autores tienen acceso a los datos históricos con la hora exacta de las llamadas entrantes. Como se indica en la columna *Datos históricos* de la Tabla 4.2, existe un grupo de trabajos que reproducen directamente estas llamadas de emergencia entrantes (simulación basada en trazas). Rajagopalan et al. (2008) utiliza una muestra aleatoria de llamadas de todos los lunes de un año, agrupando los datos en ocho períodos de tres horas de duración. Enayati et al. (2018a) también replica las llamadas de un día específico de la semana en el conjunto de datos históricos a lo largo de un año. En van Barneveld et al. (2018) se consideran todas las solicitudes de emergencia ocurridas entre las 7:00 y las 18:00 de 2011, aunque los días con un número de incidentes fuera del intervalo $[\mu - \sigma; \mu + \sigma]$ se clasifican como valores atípicos, donde μ y σ representan la media de solicitudes por día y la desviación estándar, respectivamente, y también se eliminan los últimos 12 días del año.

Referencia	Datos históricos	Distribución estadística			Duración del período
		Distribución (λ por hora)	Tasa (espacio)	Tasa (tiempo)	
Rajagopalan et al. (2008)	*				3h
Peleg and Pliskin (2004)	*				
Mason (2013)	*				
Billhardt et al. (2014)	*				
van Barneveld et al. (2016)	*				
Enayati et al. (2018a)	*				
van Barneveld et al. (2018)	*				
Ji et al. (2019)	*				
Rottkamp et al. (2023)	*				
Alanis et al. (2013)		Poisson(6)	Genérica	Homogénea	
Zhen et al. (2014)		Poisson(50)	Genérica	Homogénea	
Jagtenberg et al. (2015)		Poisson(6,3)	Genérica	Homogénea	
Sudtachat et al. (2016)		Poisson(1,5)	Genérica	Homogénea	
Bélanger et al. (2016)		Poisson	Genérica	No homogénea	2h
Frichi et al. (2022)		Poisson	Genérica	No homogénea	
van Barneveld et al. (2017a)		Poisson(1,97)	Genérica		
Sudtachat et al. (2020)		Poisson(1,5)	Sub-zonal	Homogénea	
Ingolfsson et al. (2003)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	1h
Maxwell et al. (2009)		Poisson(4)	Sub-zonal	No homogénea	1h
Lam et al. (2015)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	2h
Lam et al. (2017)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	6h
Aringhieri et al. (2018)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	6h
Park et al. (2019)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	
Boujemaa et al. (2020)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	1h
Paz Roa et al. (2020)		Poisson	Sub-zonal	No homogénea	
Yue et al. (2012)		Poisson	Sub-zonal		
Golabian et al. (2022)		Poisson		Homogénea	
Kochetov and Shamray (2021)		Poisson		No homogénea	1h
Repede and Bernardo (1994)		Exp Negativa	Sub-zonal	No homogénea	Varios
Haghani and Yang (2007)		Exp(2)		Homogénea	
Aboueljinane et al. (2014)		Empírica			1h
Andersson and Värbrand (2007)		No indica			

Tabla 4.2: *Distribución temporal de llamadas*

Otro grupo de estudios está formado por artículos que, a partir de un análisis previo de la demanda de servicios de emergencias sanitarias, utilizan una distribución de probabilidad para generar llamadas. Estos artículos se indican en las tres columnas con el encabezado *Distribución estadística*. El tipo de distribución (normalmente Poisson) se muestra en la columna denominada *Distribución*. La tasa de llamadas (λ) en estos casos puede ser de diferente tipo. Según el espacio (columna *Tasa (espacio)*), puede haber una única tasa (Genérica) para toda el área de servicio o una tasa que depende de la zona (Sub-zonal). Dependiendo de la

variación de la tasa a lo largo del tiempo (columna *Tasa (tiempo)*), podemos hablar de una tasa homogénea, la misma para diferentes períodos, o de una tasa no homogénea, que puede cambiar de un período a otro. En Andersson and Värbrand (2007) las llamadas se generan de modo aleatorio sin especificar la distribución de probabilidad.

Especialmente en trabajos que utilizan una tasa de llamadas no homogénea, los autores deben decidir cuándo se produce este cambio, en otras palabras, deben determinar los períodos en los que la tasa se mantiene constante. Respecto a la duración de un período, no existe consenso. Según la última columna de la Tabla 4.2, podemos encontrar casos con la tasa de llamadas definida para 1 hora (caso más común) y para cada 2, 3 o 6 horas. En Repede and Bernardo (1994), los autores generan escenarios con diferente duración (1, 3, 6, 12 y 24 horas). En van Barneveld et al. (2016), el día se divide en tres períodos: día (7:30-17:00), tarde (17:00-00:00) y noche (00:00-7:30), pero la tarde no se considera en los experimentos. En Park et al. (2019) hay tres períodos horarios, cada uno con su propia duración: 00:00-08:00, 08:00-11:00 y 11:00-00:00. Frichi et al. (2022) trabaja con un período diurno, de 7:00 a 22:00 horas y un período nocturno, de 22:00 a 7:00. Cabe mencionar que algunos trabajos dedicados a la reubicación dinámica, es decir, que reubican ambulancias cuando cambia el número de vehículos disponibles, también consideran los cambios en la demanda en diferentes períodos, aunque estos cambios no constituyen una razón explícita para la reubicación (Gendreau et al. (2001), Schmid (2012) o Nasrollahzadeh et al. (2018)).

Finalmente, cabe destacar que existen pocos artículos que estudian cómo la forma de generar llamadas de emergencias afecta al rendimiento de las estrategias de reubicación. En Maxwell et al. (2009) se utiliza una tasa genérica constante de aproximadamente 4 llamadas por hora. En base a esta tasa, se estima una tasa de llamadas no homogénea en cada subzona. Los autores estudian cómo la variación de la tasa genérica en el rango de [3,2; 4,8] afecta al número promedio de llamadas perdidas (contestadas fuera de un cierto tiempo). Alanis et al. (2013) también prueban diferentes valores para la tasa de llamadas genérica (4, 6, 10 llamadas por hora). En Sudtachat et al. (2020) las pruebas se realizan con tasas de llamadas por hora que están entre 0,5 y 2,5. Sin embargo, en todos estos artículos lo que varía es el valor de la tasa utilizada, pero no su tipo (genérica & sub-zonal, homogénea & no homogénea).

Distribución espacial de llamadas

El segundo aspecto del problema de la generación de llamadas de emergencia es su distribución espacial. Para resolverlo, se suele utilizar uno de los siguientes métodos: aleatorio, reproduciendo directamente datos históricos, o asignando una probabilidad, según el volumen de demanda o según la densidad de población. La Tabla 4.3 caracteriza cada uno de los artículos analizados según estos elementos.

El primer grupo de trabajos, aquellos que asignan de modo aleatorio una probabilidad a las llamadas entrantes en diferentes áreas, se indica en la segunda columna de la Tabla 4.3. Los trabajos que reproducen directamente las llamadas históricas se indican en la tercera columna de la tabla.

Referencia	Random	Datos históricos	Según		Unidad territorial	Agreg. demanda	Nº nodos
			Demanda	Población			
Sudtachat et al. (2016)	*		*		Cuadrícula	*	122
Alanis et al. (2013)	*		*		Cuadrícula	*	
Rajagopalan et al. (2008)		*			Cuadrícula	*	168
Enayati et al. (2018a)		*			Cuadrícula	*	150
van Barneveld et al. (2016)		*			Código post	*	93, 162
van Barneveld et al. (2018)		*			Código post	*	93, 162
Peleg and Pliskin (2004)		*					
Mason (2013)		*					
Billhardt et al. (2014)		*					
Ji et al. (2019)		*					
Rottkamp et al. (2023)		*				*	
Aboueljinane et al. (2014)			*		Ud básica	*	527
Paz Roa et al. (2020)			*		Ud básica	*	112
Bélanger et al. (2016)			*		Ud básica		
Lam et al. (2017)			*		Cluster		
Maxwell et al. (2009)			*		Cuadrícula	*	252
Sudtachat et al. (2020)			*		Cuadrícula	*	122
Golabian et al. (2022)			*		Cuadrícula	*	122
Zhen et al. (2014)			*		Cuadrícula		
Park et al. (2019)			*		Cuadrícula		
Lam et al. (2015)			*		Código post		
van Barneveld et al. (2017a)			*		Código post		
Haghani and Yang (2007)			*			*	1757
Aringhieri et al. (2018)			*			*	248
Repede and Bernardo (1994)			*			*	
Ingolfsson et al. (2003)			*			*	
Yue et al. (2012)			*				
Boujemaa et al. (2020)			*				
Jagtenberg et al. (2015)				*	Código post	*	217
Kochetov and Shamray (2021)				*	Cuadrícula	*	26
Frichi et al. (2022)				*	Municipio	*	199
Andersson and Värbrand (2007)				*		*	1240

Tabla 4.3: *Distribución espacial de llamadas*

La generación de llamadas en función de la demanda de servicios de emergencias (columna *Demanda* de la Tabla 4.3) considera la distribución no uniforme de requerimientos en un área de servicio y, además, permite considerar su naturaleza dinámica. Esto se debe a los

desplazamientos de personas de una zona a otra para trabajar, asistir a escuelas, centros de ocio o realizar compras en diferentes momentos. Sin embargo, no siempre es posible estimar la demanda. Los autores de Bélanger et al. (2016) no trabajan con la demanda real, sino que la estiman basándose en informes anuales de la organización local del servicio de emergencias sanitarias, estadísticas de población de la región e información recopilada en la literatura.

Aunque los puntos de demanda de servicios de emergencias no siempre se ubican en las zonas más pobladas (un claro ejemplo son los accidentes de tráfico en las carreteras), existe una fuerte correlación positiva entre la demanda y la población. Los artículos que utilizan la población como indicador de la demanda se muestran en la columna *Población* de la Tabla 4.3. La densidad de población no uniforme permite generar diferente número de llamadas según la zona. Sin embargo, los datos de población son estáticos y no varían de un período a otro durante el día o la semana. Llama la atención que en los artículos que utilizan la población para distribuir las llamadas de emergencias no se tengan en cuenta las características de dicha población. Por ejemplo, según Sasaki et al. (2010), los menores de 4 años y los mayores de 65 son los que más utilizan los servicios de ambulancias, pero este aspecto de la edad no se suele tener en cuenta (según nuestra investigación, solo en Hajiali et al. (2022) se utiliza la proporción de personas mayores de 65 años para determinar el riesgo de cada zona).

Un aspecto importante para la distribución espacial de las llamadas es la unidad territorial. Dado que las emergencias no suelen distribuirse de un modo uniforme en un área de servicio, se utiliza la división del territorio en zonas según: códigos postales, distritos administrativos (municipios, barrios), secciones censales, cuadrículas, unidades básicas (estadísticas, sanitarias, urbanísticas) y clústeres. Como se muestra en la columna *Unidad territorial* de la Tabla 4.3, algunos autores utilizan unidades territoriales ya existentes (distritos según códigos postales), que tienden a ser irregulares, mientras que otros generan cuadrículas regulares de un tamaño predeterminado (por ejemplo, en Billhardt et al. (2014) son de 1,3 x 1,3 km, en Zhen et al. (2014) son de 10 x 10 km y en Enayati et al. (2018a) son de 3,2 x 3,2 km). En Sudtachat et al. (2020) el territorio se divide en cuadrículas, que posteriormente se agrupan en distritos, cada uno con su tasa de llamadas. Cabe destacar el trabajo de Lam et al. (2017), donde la unidad territorial no está predeterminada, sino que se genera específicamente mediante un clúster del espacio según requerimientos históricos.

Si bien la simulación permite localizar las llamadas en cualquier punto de un área (en el espacio continuo), muchos trabajos, especialmente los que proponen modelos matemáticos, suelen discretizar el espacio de posibles localizaciones de emergencias utilizando el concepto de *demanda agregada*. Esto se debe a la complejidad combinatoria a la hora de realizar cálculos computacionales. En estos casos, se consideran los centroides de las unidades territoriales como posibles puntos de demanda, de esta manera cada área queda representada por un único punto de demanda. Al agregar la demanda, cuanto menor sea la unidad territorial, menor es el error de agregación (Erkut and Bozkaya (1999), Emir-Farinas and Francis (2005), Francis et al. (2009)). La columna *Agreg. demanda* de la Tabla 4.3 indica aquellos trabajos que utilizan el concepto de demanda agregada en el entorno simulado. Por ejemplo, en Bélanger

et al. (2016) en los modelos matemáticos la demanda se agrega en 600 puntos, pero en la simulación las llamadas pueden aparecer en el espacio continuo. La mayoría de los trabajos que agregan demanda lo indican claramente, pero en algunos casos esta agregación no es tan obvia. Los autores de Andersson and Värbrand (2007) hablan de 1240 zonas, cada una con su propia probabilidad de llamadas entrantes. No se menciona que la demanda es agregada, pero las rutas de viajes se calculan entre estas 1240 zonas y, por lo tanto, entendemos que cada zona está representada por un punto. En van Barneveld et al. (2016) se utilizan las llamadas reales para la simulación y, por lo tanto, la información sobre la hora y la ubicación de las llamadas está disponible. Sin embargo, para los tiempos de viaje (proporcionados por el Instituto Nacional de Salud Pública y Medio Ambiente) existe una matriz de distancias de un tamaño predeterminado (93 x 93), y solo hay 93 zonas, determinadas por sus códigos postales, es decir, existe una agregación de la demanda. La columna *N.º nodos* de la Tabla 4.3 indica el número de puntos si la demanda está agregada (en algunas filas hay varios números porque los autores simulan diferentes casos).

Un estudio interesante sobre cómo la distribución espacial de las llamadas (basada en la demanda o aleatoria) afecta a la probabilidad de ser atendidas dentro de un plazo determinado se realiza en Alanis et al. (2013), indicando que esta probabilidad aumenta con una distribución aleatoria. En Sudtachat et al. (2016) también se generan dos tipos de instancias (distribución basada en la demanda o aleatoria). Los resultados muestran que la cobertura obtenida al reubicar las ambulancias es mayor cuando las llamadas se distribuyen según la demanda que cuando se distribuyen aleatoriamente, pero la mejora que se produce al reubicar frente a no reubicar los vehículos en el caso de la distribución aleatoria es mayor que en el caso de la distribución según la demanda (6,1 % frente al 2,7 %).

4.1.3. Modelado de tiempos de intervención

Modelar la duración de los diferentes períodos del proceso de respuesta a emergencias es otro aspecto necesario al evaluar las estrategias de reubicación de ambulancias. Los tiempos se pueden dividir en dos grupos: tiempos de intervención y tiempos de desplazamiento. Esta sección detalla las formas de determinar la duración de los períodos de intervención (sombreados en naranja en la Figura 4.2), que son *el triaje*, *la preparación*, *la asistencia in situ* y *el traspaso en el hospital*. La Tabla 4.4 muestra las diferentes maneras utilizadas en la literatura examinada para estimar la duración de cada uno de estos períodos.

Tiempo de triaje

El triaje se realiza generalmente por teléfono al recibir la llamada de emergencia, lo que da como resultado su clasificación y la elección de uno u otro tipo de recurso a movilizar.

Establecer el tiempo de triaje en un entorno simulado no es una tarea sencilla, ya que la variabilidad de su duración depende de cada emergencia en particular, de las normas de la organización, así como de la experiencia del operador (para más información ver Kozan and Mesken (2005), Henderson and Mason (2005), van Buuren et al. (2017), Olave-Rojas and Nickel (2021)). Como se puede observar en la columna *Tiempo triaje* de la Tabla 4.4, en muchos trabajos el tiempo de triaje no se determina (o no se menciona) y, en algunos directamente es cero. Un caso particular es el trabajo de Lam et al. (2017), donde el triaje se realiza en el lugar del incidente por el equipo médico y no antes.

Los trabajos que determinan el tiempo de triaje suelen hacerlo con un parámetro fijo de 2 o 3 minutos (Billhardt et al. (2014) o Paz Roa et al. (2020)), utilizando datos históricos (Mason (2013) y Peleg and Pliskin (2004)) o con alguna distribución, cuyo tiempo medio en minutos se indica entre paréntesis. En el trabajo de Boujemaa et al. (2020) el tiempo de triaje sigue una distribución Gamma con un tiempo medio de 2 minutos, en el de Zhen et al. (2014) es una distribución Exponencial con la misma media, mientras que en Kochetov and Shamray (2021) es una Uniforme (U). En Aboueljinane et al. (2014) el tiempo de triaje sigue una distribución Empírica con una media de 4,7 minutos y, además, se analiza cómo la disminución del tiempo de triaje influye en la cobertura prestada por las ambulancias. Los autores de van Barneveld et al. (2017a) determinan que el tiempo promedio de triaje es de 3 minutos, pero no se especifica su distribución.

Tiempo de preparación

En muchos de los artículos examinados la duración del retraso debido a la movilización del equipo (tiempo de preparación) no se menciona o se considera igual a cero. En un SES real esto es así cuando la ambulancia se asigna a otra llamada al final de un servicio o cuando está regresando a una base, es decir, cuando el equipo ya está dentro del vehículo. Sin embargo, cuando el equipo está en la base, tarda un tiempo en trasladarse desde su área de descanso hasta la ambulancia. La columna *Tiempo prepar.* de la Tabla 4.4 indica los trabajos que consideran el tiempo de preparación (en minutos) cuando la ambulancia sale de una base y, como se puede observar, en la mayoría de los casos este tiempo se determina como un parámetro fijo entre 0 y 1 minuto. Por ejemplo, en Maxwell et al. (2009) y Maxwell et al. (2010), el tiempo de preparación es de 45 segundos si la ambulancia está en la base, mientras que si está en movimiento, el tiempo de preparación es de 0. Los autores de Maxwell et al. (2010) hacen pruebas con un tiempo de preparación igual a 0 incluso cuando las ambulancias están en las bases y concluyen que el tiempo de preparación afecta al promedio de llamadas perdidas (atendidas fuera de un límite de tiempo determinado). En Mason (2013), el tiempo de preparación para cada emergencia se basa en datos históricos, mientras que en Aboueljinane et al. (2014) se utiliza una distribución Empírica con una media de 3,3 minutos. Dado que el tiempo de preparación es una fracción muy pequeña del tiempo, algunos trabajos (van Barneveld et al. (2016), van Barneveld et al. (2017a), Boujemaa et al. (2020), Paz Roa

et al. (2020)) lo consideran, junto con el tiempo de triaje, en el llamado *pre-trip delay*, el tiempo transcurrido desde la recepción de la llamada hasta la salida de la ambulancia. El trabajo de Ingolfsson et al. (2008) estudia cómo el pre-trip delay afecta la cobertura, pero en este caso el problema es de ubicación de ambulancias, no de reubicación.

Referencia	Tiempo triaje (min)	Tiempo prep. (min)	Tiempo in situ (min)	Prob. hospital	Tiempo traspaso (min)	Tiempo servicio (min)
van Barneveld et al. (2018)	0	0	Histórico	87 %, 73 %	Histórico	
Frichi et al. (2022)	0	0				Exp(40)
Lam et al. (2017)	0	0,15	11			
Billhardt et al. (2014)	2		15			
Paz Roa et al. (2020)	2		Weibull(30)	80,41 %	U(0-59)	
Jagtenberg et al. (2015)	3					
van Barneveld et al. (2016)	3		Histórico	Histórico	Histórico	
Mason (2013)	Histórico	Histórico	Histórico	Histórico	Histórico	
Peleg and Pliskin (2004)	Histórico		Histórico	Histórico	Histórico	
Aboueljinane et al. (2014)	Empir(4,7)	Empir(3,3)	Empir(45,9)		Empir(37)	
Lam et al. (2015)	Empir		Empir		Empir	
Repede and Bernardo (1994)	Gamma		Gamma		Gamma	
Boujemaa et al. (2020)	Gamma(2)		Gamma(8)			
Kochetov and Shamray (2021)	U(1-3)		U(15-50)	100 %	U(7-15)	
van Barneveld et al. (2017a)	No indica(3)		GEV(17,7)	87 %	GEV(16,5)	
Zhen et al. (2014)		Exp(2)	Exp(10)		Exp(3)	
Maxwell et al. (2009)		0/0,75	Exp(12)	75 %	Weibull(30)	
Ji et al. (2019)			Exp(10,7)	80 %	Exp(4,4)	
Bélanger et al. (2016)			Gamma(15)	75 %	Gamma(40)	
Park et al. (2019)			Gamma(22,12)		Gamma(15,05)	
Aringhieri et al. (2018)			Triangular(15)		0	
Rajagopalan et al. (2008)				Histórico		Histórico
Enayati et al. (2018a)				77 %		Histórico
Sudtachat et al. (2016)						Exp(60)
Sudtachat et al. (2020)						Exp(70)
Golabian et al. (2022)						Exp(74)
Haghani and Yang (2007)						Normal
Yue et al. (2012)						Poisson

Tabla 4.4: *Modelado de tiempos de intervención*

Tiempo en el lugar del incidente

La comunidad científica ofrece diferentes maneras de determinar la duración de la asistencia in situ, por ejemplo, como un parámetro fijo (Lam et al. (2017), Billhardt et al. (2014)), reproduciendo datos históricos (van Barneveld et al., 2016) o con una distribución de pro-

babilidad. Los autores utilizan las siguientes distribuciones: Exponencial (Zhen et al., 2014), Gamma (Boujemaa et al., 2020), Weibull (Paz Roa et al., 2020) o Triangular (Aringhieri et al., 2018). En Kochetov and Shamray (2021) el tiempo de asistencia en la escena del incidente se determina como un valor aleatorio en un rango (distribución Uniforme (U)). El tiempo promedio en el lugar del incidente varía entre 8 minutos en Boujemaa et al. (2020) y 50 minutos en Kochetov and Shamray (2021). En Bélanger et al. (2016) el tiempo promedio en la escena es de 15 minutos, pero si el paciente no necesita traslado al hospital es de 30 minutos. En Boujemaa et al. (2020) el promedio es de 8 minutos, si no se necesita transporte al hospital el promedio es de 14 minutos. En van Barneveld et al. (2017a) se utiliza la distribución de Valores Extremos Generalizados (GEV) para determinar el tiempo de asistencia en la escena (16,5 minutos si el paciente requiere transporte y 25,7 minutos en promedio si el paciente no requiere transporte al hospital). Los autores también analizan cómo el tipo de distribución (GEV o Exponencial) afecta a los resultados. El análisis estadístico de van Barneveld et al. (2016) muestra que hay un período nocturno, con un tiempo medio in situ de 19,5 minutos, y un período diurno con la media de 18,2 minutos.

En una situación de emergencia real, cuando un paciente se estabiliza en el lugar del incidente, el equipo médico decide si se requiere o no el traslado al hospital. Al modelar el entorno simulado del proceso de respuesta a emergencias, es común determinar un porcentaje de pacientes que requieren traslado a un hospital. Este porcentaje se indica en la columna *Prob. hospital* de la Tabla 4.4 y suele ser superior al 70 %. Los autores de van Barneveld et al. (2018) trabajan con dos bases de datos diferentes (zona rural y zona urbana), donde los porcentajes de pacientes que requieren traslado son del 87 % y del 73 %, respectivamente. En Enayati et al. (2018a) los autores no tienen acceso a los datos sobre el traslado de pacientes al hospital, por lo que determinan este porcentaje en un 77 %, basándose en los datos de Rajagopalan et al. (2008). En van Barneveld et al. (2016) es más probable que un paciente necesite ser trasladado al hospital durante el día (75 %) que por la noche (71 %). En Kochetov and Shamray (2021) todos los pacientes son trasladados al hospital. Los autores de Ji et al. (2019) consideran diferentes probabilidades de que las ambulancias transporten pacientes a hospitales, de 0,2 a 0,8, y demuestran que, a medida que aumenta la probabilidad, el rendimiento disminuye.

Tiempo de traspaso del paciente

Cuando la ambulancia llega al hospital, el paciente es trasladado al equipo hospitalario. Esto implica descargar al paciente de la ambulancia, llevarlo a urgencias, entregar el informe, trasladarlo a una camilla, completar la documentación y preparar la ambulancia para otra emergencia. El tiempo estimado para traspasar al paciente en un hospital presenta claras diferencias entre un SES estadounidense o canadiense, con una duración media de unos 40-50 minutos (Eckstein and Chan (2004), Lee (2011), Alanis et al. (2013), Bélanger et al. (2016)), y un modelo europeo, con una duración media de 15-20 minutos (van Barneveld et al. (2016),

Reuter-Oppermann et al. (2017), van Barneveld et al. (2017a)). Un análisis estadístico de van Barneveld et al. (2016) muestra que existe una clara diferencia en el tiempo medio de traspaso hospitalario durante la noche (15,6 minutos) y durante el día (25,6 minutos).

La mayoría de los trabajos examinados utilizan algún tipo de distribución para determinar el tiempo de traspaso: Weibull, Gamma, Exponencial o Uniforme (ver la columna *Tiempo traspaso* de la Tabla 4.4). En el trabajo de Aringhieri et al. (2018) este tiempo se considera cero. Los autores de van Barneveld et al. (2018), van Barneveld et al. (2016), Mason (2013), Peleg and Pliskin (2004) y Rajagopalan et al. (2008) reproducen los tiempos de traspaso de datos históricos.

El tiempo de traspaso no forma parte del tiempo de respuesta, que suele ser la medida de la eficiencia de un SES, pero es fundamental porque provoca que las ambulancias estén ocupadas durante más tiempo con un paciente, impidiendo su disponibilidad para otros, es decir, se genera un llamado *offload delay*, que se estudia en Eckstein and Chan (2004), Aringhieri et al. (2017), Li et al. (2019). Los autores de van Barneveld et al. (2017a) estudian cómo la distribución del tiempo de traspaso (GEV o Exponencial) afecta al número de llamadas atendidas dentro de un límite de tiempo. Los resultados muestran que el tipo de distribución tiene poca influencia en el rendimiento del sistema.

Tiempo de servicio

Algunos trabajos, especialmente aquellos que proponen modelos matemáticos para reubicar ambulancias, consideran conjuntamente diferentes tiempos del proceso de servicio de ambulancia y lo denominan *tiempo de servicio*. En Boujemaa et al. (2020) el tiempo de servicio se considera como el tiempo desde el momento en que se envía la ambulancia hasta que el vehículo está disponible en el hospital. En Golabian et al. (2022) es el tiempo desde la salida de la ambulancia hasta su regreso a una base de espera. En Sudtachat et al. (2016), Enayati et al. (2018a) y Sudtachat et al. (2020) es el tiempo desde la llegada de la ambulancia al lugar del incidente hasta que ésta está disponible en el hospital. Los artículos que utilizan el tiempo de servicio se indican en la última columna de la Tabla 4.4. La distribución Exponencial es la más utilizada en estos casos. Los autores de Frichi et al. (2022) determinan tiempos de servicio promedio de 40, 60 y 80 minutos, según las diferentes áreas. En Sudtachat et al. (2016) se realizan pruebas con tiempos de servicio promedios de 60 y 70 minutos.

Como se puede observar en la Tabla 4.4, existe una gran variedad en el modelado de los tiempos de intervención. Se utilizan tanto parámetros fijos como distribuciones de probabilidad. En algunos casos, se utilizan datos reales de las emergencias ocurridas. También se observa que muchas celdas de la tabla están vacías, lo que podría deberse a la poca importancia otorgada a estos aspectos al evaluar las estrategias de reubicación de ambulancias.

4.1.4. Modelado de tiempos de viaje

Los tiempos para llegar al lugar de la emergencia, al hospital y a la base de regreso corresponden a los tiempos de traslado de la ambulancia. Estos tiempos están sombreados en gris en la Figura 4.2. Dado que la mayoría de los trabajos utilizan el mismo método para determinar estos tres aspectos, en esta sección se tratan conjuntamente, aunque es habitual aplicar un factor correctivo para distinguir entre una situación en la que la ambulancia utiliza sus luces y sirena y una situación en la que se mueve como el resto de los vehículos.

En muchos casos, las distribuciones estadísticas obtenidas de los datos de emergencias históricas se utilizan para determinar los tiempos de viaje de las ambulancias. Sin embargo, el acceso a los datos históricos puede no ser suficiente, ya que al reubicarse podrían surgir nuevas rutas y sería necesario estimar sus tiempos. En los trabajos examinados se encuentra una amplia variedad de alternativas para este propósito, incluidos los métodos que estiman los tiempos de viaje en función de la congestión vial en diferentes períodos de tiempo (Haghani and Yang, 2007). La Tabla 4.5 resume los aspectos más importantes para determinar los tiempos de viaje: tipo de distancia, velocidad de viaje, consideración de las condiciones del tráfico y fuente de información.

Para estimar el tiempo de viaje entre dos puntos, es necesario determinar la distancia entre ellos. Autores de Aringhieri et al. (2018) utilizan la distancia euclidiana, que es la más corta entre dos puntos en un espacio bidimensional. En Lam et al. (2017) también se utiliza la distancia más corta entre dos puntos, pero considerando una superficie esférica, llamada distancia de Haversine. Como se observa en la columna *Distancia* de la Tabla 4.5, hay trabajos (Maxwell et al., 2009) que utilizan la distancia de Manhattan. Se trata de una distancia mínima entre dos puntos siguiendo un trazado vial, pero sin considerar el sentido del tráfico. La distancia real, al igual que la distancia de Manhattan, se estima reproduciendo una red vial, pero también considerando las normas de circulación. En artículos que han especificado el tipo de distancia, la distancia real (Frichi et al. (2022), Lam et al. (2015) o Ji et al. (2019)) es una de las más utilizadas.

Para la representación de una red vial, a menudo los autores utilizan la agregación. El análisis de los trabajos muestra que existen diferentes niveles de agregación. Por ejemplo, en Haghani and Yang (2007) se utiliza una red vial real que representa una parte del área metropolitana y cuenta con 1757 nodos y 2146 enlaces. Los nodos representan intersecciones o puntos importantes de las calles. En Maxwell et al. (2009) se modela una red real a nivel de avenida, donde hay 252 nodos y 934 arcos. En Ji et al. (2019), el conjunto de datos de la red vial contiene información sobre vértices de carreteras con latitudes y longitudes, segmentos de carretera con longitudes y límites de velocidad, etc. En total hay 99.007 vértices y 133.726 arcos. En Mason (2013), el modelo de viaje tiene varios millones de arcos.

Referencia	Distancia	Velocidad	Tráfico	Fuente
Aringhieri et al. (2018)	Euclidiana	No constante		
Lam et al. (2017)	Haversine			
Paz Roa et al. (2020)	Geodésica		*	Google Maps API
Peleg and Pliskin (2004)	Real	No constante	*	ArcView
Aboueljinane et al. (2014)	Real	No constante	*	Rastros de GPS
Billhardt et al. (2014)	Real	No constante		MapQuest API
Lam et al. (2015)	Real	No constante		ArcGIS
Ji et al. (2019)	Real	No constante		
Frichi et al. (2022)	Real		*	Bing Maps API
Haghani and Yang (2007)	Real		*	
Mason (2013)	Real		*	
Enayati et al. (2018a)	Real			Matlog MATLAB
Alanis et al. (2013)	Real/Euclidiana			
Bélanger et al. (2016)	Real/Euclidiana		*	
Maxwell et al. (2009)	Real/Manhattan	Constante		
Zhen et al. (2014)		Por zona	*	
Sudtachat et al. (2016)		80,5 km/h		
Boujemaa et al. (2020)		Constante		
Rottkamp et al. (2023)		No constante	*	OpenStreetMap, HERE Traffic
Jagtenberg et al. (2015)				RIVM
van Barneveld et al. (2016)				RIVM
van Barneveld et al. (2017a)				RIVM
van Barneveld et al. (2018)				RIVM
Park et al. (2019)			*	Centro de tráfico
Kochetov and Shamray (2021)			*	
Andersson and Värbrand (2007)				Bomberos

Tabla 4.5: *Modelado de tiempos de viaje*

Para calcular el tiempo de viaje, además de la distancia es necesario determinar la velocidad de movimiento del vehículo. Como se muestra en la columna *Velocidad* de la Tabla 4.5, se utiliza velocidad constante (Maxwell et al., 2009), velocidad determinada por zona, que es la misma dentro de una zona, pero diferente entre zonas (Zhen et al., 2014), o velocidad no constante. Los trabajos que utilizan SIG (indicados en la última columna de la Tabla 4.5), suelen considerar diferentes tipos de carreteras y límites de velocidad para cada tramo, por lo que la velocidad no es constante a lo largo de la ruta. Esta variación de la velocidad en diferentes secciones debido al tipo de carretera o sus límites no debe confundirse con la variación de la velocidad en la misma sección en diferentes períodos del tiempo debido a las condiciones del tráfico. Los trabajos que consideran el estado del tráfico se indican en la columna *Tráfico* de la Tabla 4.5.

Mientras que en algunos trabajos la información sobre la estimación de los tiempos de

viaje es muy limitada (por ejemplo, en Andersson and Värbrand (2007) lo único que se afirma es que se han utilizado los tiempos de viaje calculados para bomberos), en otros trabajos se desarrollan modelos para estimar los tiempos de viaje, incluso teniendo en cuenta su naturaleza estocástica.

En Alanis et al. (2013) se propone un modelo para estimar el tiempo de viaje entre un par origen-destino, basado en los trabajos de Kolesar (1975) y Budge et al. (2010). Considerando que l es la distancia entre dos puntos, los parámetros a (aceleración) y v (velocidad) determinan el tiempo mediano de viaje $m(l)$, y los parámetros b_0, b_1 y b_2 determinan el coeficiente de variación $c(l)$, para el tiempo de viaje $T(l)$ el modelo se especifica con las siguientes tres expresiones:

$$m(l) = \begin{cases} 2\sqrt{l/a} & l \leq v^2/a \\ v/a + l/v & l > v^2/a \end{cases} \tag{4.1}$$

$$c(l) = \text{mín}\left\{ \frac{\sqrt{b_0(b_2+1) + b_1(b_2+1)m(l) + b_2 m(l)^2}}{m(l)}, c_{max} \right\} \tag{4.2}$$

$$T(l) = m(l) exp(c(l)\epsilon), \tag{4.3}$$

donde ϵ sigue una distribución normal estándar.

Los autores de Aboueljinane et al. (2014) utilizan el algoritmo de la ruta más corta para calcular el tiempo de viaje al lugar del incidente para cada posible origen, destino y período del tiempo. Los orígenes y destinos corresponden a las 527 zonas (unidades estadísticas agregadas de aproximadamente 2000 residentes). Los períodos del tiempo corresponden a seis turnos de trabajo en los días laborables con diferentes condiciones de tráfico. Basándose en los datos de Sistemas de Posicionamiento Global (GPS) de vehículos de emergencia, se asigna un tiempo de viaje promedio por período según la tipología de la carretera (autopista, carretera principal, carretera secundaria, calle local) a cada sección de la red vial del departamento. Para cualquier combinación de origen-destino y período del tiempo, se selecciona aleatoriamente una muestra de 10 direcciones exactas dentro de la zona de origen y 10 direcciones exactas dentro de la zona de destino. El tiempo de viaje para cada origen-destino se calcula mediante la suma de los tiempos de viaje promedios (de 10 pares de direcciones seleccionadas) de los tramos que conforman la ruta más corta, en lugar de utilizar el método habitual de cálculo de tiempos de viaje entre centroides de las zonas. Finalmente, los tiempos de viaje se ponderan mediante un factor de regresión estimado en 0,962 para adaptarlos a los tiempos de viaje de una ambulancia. Otros tiempos de viaje (entre lugares de incidentes o a hospitales) se implementan en el modelo mediante distribuciones empíricas.

En Bélanger et al. (2016), la distancia real se calcula entre los 600 puntos más importantes (conjunto M). Si se necesita calcular la distancia entre puntos, por ejemplo, $a \notin M$ y $b \in M$, se busca el punto $a' \in M$ más cercano al punto original y el tiempo de trayecto se estima

según la siguiente expresión:

$$t_{ab} = t_{a'b}\frac{d_{ab}}{d_{a'b}}, \tag{4.4}$$

donde d_{ab} y $d_{a'b}$ son las distancias euclidianas entre los puntos. Además, hay un corrector de estimación que introduce variabilidad.

En Jagtenberg et al. (2015), los tiempos de conducción de vehículos con la sirena activada entre dos nodos cualesquiera son deterministas y son estimados por el Instituto Nacional Holandés de Salud Pública y Medio Ambiente (RIVM). Para los movimientos de ambulancia sin sirena, existe un factor de corrección equivalente al 0,9 de la velocidad con sirena. En Maxwell et al. (2009) también existen dos velocidades diferentes (constantes) para los casos en los que la ambulancia usa sirena o no.

En Paz Roa et al. (2020), los tiempos de viaje se obtienen multiplicando tres factores. El primer factor, las distancias geodésicas (d), se obtiene mediante la fórmula del círculo máximo entre dos coordenadas, definida en la ecuación 4.5, donde lat es la latitud, lon es la longitud y R es el radio de la Tierra.

$$d = R \cdot acos[sin(lat1) \cdot sin(lat2) + cos(lat1) \cdot cos(lat2) \cdot cos(lon2 - lon1)], \tag{4.5}$$

Los otros dos factores son: ς, para aproximar la influencia de la red vial y su congestión, y s, para el uso de sirena. El factor de transformación ς se establece en 2,48 min/km (distancia geodésica), definido mediante una regresión lineal entre los tiempos de viaje de la API de Google Maps y las distancias geodésicas entre las 112 zonas de demanda. El factor constante s, cuyo valor se establece en 0,9, se utiliza para los casos cuando las ambulancias se dirigen a un paciente y cuando lo transportan utilizando la sirena (la velocidad de viaje se ve afectada en menor medida por las condiciones del tráfico).

Para concluir esta sección, es interesante destacar que los autores de Alanis et al. (2013) estudian cómo el tipo de distancia (estimada con la red de carreteras o euclidiana) afecta a la probabilidad de respuesta dentro de un tiempo determinado, indicando que esta probabilidad aumenta con la distancia euclidiana. Según Ingolfsson et al. (2008), no considerar los tiempos de viaje estocásticos puede sobrestimar la capacidad de respuesta de un SES. Aún así, el conocimiento sobre el impacto del uso de diferentes tipos de distancia o velocidad es bastante escaso. Los estudios suelen centrarse en el desarrollo de diferentes maneras de reducir el tiempo de viaje, como la reasignación de ambulancias (Haghani and Yang (2007), Lim et al. (2011), Billhardt et al. (2014), Mason (2013)) o otras reglas de despacho, donde no siempre se envía la ambulancia más cercana, sino otra según la gravedad de la llamada (ver más información en Andersson and Värbrand (2007), Haghani and Yang (2007), Jagtenberg et al. (2017b), Jagtenberg et al. (2017a)). La reubicación dinámica de ambulancias también es una forma de mejorar los tiempos de viaje para las llamadas futuras.

Como se puede observar, no existe una única manera para determinar el tiempo de viaje

entre dos puntos. El desarrollo de los SIG permite reproducir las redes de carreteras con mayor detalle e incluir los aspectos más realistas sobre tipos de superficie, velocidades máximas y condiciones de tráfico, lo que a su vez permite obtener tiempos de viaje más precisos. Aun así, las distancias lineales se siguen utilizando.

4.2. La importancia de los aspectos realistas

Teniendo en cuenta que la evaluación de las estrategias de reubicación de ambulancias debe ser lo más rigurosa posible, el modelado del proceso de respuesta a emergencias debe reflejar un SES real. Es necesario determinar todos los aspectos indicados en la Figura 4.2 de la forma más realista posible. Dado que esto implica un número significativo de aspectos, nos centramos en tres de ellos, los menos estudiados: la distribución temporal de las llamadas, en concreto, el tipo de tasa de llamadas (homogénea y no homogénea), la edad de la población como factor en la distribución espacial de las llamadas y el tipo de distancia para determinar los tiempos de desplazamientos.

4.2.1. La importancia del tipo de tasa de llamadas

A finales del siglo XX, cuando aparecen los primeros trabajos de reubicación de ambulancias, surgen diversos estudios relacionados con el concepto *demanda*, en los que se buscan los factores que influyen sobre la demanda de servicios de emergencias sanitarias, se desarrollan los métodos para predecirla o, como en Erkut and Bozkaya (1999), se analizan los errores de agregación de la demanda. Los modelos tempranos de estimación de la demanda en base a las regresiones buscan determinar en qué medida las variables como la tasa de empleo, el número de viviendas por área, la edad, presencia de zonas industriales o comerciales, etc. influyen sobre la totalidad de la demanda de ambulancias en una zona (para mayor detalle remitimos a Setzler et al. (2009), Aringhieri et al. (2017)). Los modelos más usados son de regresión lineal, regresión cuadrática, regresión de Poisson. Los resultados de estos modelos respaldan decisiones estratégicas, es decir la planificación del uso de recursos a largo plazo.

La autora de Mielczarek (2013) determina los siguientes factores que influyen en la demanda de los servicios de emergencias sanitarias:

- Características demográficas de la población (edad, género, características raciales)
- Características socio-económicas de la región (nivel de empleo, nivel de la urbanización, uso del suelo, cantidad y calidad de los servidores de atención sanitaria)
- Factores temporales (hora del día, día de la semana, tipo del día, estación del año)

- Factores climáticos (temperatura y precipitaciones)
- Características de las propias emergencias (edad del paciente, genero, gravedad del incidente)
- Características medioambientales (contaminación del aire, contaminación del agua, etc.)

Los autores de Steins et al. (2019) amplían la lista de los factores (ver la Tabla 4.6) y, además, asignan un valor de la influencia a cada uno de ellos (bajo, medio, alto) según el análisis de diferentes fuentes bibliográficas.

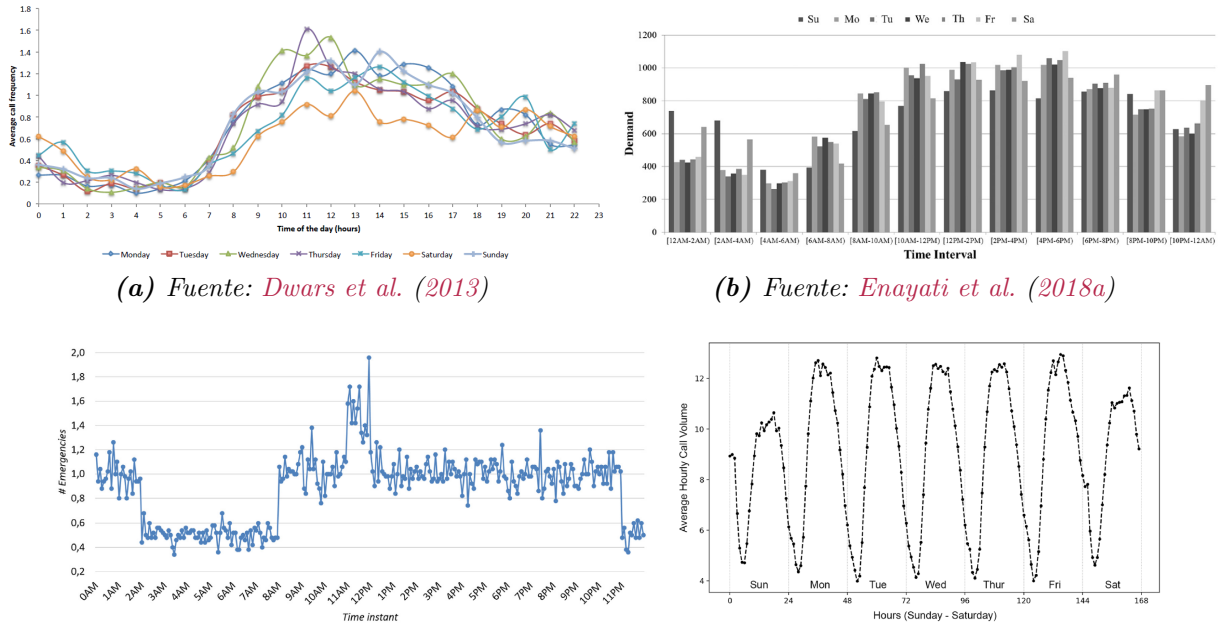
Factor	**Type**	**Expected impact**
Population (number of people)	Socioeconomic	High
Population characteristics: Age, sex, marital status, type of household, citizenship, land of birth, foreign background	Socioeconomic	Low - Medium
Income	Socioeconomic	Medium
Education	Socioeconomic	Medium
Employment (num. of pop employed)	Socioeconomic	Medium
Workplace (size, num. of employees)	Socioeconomic	High
Workplace (type of business)	Socioeconomic	Low
Housing type (house, apartment, etc)	Socioeconomic	Low
Health (long time sick leave)	Socioeconomic	Medium
Temperature	Weather	Medium
Extreme weather	Weather	High
Time of day	Time	High
Day of week	Time	High (for weekends)
Month/Season	Time	Medium
Holidays	Time	High
Traffic flow	Traffic	High
Road type	Traffic	Medium
Special events	Events	Medium
Distance from city center	Place	Low
Distance from ambulance station	Place	Low

Tabla 4.6: *Factores y su influencia sobre el número de las emergencias*
Fuente: Steins et al. (2019)

Un interesante estudio se realiza en Burguera Perelló (2024), donde se analiza la presencia de determinados puntos de actividad humana (paradas de bus, puntos turísticos, puntos de ocio nocturno, parques, etc.) como factores de demanda de los servicios de emergencias.

El acceso a los datos históricos de las emergencias ha permitido a muchos autores demostrar que las emergencias tienen un comportamiento estacional, semanal e, incluso, diario.

Como ejemplo, la Figura 4.3 muestra gráficos del comportamiento de las emergencias en diferentes estudios realizados. De hecho, la Tabla 4.6 indica, que los factores temporales, especialmente tipo de día (laborable & no laborable) y la hora del día tienen una importancia alta.



(a) *Fuente: Dwars et al. (2013)*

(b) *Fuente: Enayati et al. (2018a)*

(c) *Fuente: Carvalho et al. (2020)*

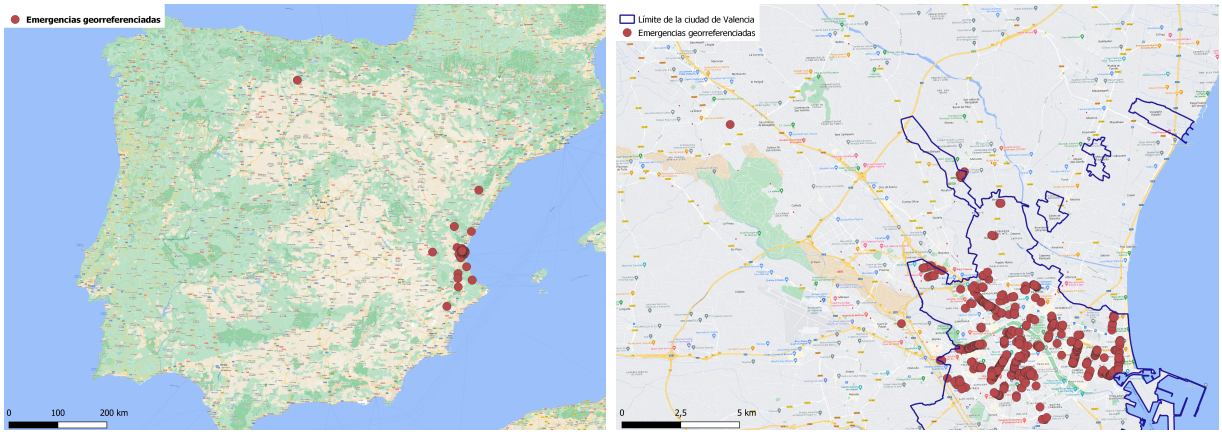
(d) *Fuente: Martin et al. (2021)*

Figura 4.3: *Demanda de las emergencias sanitarias*

A la hora de evaluar las estrategias propuestas, a priori el tipo de tasa diaria de llamadas (homogénea & no homogénea) tiene cierta importancia, dado que no es lo mismo tener urgencias distribuidas uniformemente en un horizonte temporal que tener picos durante algunos períodos. Para analizar la importancia de este aspecto con mayor detalle, se realiza un análisis de datos proporcionados por el Servicio de Atención Sanitaria a Urgencias y Emergencias (SASUE) de la Comunitat Valenciana.

La base de datos analizada contenía el registro de todas las llamadas relacionadas con las emergencias médicas que habían ocurrido en el año 2019 en la Comunitat Valenciana con la indicación de una de las tres provincias correspondientes (Castellón, Valencia, Alicante). Las llamadas tenían asignado un número de identificación, la fecha, la hora de entrada y la dirección. También había datos sobre la edad y el género de la persona afectada y sobre el recurso enviado a cada emergencia. El paso inicial en el análisis de los datos (trabajamos con los datos de Valencia) ha sido su pre-tratamiento, ya que había muchos datos faltantes. Los registros sin dirección (en la provincia de Valencia aproximadamente un 7 %) han sido excluidos.

Una vez realizado el pre-tratamiento, todas las emergencias se han georreferenciado. Para este fin se ha utilizado el complemento *ESRI Server del MMQGIS* de QGIS. Se ha optado por este complemento porque su efectividad es bastante elevada comparando con, por ejemplo, *Nominatum*, que no proporcionaba coordenadas geográficas para aproximadamente un tercio de las direcciones. Aún así, han surgido errores, como el que se observa en la Figura 4.4a, donde aparece un punto en el Norte de España. O, por ejemplo, en la Figura 4.4b, donde varios puntos caen fuera de los límites de la ciudad de Valencia. Todos estos errores se han corregido manualmente. Una vez ubicadas en el espacio todas las llamadas, se ha generado una capa que es una base de datos georreferenciada inicial.



(a) *Fuera de la Comunitat Valenciana* ***(b)*** *Fuera de la ciudad de Valencia*

Figura 4.4: *Errores en el proceso de georreferenciación*
Fuente: Elaboración propia

La Figura 4.5 muestra los pasos del análisis de los datos. Se realiza una selección de los casos atendidos por un vehículo de Soporte Vital Avanzado (SVA), obteniendo el *Conjunto SVA*. Posteriormente se seleccionan los registros correspondientes al área de servicio de Valencia, descrita en la Sección 2.4. Recordamos, que esta área contiene 19 barrios de la ciudad de Valencia y 58 municipios de alrededor. De este modo se obtiene el *Conjunto Valencia*, con el que se realizan los análisis.

Los análisis de la varianza (ANOVA) de los datos muestran que la media diaria de emergencias en los días laborables difiere de la media diaria en los días no laborables, mientras que no hay diferencia significativa entre la media diaria de emergencias producidas en los cinco días laborables de la semana. Los detalles de los análisis se pueden ver en el Anexo A.1. La Figura 4.6 muestra el promedio anual de emergencias sanitarias en el área de Valencia por hora y día de la semana. Se observa que el período de mayor demanda corresponde al mediodía, mientras que entre las 2:00 y las 6:00 h se observa un notable descenso en el número de emergencias.

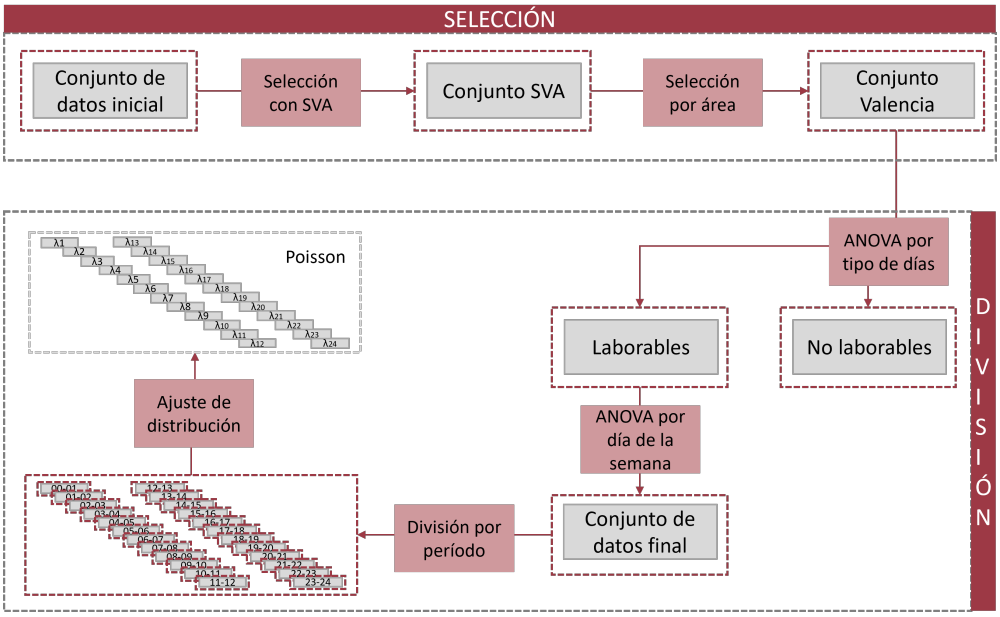


Figura 4.5: *Diagrama del análisis de datos*
Fuente: Elaboración propia

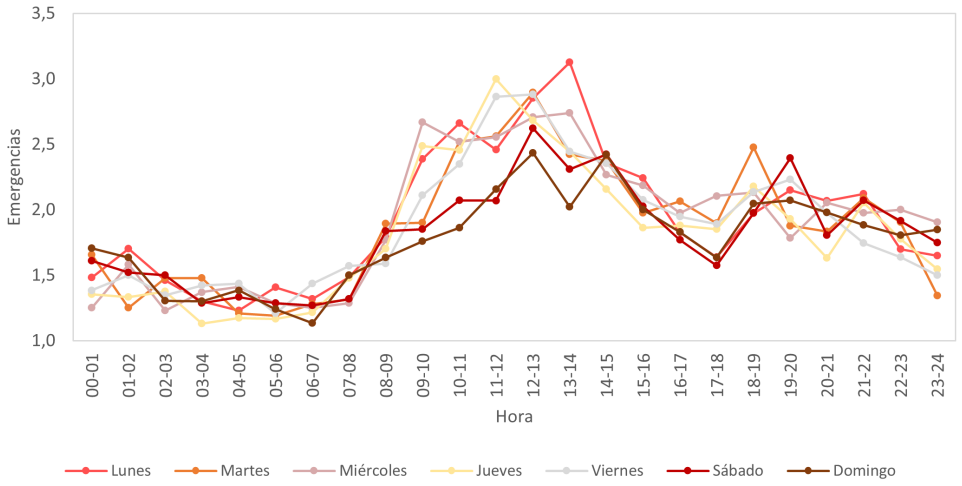


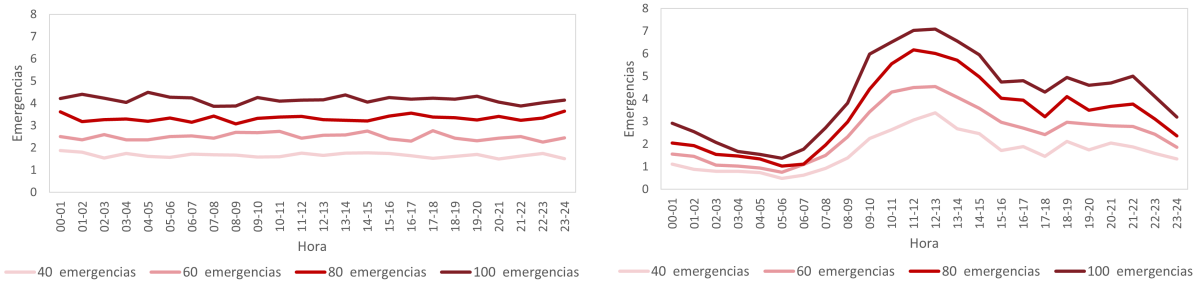
Figura 4.6: *Promedio anual de emergencias sanitarias (2019)*
Fuente: Elaboración propia

Siguiendo con la Figura 4.5, el conjunto de trabajo final está representado por los casos correspondientes a las emergencias producidas en los días laborables. Este conjunto de datos se divide según la hora de ocurrencia de la emergencias, obteniendo en total 24 subconjuntos, cada uno con su tasa de llamadas (ver la Tabla 4.7), según la distribución de Poisson. El Anexo A.2 muestra las figuras correspondientes a la distribución de las llamadas por hora.

Hora	00-01	01-02	02-03	03-04	04-05	05-06	06-07	07-08	08-09	09-10	10-11	11-12
Tasa	0,88	0,78	0,62	0,59	0,54	0,43	0,56	0,84	1,22	1,82	2,23	2,39
Hora	12-13	13-14	14-15	15-16	16-17	17-18	18-19	19-20	20-21	21-22	22-23	23-24
Tasa	2,54	2,24	1,92	1,51	1,50	1,30	1,64	1,52	1,50	1,53	1,28	1,02

Tabla 4.7: *Tasas de llamadas para cada hora*

Para ver cómo el tipo de tasa podría afectar al rendimiento del sistema, se lleva a cabo el siguiente análisis gráfico. Se generan 600 instancias (150 de cada uno de los siguientes tipos: 40, 60, 80 y 100 emergencias al día). La Figura 4.7 muestra cómo se distribuye el número promedio de emergencias para cada tipo de instancia a lo largo del día para dos casos diferentes: con una tasa de llamadas homogénea y con una tasa de llamadas no homogénea.



(a) *Tasa de llamadas homogénea* ***(b)*** *Tasa de llamadas no homogénea*

Figura 4.7: *Instancias con diferente tipo de tasa de llamadas*
Fuente: Elaboración propia

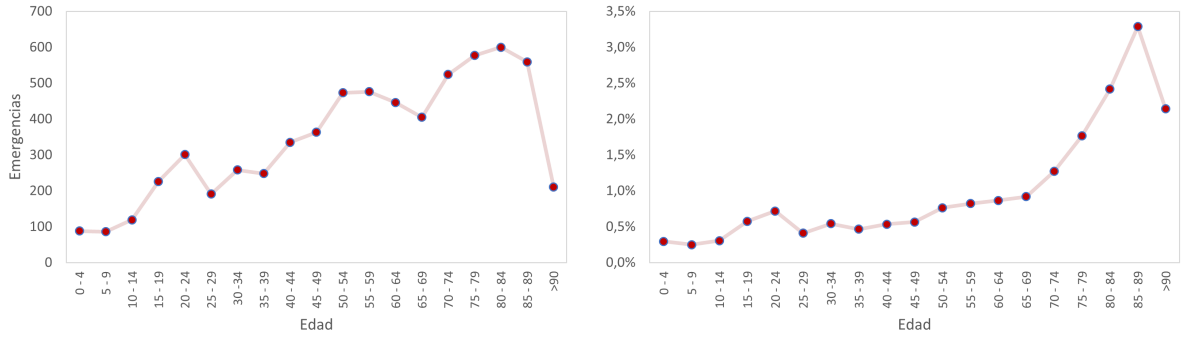
Cuando la tasa de llamadas es homogénea (Figura 4.7a), el aumento de llamadas en diferentes períodos del día es bastante similar (las líneas se mueven hacia arriba proporcionalmente). Sin embargo, si utilizamos una tasa no homogénea (Figura 4.7b), el aumento se produce en todos los períodos, pero no de la misma manera. Se observa que, durante algunos períodos, el promedio de emergencias es mucho mayor con la tasa no homogénea, que es más realista, y si no la tenemos en cuenta, podemos sobreestimar nuestra capacidad de respuesta. Esta deducción parece bastante obvia, sin embargo, como se había mostrado en la Tabla 4.2, la tasa de llamadas homogénea se había utilizado en varios trabajos dedicados a la reubicacion de ambulancias, incluido Karpova et al. (2023), dado que no se disponía de los datos de demanda. Sin embargo ahora, habiendo analizado la demanda en el área de servicio de Valencia, la distribución de las llamadas no homogénea es uno de los aspectos que se pretende incluir en el modelado del proceso de atención a las emergencias para evaluar nuestras siguientes estrategias de reubicación.

4.2.2. La importancia de la edad de la población

Para determinar los lugares donde se producen las llamadas (aspecto espacial de la distribución de llamadas), se suele utilizar la demanda histórica de servicios de emergencia. Sin embargo, los datos de demanda no siempre son accesibles y se utiliza la población como un indicador de la demanda. Según el estudio de Sasaki et al. (2010), hay dos siguientes tendencias:

- Los principales usuarios de los servicios sanitarios prehospitalarios son niños menores de 4 años y adultos mayores de 65 años. Los mayores son los que sufren los incidentes más graves y por lo tanto necesitan en mayor medida las ambulancias con soporte vital avanzado.
- La proporción de ancianos (> 80 años) respecto al resto de la población se va a duplicar para el año 2050 (datos para Japón). Esto provocará un aumento significativo del número de servidores de atención sanitaria prehospitalaria.

Dado que nuestra base de datos de emergencias disponía de la información sobre la edad de los pacientes, se ha realizado un pequeño análisis descriptivo. La Figura 4.8a muestra el número absoluto de emergencias en la ciudad de Valencia en 2019 por grupos de edad[1], mientras que la Figura 4.8b muestra los valores de las emergencias según el número total de personas en cada grupo de edad. Se observa que, en el caso de las personas mayores, la demanda de servicios sanitarios de emergencia experimenta un aumento notable.



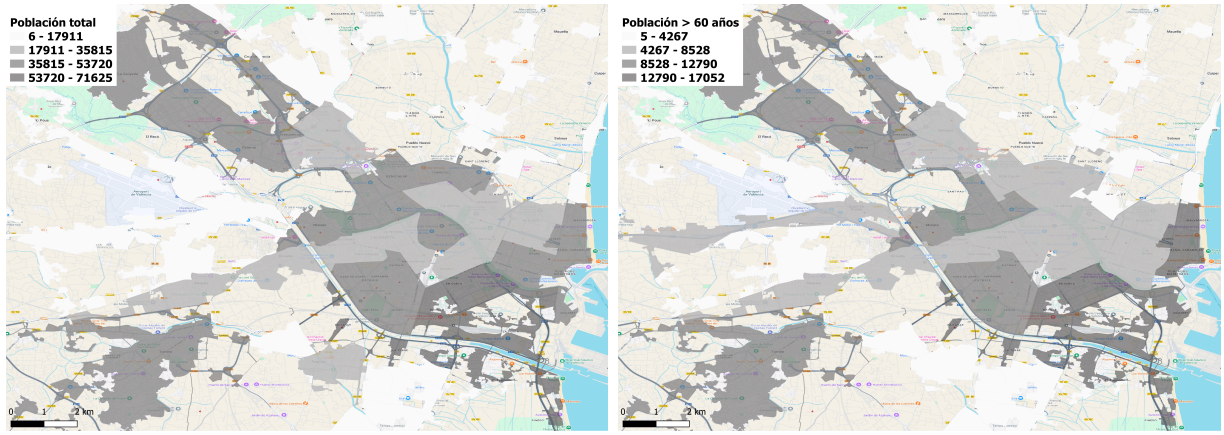
(a) *Número absoluto de emergencias* ***(b)*** *Densidad de emergencias*

Figura 4.8: *Distribución de emergencias por edad*

Si trasladamos la información sobre la edad de la población a los mapas de la ciudad de Valencia (Figura 4.9), para cuyo fin se utilizan dos capas ráster: para la población total

[1]El análisis se realiza para la ciudad de Valencia, donde se produce la mayor parte de las emergencias de todo el área de servicio con la que se trabaja en esta Tesis.

GHS_POP_P2030_GLOBE_R2022A_54009_100_V1_0 de GHSL y para mayores de 60 años esp_elderly_60_plus_2020_actualiz_2021 de HDX, obtenemos imágenes muy similares, pero no idénticas. La distribución de la población mayor en una zona no tiene por qué coincidir con la distribución de la población total. Se observa que hay más personas mayores en la costa que en el centro de la ciudad. Al parecer, el factor edad debe tenerse en cuenta al considerar la población como indicador de la demanda.



(a) *Población total* ***(b)*** *Población > 60 años*

Figura 4.9: *Distribución de la población en Valencia*

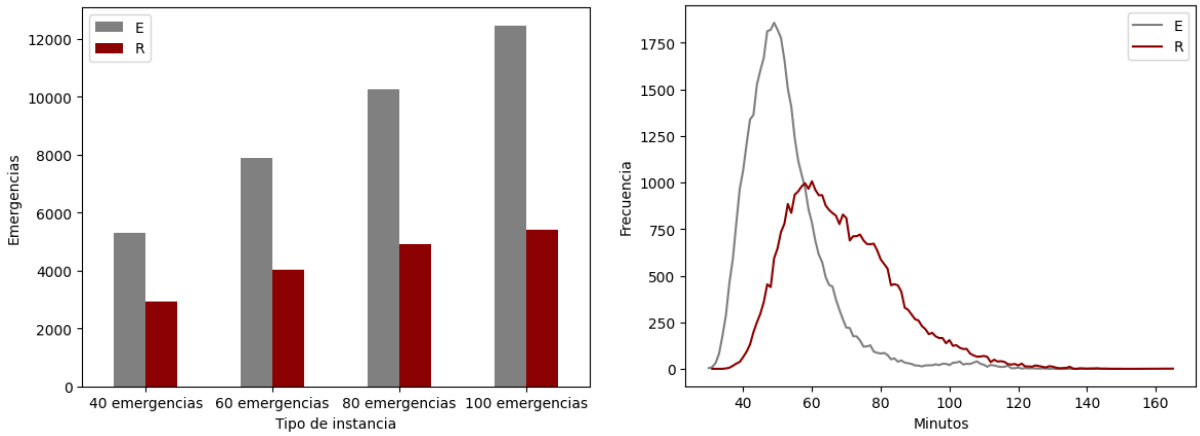
4.2.3. La importancia del tipo de distancia

Otro aspecto que queremos abordar en esta sección es el tipo de distancia para determinar los tiempos de viaje. Independientemente del tipo de problema: ubicación de las ambulancias o su reubicación, independientemente del método de resolución: programación lineal, heurística, etc., la estimación de distancias reales es fundamental. Muchos autores utilizan SIG o desarrollan modelos para estimar distancias reales de recorrido, pero aún se utiliza la distancia lineal, por ejemplo, la euclidiana (Degel et al. (2015), van den Berg and Aardal (2015), Aringhieri et al. (2018), Zhang and Zeng (2018), Carvalho et al. (2020), Lee et al. (2022)).

Para comprobar la importancia del tipo de distancia, se realiza el siguiente experimento. Utilizando el algoritmo operativo sin reubicación, mostrado en la Figura 3.1 del capítulo previo, donde las ambulancias siempre vuelven a sus bases habituales al finalizar un servicio, se procesan las 600 nuevas instancias mencionadas en la Sección 4.2.1 de 40, 60, 80 y 100 emergencias diarias. Para el experimento se utilizan dos tipos de distancias: euclidiana (E) y real (R). La Figura 4.10a muestra que, utilizando la distancia euclidiana y una velocidad media de 60 km/h, el número de emergencias atendidas en 10 minutos duplica el generado con la distancia real, obtenida con Openrouteservice. La Figura 4.10b muestra que, en muchos

casos, el tiempo que una ambulancia está ocupada con la distancia euclidiana es notablemente menor que con la distancia real. El uso de la distancia euclidiana puede sobreestimar el número de emergencias atendidas dentro de un límite de tiempo. Sin embargo, la gravedad de este problema se puede reducir ajustando la velocidad de desplazamiento. En la literatura científica referente al problema de ubicación /reubicación de ambulancias se utiliza un amplio rango de velocidades, desde 10 km/h (Carvalho et al., 2020), 69,4 km/h (Ingolfsson et al., 2003), hasta 80 km/h (Sudtachat et al., 2016) o 96 km/h (Zhang and Zeng, 2018).

Al hablar de la reubicación de ambulancias, debemos tener en cuenta que el tipo de distancia puede afectar no solo la dinámica del proceso de respuesta a emergencias, sino también el proceso de construcción de estrategias de reubicación, ya que puede distorsionar la percepción de cobertura. En este caso, el problema de usar distancias lineales es más grave, ya que no refleja la estructura de la red vial ni las restricciones de circulación.



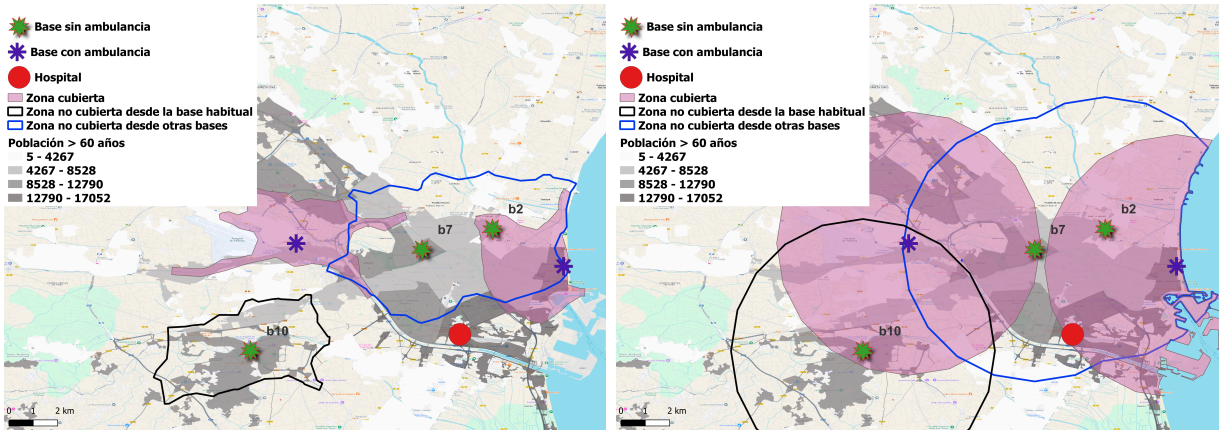
(a) *Llamadas atendidas dentro de 10 minutos* ***(b)*** *Tiempos de ocupación de ambulancias*

Figura 4.10: *Diferencia entre el uso de la distancia real y la euclidiana*

Para mostrar cómo el tipo de distancia puede afectar las estrategias de cobertura y reubicación, se utiliza el ejemplo de las Figuras 4.11a y 4.11b.

Las áreas rosas (isócronas de 7 minutos) indican la cobertura con la distancia real y con la distancia euclidiana,[2] respectivamente, desde las bases marcadas con las estrellas azules. Considerando que una ambulancia está disponible en el hospital marcado con el círculo rojo, debemos decidir si la enviamos a su base habitual, la b_{10}, o a otra base libre, la b_7 o la b_2. Según la Figura 4.11a, sería más prudente enviar la ambulancia a la b_7, ya que hay mucha población sin cobertura en esa zona. Por otro lado, según la Figura 4.11b, enviar la ambulancia a la base b_7 no es tan obvio, ya que las ambulancias de las bases marcadas con estrellas azules proporcionan suficiente cobertura a la población cercana a la base b_7. Por lo tanto, la distancia puede afectar la estrategia de reubicación.

[2]Para el cálculo de las isócronas redondas se considera una velocidad de 45 km/h.



(a) *Distancia real* ***(b)*** *Distancia euclidiana*

Figura 4.11: *Ejemplo de cobertura según el tipo de distancia*

4.3. Conclusiones

La necesidad de ampliar y actualizar la información existente sobre los aspectos del entorno simulado del proceso de respuesta a emergencias, debido al gran número de publicaciones realizadas en los últimos años tras la última revisión realizada por Aboueljinane et al. (2013), han motivado esta parte de la Tesis.

Se han estudiado varios artículos que utilizan un entorno simulado para evaluar sus estrategias de reubicación de ambulancias. El análisis realizado concluye que no existe un único marco conceptual del problema. Es evidente que cada SES tiene sus propias características, pero para comparar las estrategias de reubicación de ambulancias, la evaluación debe realizarse dentro de ciertos estándares teóricos. Sin embargo, observamos que no existen estos estándares, es más, a veces se utiliza el mismo término para referirse a diferentes conceptos.

Según el análisis realizado, los aspectos más importantes a considerar al evaluar el rendimiento de las estrategias de reubicación diseñadas son los siguientes:

- Las fases del proceso de respuesta a emergencias generalmente son las mismas en las diferentes áreas de servicio, por lo que es importante considerar su secuencia completa.
- Dado que las emergencias no se distribuyen uniformemente a lo largo del día, la distribución temporal de las llamadas debe basarse en su frecuencia no homogénea.
- Cuando se utiliza la población para la distribución espacial de las llamadas, es interesante considerar algunas características de esta población, como, por ejemplo, la edad.

- El uso de SIG permite generar las llamadas en un espacio continuo, lo que evita la agregación de la demanda y los problemas asociados.
- La consideración de una red vial realista con sus restricciones de circulación, límites de velocidad e incluso información sobre el estado del tráfico es esencial para determinar los tiempos de viaje de los vehículos, y los SIG pueden ser de gran ayuda en este sentido.

La evaluación de estrategias no es una tarea sencilla, dado que el acceso a los datos reales de un SES no siempre es posible, igual que el uso de simulación, que suele ser costoso y complejo. Por ello, se propone un conjunto de instancias realistas, que pueden ayudar a evaluar las estrategias propuestas sin necesidad de datos ni software de simulación específico. Además, se pueden usar no solo para resolver problemas de reubicación de ambulancias, sino también para afrontar desafíos relacionados, como el despacho y la ubicación de vehículos sanitarios. En este enlace (Instances) están disponibles las 600 instancias mencionadas para el área de Valencia. Las instancias consideran los tres aspectos mencionados anteriormente: el tipo de tasa de llamadas, la edad de la población y el tipo de distancia. Para determinar el tiempo de ocurrencia de las emergencias, se ha utilizado una distribución de Poisson con tasas de llamadas definidas para cada hora (Tabla 4.7). Las llamadas se generan en las 77 áreas de posible demanda (19 barrios de Valencia y 58 municipios de la ciudad) según la población mayor de 60 años. Para calcular los tiempos de viaje, se utiliza la distancia real, considerando las normas de circulación y los límites de velocidad. Se selecciona la ruta más rápida. Cada instancia contiene la secuencia de llamadas, es decir, el lugar y la hora de la emergencia. Dado que no se tuvo acceso a datos históricos específicos de cada servicio realizado en Valencia, la duración de la asistencia in situ es aleatoria, de entre 15 y 30 minutos, y el tiempo de traspaso de los pacientes en el hospital es aleatorio, de entre 15 y 20 minutos. Esta información también se incluye en cada instancia.

4.4. Contribución

Esta parte del trabajo se ha desarrollado en el marco de los siguientes proyectos:

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Alberola Oltra, Juan Miguel; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva ... Innovacion en Reubicacion de Vehiculos de Emergencias Sanitarias: Una Herramienta Inteligente de Decision (INNACC/2021/26). (05/04/22 - 29/09/23)

Vallada Regalado, Eva (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Giménez-Palacios, Iván; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea ... Optimización Realista en Problemas de Salud Pública (PID2021-124975OB-I00). (24/10/22 - 31/05/23)

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia. Técnicas heurísticas para el problema de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias (PAID-01-21). (01/06/22 - 31/05/25).Financiación RRHH. UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA.

En los siguientes congresos se ha realizado una ponencia oral correspondiente al trabajo:



Karpova-Krylova, Yulia; Vallada Regalado, Eva; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vecina García, Miguel Ángel (2022). La importancia de generar instancias realistas para la validación de estrategias de reubicación dinámica de ambulancias . EN III Escuela de Invierno en Optimización Heurística y Modelización Matemática. Burgos, España



Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina-García, Miguel Ángel (2022). La importancia de generar instancias realistas para la validación de estrategias de reubicación dinámica de ambulancias.. EN I Congreso Salud, Desastres y Desarrollo Sostenible. (18 - 18). Pamplona, España

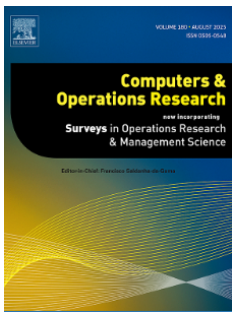


Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva (2024). Modelando el entorno dinámico para el problema de reubicación de ambulancias. EN XI Congreso I+D+i Campus de Alcoi. Creando sinergias. (129 - 133). Alcoy, España: Compobell, S.L.



Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva (2024). Modelando el entorno dinámico para la validación de estrategias de reubicación de ambulancias. EN II Congreso Salud, Desastres y Desarrollo Sostenible. Valladolid, España

Por último, el artículo de revisión titulado *Modeling the process of responding to health emergencies: main aspects and problems related to evaluating ambulance relocation strategies* se encuentra en segunda revisión en la revista *Computers & Operations Research*, Q1 en JCR en el área de Investigación Operativa.



Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., 2025.
Modeling the process of responding to health emergencies: main aspects and problems related to evaluating ambulance relocation strategies.
Computers & Operations Research. Under review

Capítulo 5

Incorporación de aspectos realistas en las estrategias de reubicación dinámica

El último objetivo del desarrollo de cualquier estrategia de reubicación de ambulancias debe ser su implementación en un Servicio de Emergencias Sanitarias (SES) real. Aunque no siempre es posible realizar una transferencia directa, de hecho es conocido el gap existente entre el mundo académico y el real, es esencial y necesario considerar los aspectos realistas de un problema para proporcionar la credibilidad a las estrategias propuestas.

El análisis de los trabajos realizado en el capítulo anterior muestra que, a pesar de los esfuerzos de la comunidad científica en desarrollar las estrategias de reubicación más realistas y evaluarlas en los entornos simulados más parecidos a los de un SES real, dada la complejidad del problema se siguen usando ciertas simplificaciones:

- Se usa el concepto de demanda agregada (Aringhieri et al. (2018), van Barneveld et al. (2018), Sudtachat et al. (2020)), donde las llamadas se generan en una cantidad limitada de puntos que representan zonas de demanda, en vez de trabajar con un espacio continuo.

- Se utilizan tipos de distancias (euclidiana, Haversine o Manhattan) que no tienen en cuenta la estructura real de las calles con las normas de circulación (Carvalho et al. (2020), Lam et al. (2017), Nasrollahzadeh et al. (2018)).

- Se opera con zero-queue system, es decir, si una emergencia no se puede atender en el momento de llamada, esta emergencia no se pone en cola, sino se descarta (Sudtachat et al. (2016), Paz Roa et al. (2020), Sudtachat et al. (2020), Boujemaa et al. (2020), Golabian et al. (2022)).

- Las ambulancias en ruta no se asignan a las emergencias dada la dificultad para la determinación de sus posiciones (Maxwell et al. (2010), Schmid (2012), Sudtachat et al. (2016), Enayati et al. (2018a), Golabian et al. (2022)).
- No se considera el turno de trabajo donde las ambulancias empiezan y finalizan su jornada laboral en la misma base (Jagtenberg et al. (2017a), Majzoubi et al. (2012)).

Todas estas simplificaciones reducen la credibilidad de las estrategias propuestas, ya que la cuantificación de su impacto puede distar de ser realista. Este hecho hace que los equipos gestores de los SES reales no confíen en la bondad de los resultados obtenidos aplicando las estrategias de reubicación.

Nuestra estrategia de reubicación basada en el análisis de los solapamientos de isócronas (Capítulo 3) y su evaluación incluyen elementos realistas (el número de desplazamientos de ambulancias es el mismo que en una estrategia sin reubicación, hay cola de llamadas, se consideran las distancias reales, etc.), sin embargo, hay algunas limitaciones:

- La estrategia propuesta no considera los cambios de la demanda en diferentes períodos del día. Los autores de Setzler et al. (2009) mostraron que la demanda de los servicios de emergencias fluctúa durante la semana y durante el día. Un comportamiento similar se observa en Dwars et al. (2013) o Martin et al. (2021). Nuestros análisis realizados en el Capítulo 4 también mostraron que el concepto de *período de demanda* se debería incluir explícitamente.
- Aunque las ambulancias empiezan su turno de trabajo en sus bases habituales, no está considerada su vuelta allí al final de la jornada, es decir, el concepto *turno de trabajo* no está incluido como tal. Es verdad que el parámetro N indica el horizonte temporal del proceso. Sin embargo, teniendo en cuenta que puede haber un abanico muy grande de las configuraciones del sistema al final del turno, después de que las ambulancias hayan participado en la reubicación, no es trivial hacer que todas acaben en sus bases habituales. No es posible sólo dejar de activar el algoritmo de reubicación a partir de un momento dado y empezar a enviar las ambulancias que acaban un servicio a sus bases habituales, porque algunas de estas bases pueden estar ocupadas.
- Las ambulancias en ruta no se pueden asignar a las emergencias hasta que no lleguen a las bases. En un Servicio de Emergencia Sanitarias (SES) real, una ambulancia de camino a su base participa en la asignación a las emergencias con la ayuda de los Sistema de Posicionamiento Global (GPS). Sin embargo, dada la dificultad para determinar las posiciones de los vehículos en movimiento en un entorno modelado, hasta ahora las ambulancias en ruta no se asignaban a las emergencias.

En este capítulo se modifica la estrategia de reubicación basada en el análisis de solapamientos de isócronas (ver la Figura 5.1) expuesta en el Capítulo 3 para superar las limitaciones

señaladas anteriormente e incluir aspectos más realistas. La Figura 5.2 muestra cómo sería el algoritmo operativo nuevo. La notación de la Tabla 5.1 es la que se utiliza en este capítulo.

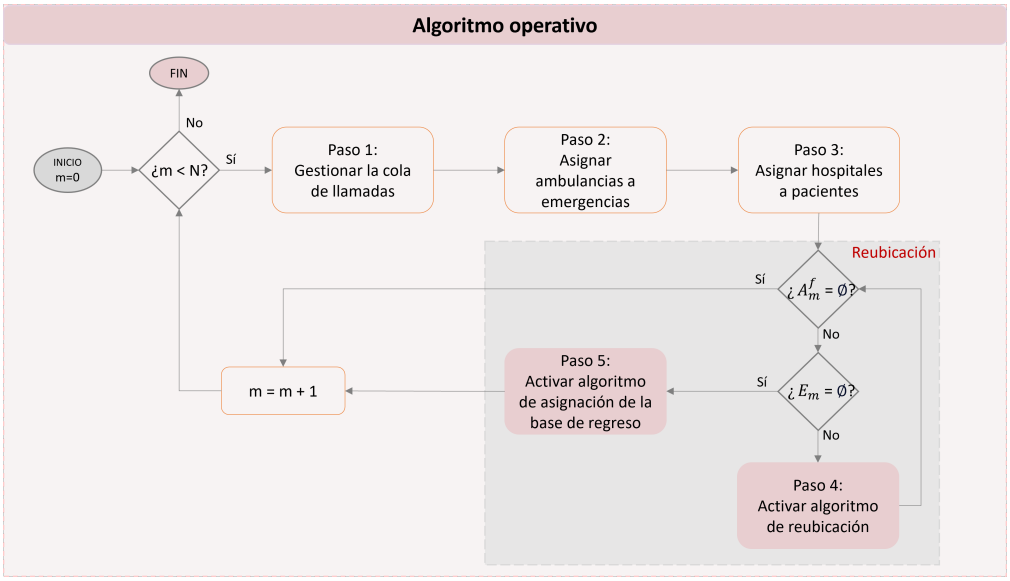


Figura 5.1: *Diagrama del algoritmo operativo inicial*
Fuente: Elaboración propia

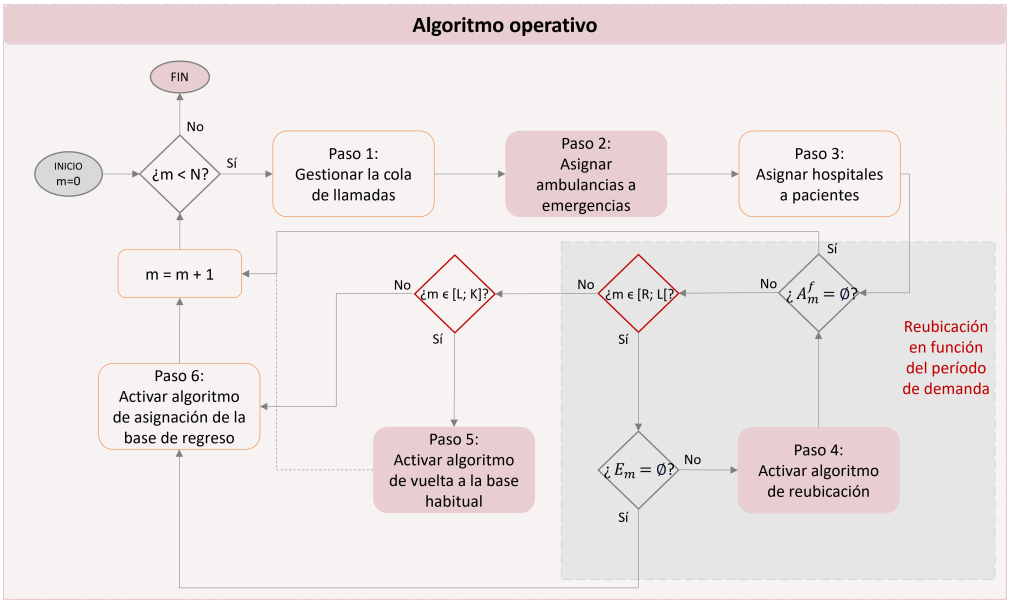


Figura 5.2: *Diagrama del algoritmo operativo con aspectos realistas*
Fuente: Elaboración propia

A	Conjunto de ambulancias en el área de servicio
A_m^f	Conjunto de ambulancias que están esperando para ser enviadas a una base en el momento m
A_m^l	Conjunto de ambulancias disponibles ubicadas en las bases en el momento m
B	Conjunto de bases
b_a^u	Base habitual donde hay asignada una ambulancia a, $b_a^u \in B$
a_b^u	Ambulancia habitual de la base b, $a_b^u \in A$
H	Conjunto de hospitales
N	Turno de trabajo
T_{max}	Tiempo máximo de conducción para el cálculo de isócronas
T_R	Tiempo máximo de reubicación
c_{b_j}	Población de mayores de 60 años cubierta por una ambulancia desde $b_j \in B$ en T_{max}
E	Conjunto de posibles escenarios de reubicación
E_m	Conjunto de escenarios en el momento m

Tabla 5.1: *Notación*

El algoritmo empieza en el momento $m = 0$ y funciona en un período de tiempo N (turno de trabajo). El proceso empieza con la llegada de una llamada de emergencia, que se gestiona en una cola de llamadas en el Paso 1 de la Figura 5.2. Realizado el triaje, se asigna el vehículo más cercano (Paso 2). Este paso se ha sombreado en rosa porque, a diferencia del algoritmo de reubicación mostrado en el Capítulo 3, aquí se incluye la posibilidad de asignar las ambulancias en ruta. Para ello se ha desarrollado una metodología basada en isócronas, que se explica en la Sección 5.1. En cuanto la ambulancia llega al lugar de la emergencia, el paciente es atendido por el equipo médico y es trasladado al hospital más cercano (Paso 3). Dado que se trata de emergencias, todos los pacientes necesitan un traslado al hospital (como en Kochetov and Shamray (2021) o Lee et al. (2022)), donde se produce el traspaso del paciente al equipo médico del hospital. Una vez finalizado el servicio y siempre y cuando no haya emergencias por atender, se evalúa la posibilidad de reubicar la ambulancia. A diferencia de la estrategia anterior, ahora toda la parte de la reubicación (sombreada en gris en la Figura 5.2) se realiza en función de los períodos de demanda. A las dos condiciones de reubicación anteriores, marcadas con los rombos grises, se les añade una nueva (rombo rojo derecho), quedando las condiciones de reubicación de la siguientes forma:

1. El conjunto A_m^f no está vacío, es decir, cuando hay ambulancias pendientes de enviar a una base de regreso.
2. El momento m corresponde al período $[R; L[$ en el que la reubicacion está permitida.
3. El conjunto E_m no está vacío, es decir, hay algún escenario de reubicación. Un escenario es una configuración del sistema donde varias bases se han quedado sin ambulancias.

Se modifican algunos aspectos dentro del propio algoritmo de reubicación del Paso 4 de la Figura 5.2, que se explican en la Sección 5.3. Además, se incluye un nuevo algoritmo (Paso 5) que permite a todas las ambulancias finalizar su turno de trabajo en su base habitual. Este algoritmo se activa después del período de reubicación, desde el momento L hasta el momento K (ver el rombo rojo izquierdo). El algoritmo de asignación de la base de regreso (Paso 6)

se sigue necesitando para aquellos casos, cuando no hay reubicación, pero la ambulancia no puede volver a su base habitual porque está ocupada y se tiene que enviar a otra base libre.

5.1. Asignación de ambulancias en ruta

En un SES real es posible conocer la posición de una ambulancia en ruta y ver si ésta está más cerca del lugar de una emergencia o no, pero en un entorno simulado no es tan sencillo. Kergosien et al. (2015) indican que simular los tiempos de viajes es muy difícil y que se necesitan los métodos *sofisticados* relacionados con los Sistemas de Información Geográfica (SIG). Los autores proponen un método aproximado, basado en el conocimiento de un conjunto de tiempos reales entre M puntos (600 en su caso), igual que los autores de Bélanger et al. (2016). El cálculo del tiempo de viaje t_{ab} entre dos puntos a y b que no están en la matriz M se realiza a través de los tiempos de viajes de los puntos a' y b' conocidos, que son las ubicaciones en M que están más cerca de a y b, respectivamente, utilizando las distancias euclidianas d_{ab} y $d_{a'b'}$:

$$t_{ab} = \frac{d_{ab} t_{a'b'}}{d_{a'b'}}, \tag{5.1}$$

En muchos otros trabajos las ambulancias en ruta no se pueden asignar a las emergencias hasta que no lleguen a una base.

En esta Tesis se desarrolla una metodología basada en el uso de los SIG para calcular las posiciones de las ambulancias en ruta. Los pasos del procedimiento y las herramientas utilizadas se detallan en la Figura 5.3.

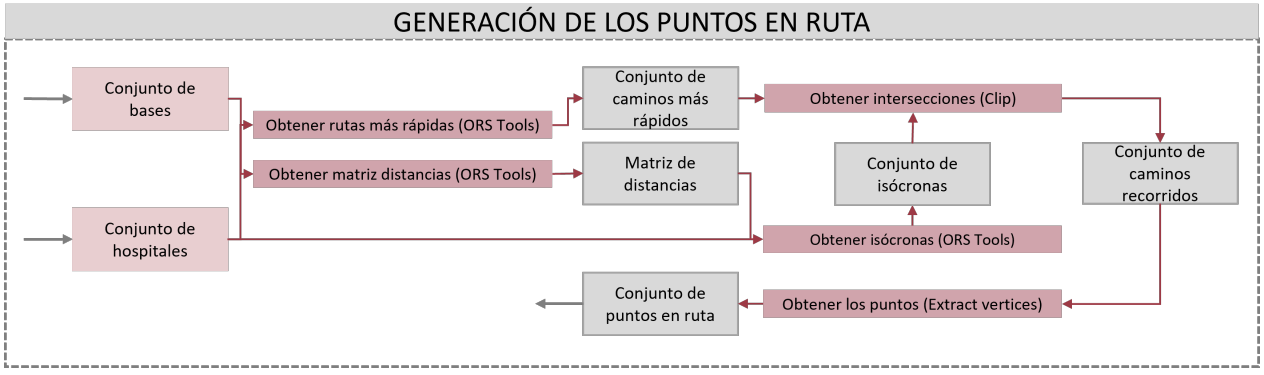
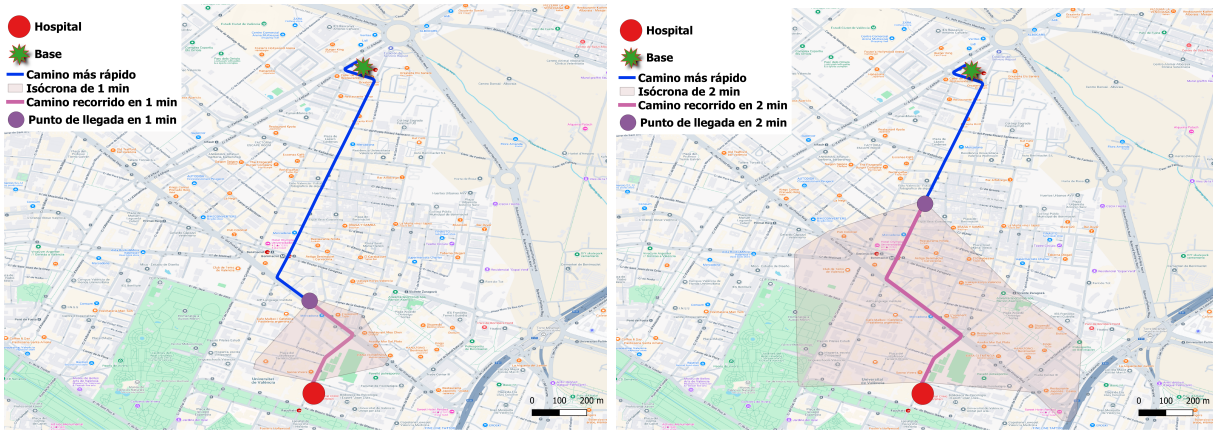


Figura 5.3: *Obtención de los puntos en ruta*
Fuente: Elaboración propia

Para cada par de puntos origen-destino, donde el punto de origen corresponde a un hospital $h \in H$ y el punto de destino es una base $b \in B$, hay que realizar los siguientes pasos:

1. Se determina el camino más rápido desde h hasta b (utilizando ORS Tools).
2. Se obtiene el tiempo de llegada (t_{hb}), calculando la matriz de distancias (ORS Tools).
3. Dado que en el algoritmo operativo el tiempo está discretizado, se calculan las isócronas de 1, 2,..., $t_{hb} - 1$ unidades de tiempo desde h (ORS Tools).
4. Se realizan las intersecciones de las isócronas con el camino más rápido, obteniendo los caminos recorridos en 1, 2,..., $t_{hb} - 1$ unidades de tiempo (se usa el algoritmo *Clip* de QGIS).
5. Se extraen los últimos vértices de cada camino recorrido, que son los puntos de llegada desde el h en dirección hacia la b en tiempo 1, 2,..., $t_{hb} - 1$ (se usa el algoritmo *Extract vertices* de QGIS).

La Figura 5.4 muestra dos ejemplos de la obtención de las posiciones de una ambulancia en ruta.



(a) *Punto de llegada en 1 minuto* ***(b)*** *Punto de llegada en 2 minutos*

Figura 5.4: *Obtención de las posiciones de vehículos en ruta*
Fuente: Elaboración propia

Supongamos que una ambulancia ha finalizado un servicio en el hospital marcado con un círculo rojo y se tiene que dirigir a la base marcada con una estrella verde. Se obtiene el camino más rápido para llegar allí y el tiempo de trayecto de 5 minutos. Se obtienen las isócronas desde el hospital de 1 minuto (Figura 5.4a), de 2 minutos (Figura 5.4b), y así sucesivamente, hasta 4 minutos ($5 - 1$). Los puntos de intersección (puntos violetas) del

camino más rápido con el borde de cada isócrona serán las posiciones de las ambulancias en ruta en cada iteración del algoritmo operativo y la parte del camino pintada de rosa será la parte recorrida hasta ese momento. Una vez obtenidas las posiciones de las ambulancias en ruta, se calculan los tiempos de trayectos hasta los lugares de emergencias. Este método permite a las ambulancias en ruta participar en la asignación a las emergencias, haciendo que el proceso sea más realista.

5.2. Reubicación de ambulancias en función del período de demanda

Los cambios de la demanda en diferentes períodos son el motivo de la reubicación multi-período, sin embargo, también se deberían tener en cuenta en las estrategias de la reubicación dinámica, dado que éstas se tienen que adaptar a la carga de trabajo en diferentes períodos. La inclusión de una nueva condición de reubicación relacionada con el período permite estudiar si la reubicación es necesaria a lo largo de toda la jornada laboral.

El análisis de la demanda de los servicios de emergencias sanitarias en el área de Valencia, descrito en la Sección 4.2 y cuyos pasos se pueden observar en la Figura 5.5, ha mostrado que no hay diferencias significativas en el número de llamadas de emergencias en los cinco días laborables y ha permitido determinar las tasas de llamadas para cada hora de un día laborable (Tabla 5.2). Tal como muestra la Figura 5.5, las tasas de llamadas se agrupan, obteniendo los siguientes períodos: período de mayor demanda, período de demanda media y período de demanda baja.

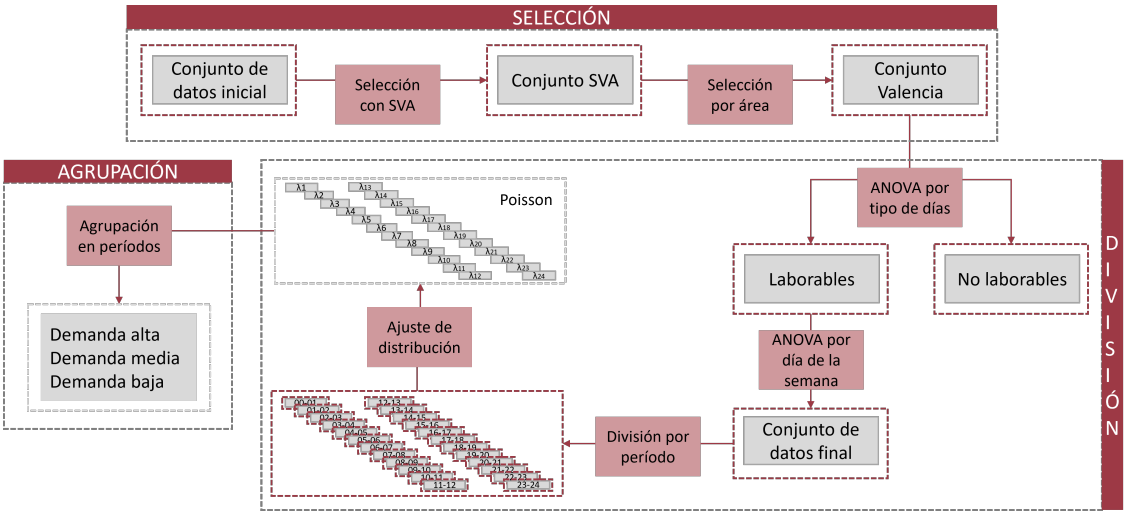
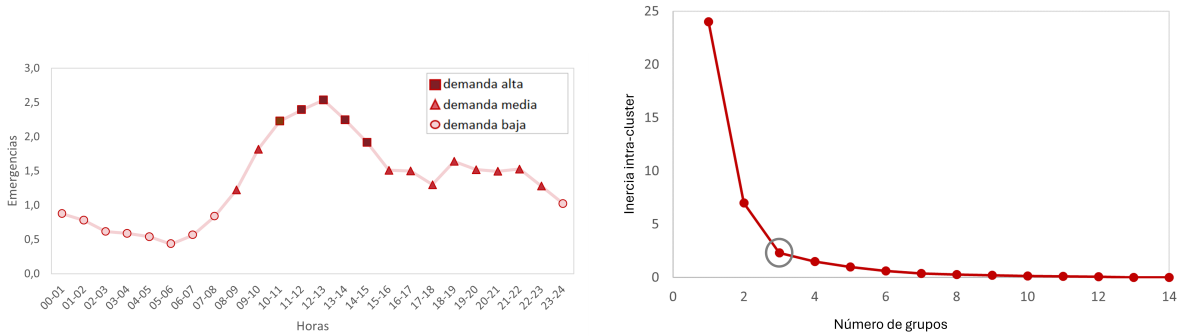


Figura 5.5: *Diagrama del análisis de datos*
Fuente: Elaboración propia

Hora	00-01	01-02	02-03	03-04	04-05	05-06	06-07	07-08	08-09	09-10	10-11	11-12
Tasa	0,88	0,78	0,62	0,59	0,54	0,43	0,56	0,84	1,22	1,82	2,23	2,39
Hora	12-13	13-14	14-15	15-16	16-17	17-18	18-19	19-20	20-21	21-22	22-23	23-24
Tasa	2,54	2,24	1,92	1,51	1,50	1,30	1,64	1,52	1,50	1,53	1,28	1,02

Tabla 5.2: *Tasas de llamadas para cada hora*

Para determinar el número de períodos apropiado (Figura 5.6a), se ha utilizado el algoritmo *k-means*, basado en la distancia entre observaciones, y el método del codo (Figura 5.6b), que visualiza en el eje y la suma de cuadrados de la distancia entre los puntos de un grupo y el centroide del grupo (inercia intra-cluster) y en el eje x el número de grupos (Scikit). Cuando la inercia deja de bajar de una forma brusca, el punto donde se produce una especie de codo en la gráfica nos indica el número de grupos apropiado, dado que aumentando este número no se consigue una gran disminución de la distancia. En nuestro caso tenemos tres grupos.



(a) *Períodos resultantes* ***(b)*** *Gráfica del método del codo*

Figura 5.6: *Períodos de la demanda*
Fuente: Elaboración propia

Estos períodos se emplean para la construcción de estrategias de reubicación. Dado que la carga de trabajo en cada uno de ellos es diferente, se proponen cinco estrategias, con el objetivo de estudiar la importancia de la reubicación en diferentes períodos del tiempo:

- *Str_a*. La reubicación se hace sólo para el período de demanda alta (entre las 10:00 y las 15:00 h).
- *Str_b*. La reubicación se hace para el período de demanda alta, pero con un pequeño margen, teniendo en cuenta las dos horas anteriores que corresponden al período de demanda media, es decir, entre las 8:00 y las 15:00 h.
- *Str_c*. La reubicación se realiza en el período de demanda alta y en las horas del período de demanda media posteriores, entre las 10:00 y las 23:00 h.

- *Str_d*. La reubicación se hace en los períodos de demanda alta y media, entre las 8:00 y las 23:00 h.
- *Str_e*. La reubicación se hace en todos los períodos.

El rendimiento de cada una de estas estrategias se muestra en la Sección 5.5.3.

5.3. Algoritmo de reubicación

Una vez se cumplen las tres condiciones de reubicación, se activa el algoritmo de reubicación (Paso 4 de la Figura 5.2). Este algoritmo toma como datos de entrada una lista de escenarios, definidos según el análisis de solapamientos de isócronas, pero a diferencia del algoritmo descrito en la Sección 3.2.1, incluye las siguientes dos características:

- Es capaz de mirar en un futuro próximo. Algunos autores, como van Barneveld et al. (2016), Granberg and Nguyen (2018), Ji et al. (2019) a la hora de determinar el conjunto de ambulancias disponibles proponen considerar los vehículos que aún están ocupados, pero a los que les quedan pocos minutos para finalizar un servicio. Tiene sentido detectar las ambulancias que se encuentran en un zona y en poco tiempo pueden proporcionar la cobertura a la población de esta zona, antes de enviar allí una ambulancia de otra zona. En esta Tesis se propone considerar las ambulancias que estarán disponibles pronto únicamente a la hora de realizar la reubicación de vehículos, pero no para asignarlas a los pacientes (para no incrementar el nivel de riesgo en caso de que no puedan estar disponibles en el tiempo previsto).
- Se prioriza ubicar en cada base su ambulancia habitual. La localización de los vehículos proporciona una cobertura inicial de la población en un área de servicio. Lo ideal es que las ambulancias siempre estén en sus bases habituales. Dado que no es posible porque los vehículos tienen que desplazarse para atender a los pacientes, las estrategias de reubicación que afecten lo menos posible esta configuración inicial tendrían mayor aceptación de los equipos gestores de los servicios sanitarios. Por lo tanto, siempre es mejor que una base esté ocupada por su ambulancia habitual y no por otra. El algoritmo de reubicación prioriza el envío a una base de su ambulancia habitual, pero no sólo cuando esta ambulancia está disponible, sino incluso cuando la ambulancia aún está ocupada, pero le faltan pocos minutos para acabar un servicio.

El pseudocódigo Algoritmo de reubicación muestra los pasos para realizar la reubicación de ambulancias. El algoritmo se puede activar dentro del tiempo que media en el intervalo $[R; L[$ mientras hay ambulancias para enviar a las bases (conjunto A_m^f no está vacío) y

mientras hay escenarios de reubicación (el conjunto E_m no está vacío). Se selecciona el primer escenario, el más importante (línea 3) y se determina la base de destino b_d a cubrir en este escenario. Se comprueba si la base de destino es la base habitual de alguna de las ambulancias que están en el conjunto A_m^f (línea 7). Si es así, esta ambulancia se envía a la base de destino (se da prioridad a la ambulancia habitual, independientemente de si es la más cercana o no). Si en el conjunto de A_m^f no está la ambulancia habitual de la base de destino (línea 11), se crea un subconjunto $A_m^* \subset A_m^f$ para las ambulancias que son candidatas a reubicar (línea 14).

Algorithm 3: Algoritmo de reubicación

```
1  if m ≥ R and m < L then
2      while A_m^f != null and E_m != null do
3          e = E_m[0];
4          Determine b_d;
5          for i = 1, ..., |A_m^f| do
6              Determine b_i^u;
7              if b_i^u == b_d then
8                  Send a_i to b_d;
9                  AmbulUsual = True;
10                 Break
11         if AmbulUsual == False then
12             A_m^* = null;
13             for i = 1, ..., |A_m^f| do
14                 if a_i meets the conditions to be a relocation candidate then
15                     Update A_m^* (a_i)
16             if A_m^* != null then
17                 Determine a_d^u;
18                 if a_d^u is in hospital then
19                     Update A_m^* (a_d^u);
20                     Send the closest ambulance to b_d
21                 else
22                     Send the closest ambulance to b_d
23             else
24                 Update E_m (remove e)
25         Update A_m^f and E_m
```

Las Condiciones para ser candidato a reubicar son las siguientes:

- El tiempo de trayecto entre el punto donde está el vehículo y la base de destino no

supera T_R.

- El vehículo cubre más población en la base de destino que en la base de regreso alternativa. La base de regreso alternativa para una ambulancia a es su base habitual. Si esta base está ocupada por la ambulancia q, entonces la base de regreso alternativa para la a es la base habitual de la ambulancia q. Si esta base también está ocupada, entonces la a se envía a la base libre más cercana a su base habitual.

Cuando hay candidatos a reubicar (línea 16), aquí es donde se mira al futuro próximo. Se comprueba el estado de la ambulancia habitual de la base de destino (a_d^u). Si esta ambulancia ya ha traído al paciente al hospital (línea 18), aunque aún no ha realizado su traspaso al equipo médico del hospital, se considera también esta ambulancia como candidata para ser enviada a la base de destino. Entonces, se envía a la base de destino aquella ambulancia del A_m^*, que antes llega allí. Hay que tener en cuenta que para la ambulancia que está en el hospital, pero aún no ha finalizado el traspaso del paciente, al tiempo de trayecto para llegar a la base de destino se le añade el tiempo que le queda para acabar el servicio. Si la ambulancia habitual de la base de destino aún no está en el hospital (línea 21), se envía a la base de destino la ambulancia más cercana entre las candidatas previamente seleccionadas. Si las condiciones para ser candidato a reubicar no se cumplen para ninguna de las ambulancias de A_m^f, entonces este escenario no se puede satisfacer y se elimina de la lista (línea 24), para dar paso al siguiente escenario. Al final de cada iteración se actualizan los conjuntos A_m^f y E_m.

5.4. Algoritmo de asignación de la base habitual

La reubicación de ambulancias puede solucionar problemas de cobertura, sin embargo, genera otros problemas, que no se pueden obviar. En la mayoría de los trabajos referentes a la reubicación de ambulancias los vehículos están asignados a una base al inicio de su turno. Sin embargo, en muchos de estos trabajos no se hace ninguna mención sobre las posiciones de las ambulancias al final de su turno.

La reubicación de ambulancias implica movimientos de las ambulancias hasta los lugares de espera que no son sus bases habituales. Cada cambio de base es un inconveniente para el personal de ambulancias, dado que tanto según los hábitos organizativos (por ejemplo del SES de Valencia), como, incluso, según la ley, el puesto de trabajo está determinado para un turno de trabajo. Si a estos inconvenientes se añade el hecho de que un equipo empieza su turno en un sitio, pero lo finaliza en otro, tanto para los trabajadores, como para los gestores de los servicios de emergencias sería difícil aceptar estas condiciones. Para abordar este problema, se propone una estrategia que permite a cada ambulancia iniciar y finalizar

su turno de trabajo en su base habitual, independientemente del número de reubicaciones realizadas.

El pseudocódigo Asignación de la base habitual muestra los detalles de este proceso.

Algorithm 4: Algoritmo de asignación de la base habitual

```
1  if m ≥ L and m < K then
2      "Relax movement"
3      for i = 1, ..., |A_m^f| do
4          Determine b_i^u;
5          if b_i^u is free then
6              Send a_i to b_i^u;
7          else
8              Do not move a_i
9  else
10     m == K;
11     "Shock movement"
12     for i = 1, ..., |A_m^l| do
13         Determine b_i';
14         if b_i' != b_i^u then
15             Update A_m^f (a_i)
16     if A_m^f != null then
17         for i = 1, ..., |A_m^f| do
18             Determine b_i^u;
19             Send a_i to b_i^u;
```

El algoritmo tiene dos criterios para asignar las ambulancias dependiendo del instante de tiempo m: parte suave, llamada "Relax movement", que se activa para un período $[L; K[$ y parte brusca, llamada "Shock movement", que se realiza en el momento K. "Relax movement" corresponde a la parte preparatoria, relativamente corta, que se hace para evitar los movimientos de ida y vuelta, por ejemplo, cuando una ambulancia en un momento se reubica a una base, pero en el siguiente momento se tiene que volver a su base habitual. Para cada ambulancia pendiente de enviarse a una base (ambulancias del conjunto A_m^f), se comprueba si su base habitual está libre. Si lo está (línea 5), la ambulancia se envía allí. Si no lo está, no se hace ningún movimiento, es decir, la ambulancia tendrá que esperar en el hospital hasta el "Shock movement". En "Shock movement" (línea 10) todas las ambulancias del conjunto A_m^l (ambulancias disponibles en el momento m que están inactivas en una base) se seleccionan aquellas, que ocupan una base (b_i') que no es su base habitual (línea 14). Todas estas ambulancias se añaden al conjunto A_m^f y las bases que ocupaban (b_i') pasan a considerarse libres para recibir sus ambulancias habituales. De esta forma, el conjunto A_m^f puede tener tanto

las ambulancias que estaban en los hospitales pendientes de envío a una base después de un servicio, como las que ya están en una base, pero no es su base habitual. Si el conjunto A_m^f no está vacío (línea 16), cada una de sus ambulancias se envía a su base habitual (líneas 17-19). De esta forma, el algoritmo asegura que los equipos acaben su jornada laboral en su base habitual, donde habían empezado su turno, independientemente del número de reubicaciones realizadas.

5.5. Experimentos computacionales

La evaluación de las estrategias de reubicación propuestas en este capítulo se realiza con el caso real, del área de Valencia, descrito en la Sección 2.4. Se utilizan las 600 instancias generadas en el Capítulo 4. Las instancias son de 40, 60, 80 y 100 emergencias diarias. Las llamadas entran según la distribución de Poisson con las tasas de llamadas indicadas en la Tabla 5.2. Las llamadas se generan en las 77 zonas de posible demanda según la población de personas mayores de 60 años. La duración de la asistencia in situ se genera aleatorimente entre 15 y 30 minutos, el tiempo de traspaso del paciente en el hospital es aleatorio entre 15 y 20 minutos. Para los trayectos se utiliza la distancia real y velocidad máxima permitida en cada tramo. La duración de los trayectos se incrementa en un 10 % cuando la ambulancia está sin paciente. Para considerar las ambulancias en ruta se han generado más de 44 millones de rutas.

Para la configuración del algoritmo operativo se han establecido los siguientes parámetros: el turno de trabajo (N) es de 24 horas que empieza a las 8:00 h, la actualización del sistema se realiza cada minuto. El tiempo de triaje junto con el tiempo preparatorio para la salida de los equipos es de 3 minutos. Dado que se trata de las emergencias sanitarias, todos los pacientes requieren traslado al hospital.

5.5.1. Construcción de escenarios de reubicación

La construcción de los escenarios se realiza de la misma forma que en el Capítulo 3, sin embargo, en vez de usar la población total, en este caso se utiliza la población de mayores de 60 años. Tomando como punto de inicio cada una de las 10 bases del conjunto B, se han calculado las isócronas con un tiempo máximo de desplazamiento (T_{max}) de 7 minutos. Las áreas de las isócronas nos indican la población de personas mayores de 60 años cubierta (c_{b_j}) por las ambulancias desde cada una de estas bases. La Tabla 5.3 muestra cómo se ordenan las 10 bases del conjunto B según c_{b_j}. Para determinar las bases similares de cada una de las 10 bases, se realiza un análisis de solapamientos de isócronas. Una base es similar a otra base cuando cubre por lo menos el 50 % de la misma población. Las bases similares para cada una

de las bases del conjunto B se han marcado con un círculo rojo en la Tabla 5.3.

Una vez se conocen las bases similares, se buscan los escenarios por cada una de las filas de la Tabla 5.3. Para las bases cuya importancia relativa ($C_{b_j} = \frac{c_{b_j}}{\sum_{b_i \in B} c_{b_i}} 100\,\%$) es superior al 10 %, el escenario surge cuando sus bases similares se quedan libres. Se trata de las primeras cuatro filas de la tabla, que generan tres escenarios (para las fila tres y cuatro el escenario es el mismo): 1) cuando se quedan sin ambulancias las bases b_7 y b_4, 2) cuando se quedan libres las bases b_3 y b_4 y 3) cuando se quedan sin ambulancias las bases b_3 y b_7. Para las bases cuya importancia relativa es menor que 10 % (b_6 y b_1), los escenarios surgen cuando tanto la propia base, como sus bases similares se quedan libres. En este caso se obtienen escenarios: 4) cuando las bases b_6 y b_2 se quedan sin ambulancias y 5) cuando las bases b_1 y b_4 se quedan sin ambulancias. Las bases b_{10}, b_8, b_5 y b_9 no generan escenarios porque no tienen bases similares. La Tabla 5.4 indica la base de destino (la que cubren mayor población entre las bases del mismo escenario) para cada uno de los escenarios obtenidos. El tiempo máximo de reubicación (T_R) es de 10 minutos. El tiempo máximo de respuesta (T) es de 10 minutos.

Bases	c_{b_j}	C_{b_j}	**Bases similares**									
			b_3	b_7	b_4	b_2	b_6	b_{10}	b_1	b_8	b_5	b_9
b_3	105.312	22,3 %		●	●							
b_7	105.312	22,3 %	●		●							
b_4	99.889	21,2 %	●	●								
b_2	79.308	16,8 %	●	●			●					
b_6	41.769	8,8 %										
b_{10}	15.175	3,2 %										
b_1	13.779	2,9 %			●							
b_8	5.103	1,1 %										
b_5	4.546	1,0 %										
b_9	2.034	0,4 %										
Total	472.226	100 %										

Tabla 5.3: *Bases similares*

Escenario	**Bases libres**	b_d
e_1	b_7 , b_4	b_7
e_2	b_3 , b_4	b_3
e_3	b_3 , b_7	b_3
e_4	b_6 , b_2	b_2
e_5	b_1 , b_4	b_4

Tabla 5.4: *Conjunto E*

5.5.2. Estrategias de reubicación

Considerando que $m = 0$ corresponde al inicio del turno a las 8:00 h y N es igual a 1440 minutos (24 horas), la Tabla 5.5 resume los detalles de las estrategias propuestas. El

Algoritmo de reubicación puede activarse en el momento R, marcando el minuto en que las ambulancias pueden comenzar a ser reubicadas. En el momento L comienza la fase preparatoria del Algoritmo de asignación de base habitual, con una duración de 44 minutos (el tiempo de viaje entre las dos bases más distantes). En el momento K, se produce el "Shock movement" del Algoritmo de asignación de base habitual. La duración (en minutos) del período de reubicación se muestra en la última columna de la Tabla 5.5. Los resultados de cada una de las estrategias propuestas se comparan con los del algoritmo sin reubicación (Str_0), como en (Maxwell et al. (2010), Schmid (2012), Billhardt et al. (2014)). Por último, se analiza cómo el hecho de poder asignar las ambulancias en ruta afecta a los resultados.

Estrategias	R	L	K	**Duración**
Str_a	120	316	360	196
Str_b	0	316	360	316
Str_c	120	796	840	676
Str_d	0	796	840	786
Str_e	0	1396	1440	1396

Tabla 5.5: *Estrategias de reubicación*

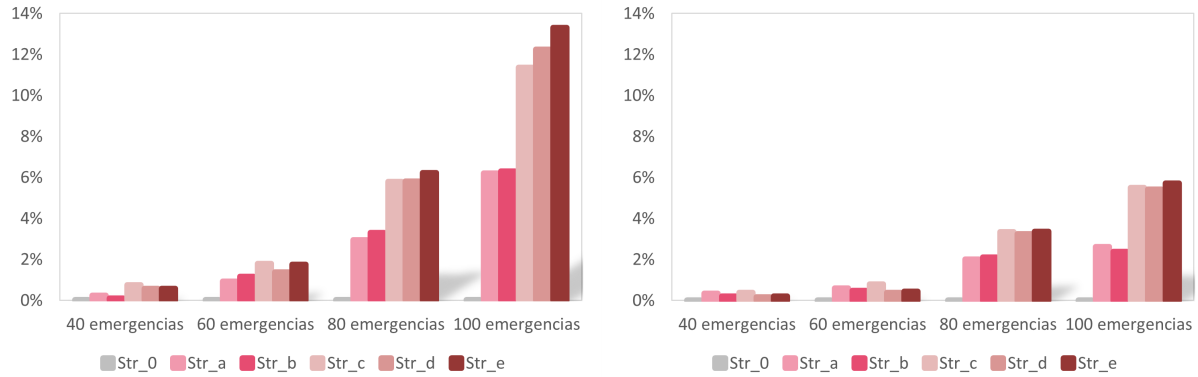
5.5.3. Resultados numéricos

Se utilizan tres medidas para evaluar el desempeño de las estrategias de reubicación: el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos, la media de retrasos y el promedio de reubicaciones por instancia. La Tabla 5.6 muestra los resultados numéricos. La parte izquierda de la tabla muestra los datos para el caso cuando las ambulancias en ruta no se pueden asignar a las emergencias, mientras que en la parte derecha de la tabla se observan los resultados con la asignación de las ambulancias en ruta.

Inst	**Sin ambulancias en ruta**						**Con ambulancias en ruta**					
	Str_0	Str_a	Str_b	Str_c	Str_d	Str_e	Str_0	Str_a	Str_b	Str_c	Str_d	Str_e
Número de llamadas con tiempo de respuesta ≤ 10 min												
40	2786	2793	2789	2807	2802	2802	2854	2864	2860	2865	2859	2860
60	3746	3781	3790	3813	3798	3812	3988	4012	4007	4020	4003	4006
80	4301	4428	4443	4550	4551	4569	4809	4906	4910	4970	4965	4971
100	4460	4737	4741	4967	5006	5053	5350	5490	5478	5644	5640	5656
Media de retrasos (min)												
40	3,20	3,20	3,20	3,21	3,21	3,21	3,09	3,08	3,08	3,09	3,09	3,09
60	3,82	3,77	3,77	3,71	3,72	3,72	3,50	3,48	3,48	3,47	3,48	3,47
80	4,92	4,67	4,67	4,52	4,51	4,50	4,12	4,01	4,01	3,99	3,97	3,97
100	6,15	5,69	5,67	5,39	5,33	5,29	4,84	4,71	4,72	4,61	4,62	4,62
Número medio de reubicaciones												
40		3	3	10	10	14		3	3	9	10	14
60		5	6	16	17	23		5	6	16	17	24
80		8	9	23	24	34		8	9	24	25	34
100		10	11	30	31	43		10	12	30	31	43

Tabla 5.6: *Resultados numérios*

Según el número absoluto de llamadas atendidas dentro de 10 minutos mostrado en la Tabla 5.6, cuando se asignan las ambulancias en ruta se atiende mayor número de llamadas dentro del tiempo establecido. Es un resultado bastante obvio, dado que las ambulancias que están volviendo a una base también se consideran disponibles. Para poder apreciar mejor el efecto de la reubicación, la Figura 5.7 muestra la diferencia porcentual del número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos para cada estrategia respecto a la estrategia sin reubicación, tanto para el caso sin la asignación de las ambulancias en ruta (Figura 5.7a), como con asignación de ambulancias en ruta (Figura 5.7b).



(a) *Sin vehículos en ruta* ***(b)*** *Con vehículos en ruta*

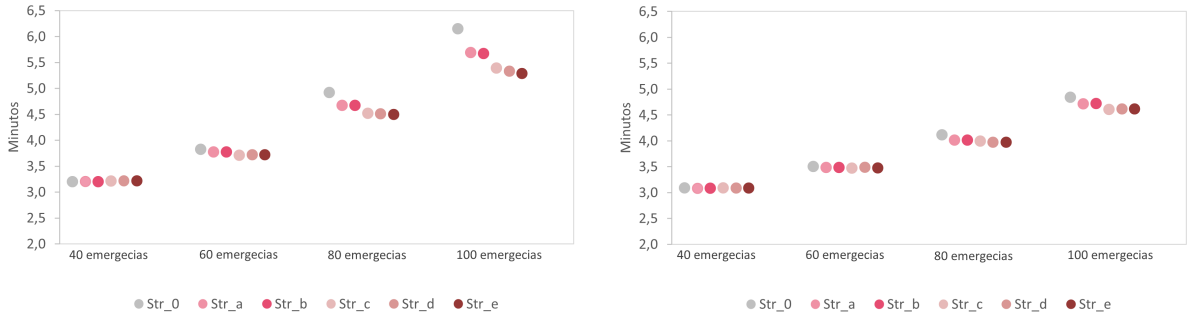
Figura 5.7: *Variación porcentual en el número de llamadas respecto a Str_0*
Fuente: Elaboración propia

Las dos figuras tienen el mismo eje de ordenadas. Se observa que al poder asignar las ambulancias en ruta, el efecto de la reubicación es menor que cuando los vehículos no se asignan en ruta. Esto es debido a que los escenarios de reubicación surgen en las zonas densamente pobladas (en su mayoría en el centro de Valencia), justo donde se encuentran los hospitales. Al reubicar, los vehículos se tienen que desplazar desde los hospitales a estas zonas céntricas, en vez de ir a sus bases más alejadas. Los trayectos hospital-base en caso de reubicación son más cortos. Por lo tanto, cuando los vehículos no se pueden asignar en ruta, la reubicación permite a las ambulancias estar disponibles antes que en caso de volver a sus bases habituales. Mientras que cuando las ambulancias se pueden asignar en ruta, el desempeño del algoritmo de reubicación no está influenciado por las particularidades del algoritmo de asignación de las ambulancias, es decir, el efecto que vemos al reubicarlas es más claro. Este resultado es importante porque muestra que cuando las ambulancias no se asignan en ruta, la capacidad de los algoritmos de reubicación puede estar bastante sobrestimada (un 6 % de la Figura 5.7b frente a un 13 % de la Figura 5.7a en caso de la estrategia *Str_e*), por ejemplo.

Centrándonos en el caso más realista, el de la Figura 5.7b, observamos que la reubicación aumenta el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos. En las instancias de 40 y

60 emergencias diarias este aumento está entre 0,18 y 0,80 % , mientras que en las instancias más grandes se observa una mejora entre 2 y aproximadamente 6 % respecto al algoritmo sin reubicación. Si analizamos los resultados de las estrategias propuestas, vemos que no hay mucha diferencia entre las estrategias *Str_a* (reubicar sólo en el período de demanda alta) y *Str_b* (reubicar en el período de demanda alta y en las dos horas previas). Se observa el aumento del número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos cuando también reubicamos en el período de demanda media: con las instancias más grandes (100 emergencias diarias) podemos obtener una mejora de aproximadamente un 4 %. Por lo que, reubicar sólo en el período de demanda alta no es la mejor opción. La diferencia entre las estrategias *Str_c*, *Str_d* y *Str_e* no es muy grande, por lo que podemos concluir que la reubicación en el período de demanda baja no aporta grandes mejoras.

La Figura 5.8 muestra la media de retrasos para cada tipo de instancia. En la parte izquierda tenemos los resultados sin asignación de las ambulancias en ruta, en la parte derecha con la asignación de los vehículos en ruta. El efecto de la reubicación es menor para el caso más realista, cuando las ambulancias en ruta participan en la asignación a las emergencias. En otras palabras, si las ambulancias no se asignan en ruta, la capacidad de los algoritmos de reubicación puede estar bastante sobrestimada. Para las instancias de 100 emergencias diarias sin la asignación de las ambulancias en ruta la media de retrasos baja de 6,15 minutos (sin reubicación) hasta 5,29 minutos (estrategia *Str_e*), mientras que con la asignación de las ambulancias en ruta la media baja de 4,84 minutos (sin reubicación) a 4,62 minutos (estrategia *Str_e*).



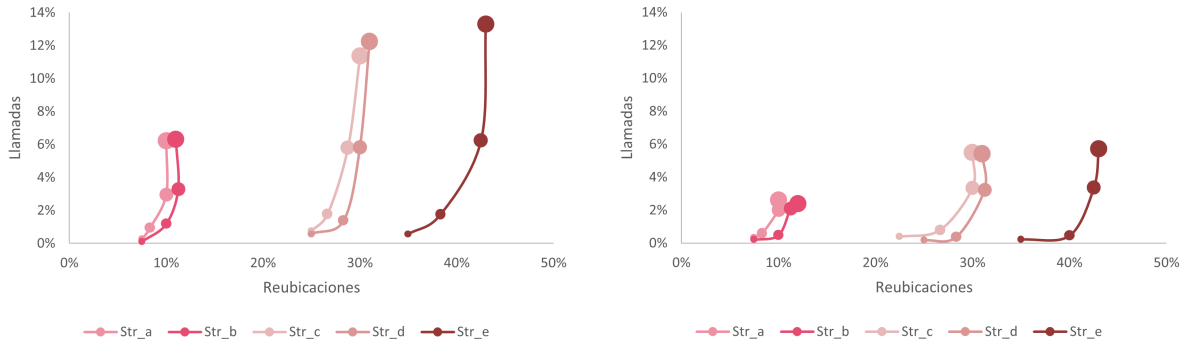
(a) *Sin vehículos en ruta* ***(b)*** *Con vehículos en ruta*

Figura 5.8: *Promedio de retrasos*
Fuente: Elaboración propia

Analizando el caso de la Figura 5.8b, para las instancias más pequeñas la reubicación prácticamente no afecta a la media de retrasos, mientras que para las instancias más grandes la reubicación disminuye su media. Respecto a la comparación de las estrategias entre si, los resultados muestran que con las estrategias *Str_c*, *Str_d* y *Str_e* la media de retrasos es ligeramente inferior que con las estrategias *Str_a* y *Str_b*, es decir, parece que tiene sentido

reubicar tanto en el período de demanda alta, como en el de demanda media. Sin embargo, no hay diferencias entre las estrategias *Str_c*, *Str_d* y *Str_e*, es decir, reubicar en el período de demanda baja no aporta grandes mejoras.

La Figura 5.9 muestra la correlación entre las reubicaciones y las llamadas atendidas dentro de 10 minutos. En el eje de abscisas está representado el porcentaje de reubicaciones sobre el total de desplazamientos, mientras que el eje de ordenadas recoge el porcentaje de mejora en el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos por cada una de las estrategias de reubicación respecto al algoritmo sin reubicación. Los puntos de diferentes tamaños indican el tamaño de las instancias. El más pequeño representa las instancias de 40 emergencias diarias y el más grande corresponde a las instancias de 100 emergencias al día.



(a) *Sin vehículos en ruta* ***(b)*** *Con vehículos en ruta*

Figura 5.9: *Reubicaciones & Llamadas dentro de 10 min*
Fuente: Elaboración propia

Los dos gráficos de la Figura 5.9 confirman que el efecto de la reubicación es más grande cuando las ambulancias en ruta no se tienen en cuenta (las curvas de la Figura 5.9a son más largas). Se observa que en ningún caso el porcentaje de las reubicaciones respecto al total de desplazamientos supera al 45 %. Otra característica que se aprecia en la figura es que no hay relación lineal entre las reubicaciones y las llamadas atendidas dentro de 10 minutos. Al aumentar la carga de trabajo (al aumentar el tamaño de los puntos), llega un momento a partir del cual el número de reubicaciones no crece, dado que las ambulancias tienen que atender las llamadas en cola en cuanto acaban un servicio. Este efecto se observa en las formas convexas de las curvas, especialmente en las de la Figura 5.9b. En la misma figura se ve claramente que con la estrategia *Str_e* hay más reubicaciones, pero la mejora que proporcionan estas reubicaciones no se refleja en el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos (las curvas de las estrategias *Str_c*, *Str_d* y *Str_e* son prácticamente paralelas). Esto confirma la idea ya mencionada anteriormente de que la reubicación en el período de demanda baja no genera grandes mejoras.

Por último, se analiza el número medio de veces que una ambulancia se queda en hos-

pital en el período preparatorio del Asignación de la base habitual y el número medio de movimientos base-base en una instancia cuando se hace el "Shock movement" al final del turno de trabajo. La Tabla 5.7 y la Figura 5.10 muestran estos datos para el caso cuando las ambulancias en ruta se tienen en cuenta a la hora de atender a las llamadas (para el caso cuando las ambulancias en ruta no se asignan a las emergencias los datos son muy parecidos).

Inst	**Con ambulancias en ruta**				
	Str_a	*Str_b*	*Str_c*	*Str_d*	*Str_e*
Número promedio de veces que una ambulancia se queda en hospital					
40	0,4	0,5	0,5	0,5	0,2
60	0,6	0,6	0,6	0,6	0,3
80	0,5	0,5	0,7	0,7	0,3
100	0,4	0,4	0,6	0,6	0,3
Número promedio de movimientos base-base					
40	1,4	1,4	2,3	2,3	3,3
60	1,0	1,1	2,1	2,1	3,2
80	0,5	0,5	1,5	1,6	3,1
100	0,3	0,3	1,0	1,0	2,7

Tabla 5.7: *Algunos resultados adicionales*

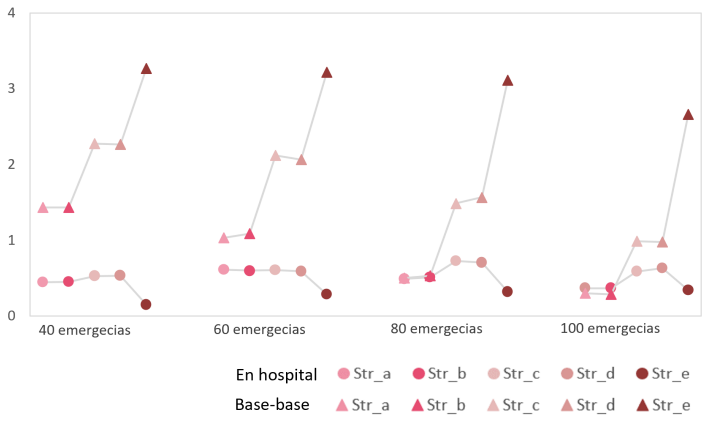


Figura 5.10: *Algunos resultados adicionales*
Fuente: Elaboración propia

Se observa que cuando hablamos del número de veces que una ambulancia se queda en hospital, los números son muy pequeños (la media no llega a 1), lo que indica que esto no provocaría grandes alteraciones en la configuración del sistema. Para todos los tipos de instancias, la media más pequeña se obtiene con la estrategia *Str_e*. Esto se explica por el hecho de que el algoritmo Asignación de la base habitual se activa en el período de demanda

baja, cuando hay pocas ambulancias en circulación. Respecto al número de movimientos base-base, la media fluctúa entre 0,3 y 3,3 dependiendo de la estrategia elegida. Se ve que cuanto más tiempo ha funcionado el algoritmo de reubicación, más ambulancias pueden ocupar bases que no son suyas.

5.6. Conclusiones

La reubicación de ambulancias altera el funcionamiento habitual del proceso de atención a las emergencias, dado que desplaza los vehículos a lugares de espera diferentes a sus bases habituales. La reubicación se tiene que realizar en los momentos idóneos para que sus ventajas sean mayores que los costes asociados. No tiene sentido generar ruido en el sistema, un coste implícito que, además, genera otro problema - devolver las ambulancias a sus bases habituales al final de la jornada, dado que la organización de muchos SES se realiza en turnos de trabajo.

La inclusión de los aspectos realistas tanto correspondientes a la organización de un SES real, como a la propia dinámica de aparición de las llamadas de emergencias (su distribución temporal tiene un carácter no homogéneo) han motivado el desarrollo de este capítulo. Se ha presentado un algoritmo de reubicación que permite a cada ambulancia iniciar y finalizar su jornada laboral en su base habitual, independientemente del número de reubicaciones realizadas durante el turno. Se ha considerado la posibilidad de asignar las ambulancias en ruta a las emergencias. Para ello se ha desarrollado una metodología basada en el concepto de isócronas para determinar las posiciones de las ambulancias en movimiento. Además, se ha analizado la importancia de reubicar los vehículos en diferentes períodos del tiempo determinados en base al análisis de los datos históricos de llamadas de emergencias.

La evaluación de las cinco estrategias de reubicación basadas en la variación de la demanda durante el día muestra que la reubicación de vehículos puede proporcionar mejoras en el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos y en la media de retrasos, especialmente cuando se trata de instancias grandes. No es suficiente reubicar sólo en el período de demanda alta. Los resultados muestran que lo mejor es reubicar tanto en el período de demanda alta, como en el de demanda media. La reubicación en el período de demanda baja no aporta mejoras significativas, sino sólo ruido en el sistema.

Asignar las ambulancias en ruta aumenta el número de llamadas atendidas en 10 minutos y baja la media de retrasos para todos los algoritmos, pero hace que reubicar respecto a no reubicar no tenga tanta ventaja, especialmente en las instancias grandes. Este hecho puede sobreestimar notablemente la capacidad de los algoritmos de reubicación.

En el siguiente capítulo se pretende explotar la metodología que permite determinar las posiciones de las ambulancias en movimiento para proponer otras estrategias de reubicación.

5.7. Contribución

Esta parte del trabajo se ha desarrollado en el marco de los siguientes proyectos de investigación:

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Alberola Oltra, Juan Miguel; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva ... Innovacion en Reubicacion de Vehiculos de Emergencias Sanitarias: Una Herramienta Inteligente de Decision (INNACC/2021/26). (05/04/22 - 29/09/23)

Vallada Regalado, Eva (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Giménez-Palacios, Iván; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea ... Optimización Realista en Problemas de Salud Pública (PID2021-124975OB-I00). (24/10/22 - 31/05/23)

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia. Técnicas heurísticas para el problema de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias (PAID-01-21). (01/06/22 - 31/05/25).Financiación RRHH. UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA.

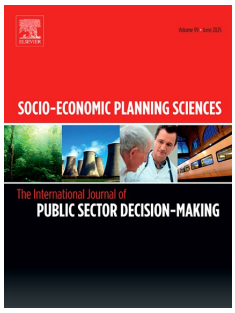
Los resultados obtenidos en este capítulo se han presentado en los siguientes conferencias y congresos:

Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina-García, Miguel Ángel (2023). Estrategias para la reubicación dinámica de ambulancias basadas en el análisis de los datos históricos. EN XL Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa (SEIO 2023). XIV Jornadas de Estadística Pública. (205 - 205). Elche, España



Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina-García, Miguel Ángel (2023). La importancia de considerar aspectos realistas para la validación de estrategias de reubicación de ambulancias. EN X Congreso I+D+i Campus de Alcoi. Creando sinergias . (65 - 68). Alcoy, España: Compobell, S.L.

La publicación correspondiente a esta parte del trabajo está aceptada en la revista *Socio-Economic Planning Sciences*, Q1 en JCR en el área de Investigación Operativa.



Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., 2025b.
Realistic strategies for dynamic ambulance relocation.
Socio-Economic Planning Sciences Accepted.

Capítulo 6

Estrategia de reubicación basada en rutas

En los últimos treinta años la comunidad científica ha propuesto una gran cantidad de estrategias de reubicación de ambulancias (Bélanger et al. (2019), Neira-Rodado et al. (2022)), sin embargo, poco se sabe sobre la aplicación de estas estrategias en un Servicio de Emergencias Sanitarias (SES) real (Van Buuren et al., 2018). Las estrategias de reubicación basadas en cambiar, aunque sea temporalmente, la base donde permanecer estacionado un vehículo de emergencias sanitarias provocan un cierto rechazo entre los miembros de los equipos de las ambulancias debido a los hábitos de trabajo (van Barneveld et al. (2016), Hajiali et al. (2022)). Además, en algunos países el lugar de trabajo está determinado por la propia legislación y no se pueden realizar cambios entre los equipos médicos.

Teniendo en cuenta las dificultades para implementar una estrategia de reubicación en un SES real, se podría considerar como una estrategia alternativa una reubicación en la que el vehículo no se tiene que quedar en un lugar de espera diferente a su base habitual, sino pasar por él. De este modo el problema de reubicación se puede abordar como un problema de rutas. Una ambulancia que vuelve a su base habitual suele ir por el camino más rápido, pero realmente no existe una obligatoriedad o directriz en cuanto a la ruta a seguir. En este capítulo se propone una estrategia que aprovecha la ruta de vuelta con la intención de pasar por algunas zonas con una alta probabilidad de ocurrencia de emergencias. La ambulancia se dirige a su base, pero no con el objetivo de llegar allí lo antes posible, sino para proporcionar la mayor cobertura temporal posible a las zonas por las que pasa.

El término *cobertura* suele tener un carácter estático. Decimos que un punto está cubierto cuando se puede llegar a él en un tiempo determinado desde un lugar dado, como, por ejemplo, una base de ambulancias. En otras palabras, la cobertura suele estar relacionada con el lugar de espera de la ambulancia. Sin embargo, aquí se pretende considerar la cobertura

como algo dinámico, relacionado con el vehículo. El concepto con mayor similitud es el de recorrido de calles que realizan los vehículos policiales mientras patrullan las zonas con alta probabilidad de ocurrencia de incidentes. Cuando una ambulancia está volviendo a su base, está disponible para atender a las emergencias. El movimiento del vehículo hace que cambie la cobertura proporcionada por él a lo largo del trayecto. De este modo, podemos hablar de una especie de *corredor de cobertura*, que se abre justo en las zonas por las que pasa el vehículo sanitario, pero tiene un carácter temporal, porque el vehículo está en movimiento.

6.1. Problemas de rutas en la literatura científica

La Real Academia Española define el término *ruta* como un camino o dirección que se siguen para llegar a un lugar. Otra definición parecida de la misma fuente: una ruta es una serie de lugares por los que deben pasar o en los que deben detenerse alguien o algo a lo largo de un recorrido. La Figura 6.1 muestra en rojo los elementos de una ruta: vértices que constituyen la ruta, de los cuales uno es el punto de origen O y otro es el punto de destino D, y aristas que indican el orden de visita de los vértices.

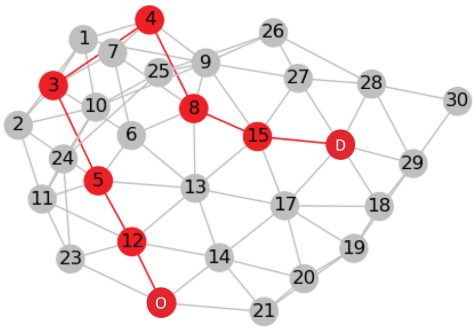


Figura 6.1: *Elementos de una ruta*
Fuente: Elaboración propia

La determinación de una ruta óptima es uno de los problemas del campo de estudio de la Investigación Operativa. Los problemas de rutas, según el tipo de objeto a recorrer, se pueden clasificar en dos grupos: *rutas por vértices*, donde es necesario recorrer unos puntos que representan a clientes, instalaciones, pacientes, etc. y *rutas por arcos*, donde el objetivo es pasar por unas determinadas aristas o arcos, que representan calles o caminos. Los problemas donde se buscan rutas por vértices habitualmente se agrupan bajo el nombre *Vehicle Routing Problem* (VRP).

El VRP clásico consiste en encontrar un conjunto de rutas para k vehículos idénticos ubicados en un punto de partida, de modo que, minimizando el coste total de las rutas, cada

uno de los clientes, ubicados en unos puntos dados, se visite exactamente una vez. Cada clientes tiene una demanda. La demanda total servida por cada ruta no puede superar la capacidad del vehículo. Cada ruta empieza y acaba en el mismo punto de partida (depósito). Según Ghiani et al. (2003), la capacidad de los vehículos, la duración de las rutas y los horarios establecidos son las restricciones operativas más comunes de este tipo de problemas.

Existe un amplio abanico de variantes del VRP. Según Widuch (2020), entre las características que forman estas variantes se pueden nombrar:

- Tipo de flota (homogénea o heterogénea)
- Número de objetivos (único o varios)
- Número de viajes para los vehículos (único o varios)
- Número de ventanas del tiempo (única o varias) para cada cliente
- Tipo de servicio (recogida o entrega o ambos)
- Número de puntos de origen (único o varios)
- Tipo de visita (esporádica o periódica)
- Número de tipos de productos (único o varios)
- Número de vehículos que pueden visitar al cliente (único o varios)
- Otros

En el campo de servicios médicos prehospitalarios de emergencias, según Aringhieri et al. (2017), la cuestión de rutas es uno de los desafíos que no ha sido investigado en detalle. Uno de los problemas más comunes es encontrar, según las condiciones de tráfico, la ruta más rápida para llegar al paciente en el lugar de la emergencia (Nordin et al. (2012), Gayathri and Chandrakala (2014) o Alami Chentoufi et al. (2022)), para trasladarlo al hospital (Knyazkov et al. (2015)) o para ambos propósitos (Mouhcine et al. (2018)). Otro problema es determinar las mejores rutas para las ambulancias en los accidentes con múltiples víctimas o en desastres. En Talarico et al. (2015) se determinan las rutas para atender tanto a los pacientes sin la necesidad de un traslado al hospital, como los pacientes con esta necesidad. Los autores de Jotshi et al. (2009) desarrollan una metodología para el despacho y ruta de vehículos de emergencias en un entorno post-desastre, basada en la simulación y fusión de datos. En Tlili et al. (2017) y en Issam et al. (2019) se proponen métodos para atender a los pacientes de múltiples accidentes en dos pasos: 1) clusterizar a los pacientes en función de la distancia entre ellos y 2) determinar las mejores rutas para recoger a los pacientes y trasladarlos a los hospitales. Los autores de Aringhieri et al. (2022) también proponen clusterizar a los pacientes antes de proponer las rutas para su recogida, pero en este caso con la ayuda de

técnicas basadas en Machine Learning. En Yoon and Albert (2020) se formula un modelo de proceso de decisión de Markov para el dynamic ambulance routing con respuesta múltiple. En Shiri et al. (2023) se resuelve el problema de rutas en accidentes con múltiples víctimas con información parcial o nula sobre sus condiciones.

A diferencia de los problemas descritos en el párrafo anterior, el objetivo de este trabajo es usar la ruta de vuelta como una forma de reubicación de una ambulancia, donde lo importante no es llegar a su base lo antes posible, sino contribuir a la mejora de la cobertura total, pasando por algunas zonas con alta probabilidad de llamadas de emergencias.

El recorrido de calles que realizan las patrullas de policías tiene cierta semejanza con la estrategia propuesta en este capítulo. Según Dewinter et al. (2020), un vehículo policial sale del depósito y se dirige a la zona de patrulla asignada. Mientras realiza esta tarea, la unidad puede ser enviada a un lugar de emergencia, donde hay que acudir lo antes posible. Al finalizar, el vehículo policial reanuda sus tareas de recorrido. El objetivo es determinar el despliegue espacial óptimo en una zona para minimizar los tiempos de respuesta a las emergencias, teniendo en cuenta la capacidad policial disponible y de acuerdo con los patrones de la delincuencia. Según Thabet et al. (2023), aparte de patrullas policiales en coche, hay otros dos tipos de patrullas terrestres: a pie y a caballo, pero el objetivo que se persigue es el mismo. En Chevaleyre et al. (2004) se proponen varias estrategias genéricas para patrullar una zona por varios agentes. Se minimiza la *inactividad* total, donde la *inactividad* de una zona es el tiempo transcurrido entre dos visitas consecutivas a esta zona. Aunque existen otros estudios que han intentado optimizar las rutas de patrullas policiales (Marzolf et al. (2006), Chawathe (2007), Takamiya and Watanabe (2011), Watanabe and Takamiya (2014)), hay una cierta limitación para este tipo de estudios, dada la sensibilidad del sector y la confidencialidad de los datos.

Según Reis et al. (2006), no hay que recorrer todas las calles de una ciudad, dado que el crimen no se distribuye uniformemente, sino que se concentra en unos puntos críticos, que son zonas de alta densidad de criminalidad. Entre los estudios que proponen diferentes métodos para identificar los *puntos calientes* en los que son frecuentes los accidentes de tráfico o los delitos se pueden mencionar a Anderson (2007), Cramer et al. (2012), Dinc and Dinc (2018), Leigh et al. (2019). En Cheng and Washington (2005) se identifican los puntos calientes como ubicaciones del sistema de transporte (segmentos de carretera, intersecciones, intercambios, rampas, etc.) que poseen problemas de seguridad. Los autores de Hamner (2010) definen diferentes medidas de desempeño de estrategias relacionadas con los puntos calientes: la cobertura de la red (porcentaje de los puntos calientes visitados del total de puntos), cobertura de los puntos calientes (porcentaje de los puntos calientes visitados en algún momento), exposición de los puntos calientes (el tiempo de permanencia en cada punto) y tiempo de respuesta (el tiempo medio para llegar a un incidente). El artículo de Butt et al. (2020) ofrece una revisión bibliográfica de los siguientes métodos para detectar y predecir los puntos calientes en el ámbito criminal:

- PCA (Principal component analysis)
- Frequent Pattern Algorithm
- Random forest, Naïve Bayes, Decision Tree
- SANET + Kernel Density Function
- Fuzzy C-Mean

En el ámbito sanitario el concepto de punto caliente es mucho menos utilizado. Sin embargo, hay muchos trabajos dedicados a la predicción de la demanda de servicios de emergencias sanitarias. Los modelos de series temporales buscan pronosticar cómo cambia la demanda de servicios de emergencias prehospitalarias a lo largo del tiempo. Se utilizan métodos de suavizado exponencial y modelos de Media Móvil Integrada Autorregresiva (ARIMA). Para predecir la demanda de los servicios sanitarios, estos modelos se apoyan en los datos históricos de las llamadas de emergencias. El número de ambulancias desplegadas para un período concreto se basa en la similitud de la demanda en este período con la del período anterior. Por ejemplo, MEDIC Hourly Forecasting (MHF) method (Martin et al., 2021), usado en EEUU, promedia un total de 20 períodos para producir estimaciones. El valor pronosticado para una hora determinada se calcula promediando los volúmenes de llamadas según la siguiente ecuación:

$$F_{h,d,w,y} = \frac{\sum_{i=0}^{4} \sum_{j=1}^{4} A_{h,d,w-j,y-i}}{20}, \tag{6.1}$$

donde F es el volumen de llamadas previsto, A es el volumen real de llamadas, h = hora, d = día de la semana (lunes, martes, miércoles, jueves, viernes, sábado, domingo), w = semana, y = año.

También hay métodos que no se centran en las similitudes de la demanda en diferentes períodos, sino en lo menos común. En Alemania, para predecir la demanda de los vehículos sanitarios en un período de tiempo, se utiliza un indicador, llamado *risk-based*, que se centra en el evento menos común de un número predefinido de emergencias simultáneas que ocurren dentro de un territorio (Reuter and Michalk, 2012). Se supone que las emergencias son independientes y aleatorias. La necesidad de x ambulancias al mismo tiempo, se calcula con la distribución de Poisson $P(x)$ como:

$$P(x) = \frac{\lambda^x e^{-\lambda}}{x!}, \tag{6.2}$$

donde x es el número de emergencias simultaneas que ocurren en un determinado momento. Si se considera que m es un período de tiempo (en minutos), n es el tiempo medio de servicio en una emergencia en el período m y k es la suma de todas las emergencias en el período m, entonces, la relación entre las emergencias y la duración del período proporciona la tasa de incidentes de emergencias por minuto ($p = \frac{k}{m}$). Luego, λ es el producto de esta tasa, el

servicio promedio y el número de emergencias simultáneas ($\lambda = nxp$) para todo x, mientras que es mayor que 0.

Los autores de Chen et al. (2015) proponen un método para determinar los puntos de demanda de servicios de emergencias para cada 3 horas. De los cuatro modelos propuestos (medias móviles, red neuronal artificial, regresión sinusoidal y regresión de vectores de soporte) se selecciona el mejor para cada unidad territorial, donde el error cuadrático medio y el error porcentual absoluto medio se utilizan como indicadores de bondad. En el trabajo de Zhou et al. (2015) se propone un método predictivo para determinar la densidad de la demanda de ambulancias para cada hora usando estimación de densidad de kernel espacio-temporal. Los autores de Martin et al. (2021) realizan predicciones de volumen de llamadas diarias y horarias utilizando un modelo de red neuronal artificial de perceptrón multicapa. Para incluir la componente espacial, se realiza la agrupación K-Means de las llamadas según las densidades de su ubicación.

6.2. Definición del problema

Para exponer cómo la estrategia de reubicación que se desarrolla en este capítulo se integra dentro del algoritmo operativo que gestiona todo el proceso de atención a las emergencias (introducido en la Figura 3.1 del Capítulo 3), se usa la Figura 6.2. Un área de servicio tiene un conjunto de hospitales H y un conjunto de ambulancias $A = \{a_1, \ldots, a_{|A|}\}$. Cada ambulancia se asigna a una base del conjunto B de posibles bases, donde inicia y finaliza su turno de trabajo. Se supone que estas bases son los únicos lugares de espera para las ambulancias y que solo se puede estacionar una ambulancia en una base, por lo que $|A| = |B|$.

Las llamadas de emergencias que entran al sistema se gestionan en una cola de llamadas (Paso 1 de la Figura 6.2). La ambulancia más cercana se asigna a cada emergencia. En este proceso de asignación de ambulancias (Paso 2) participan todas las ambulancias disponibles, incluso aquellas, que están volviendo a su base. Una vez atendido el paciente en el lugar del suceso, se requiere su traslado al hospital (Paso 3), de esta forma, las ambulancias que tienen que volver a sus bases, siempre vuelven desde los hospitales. Cuando una ambulancia tiene que volver a su base (conjunto A_m^f no está vacío), se activa el algoritmo de Selección de ruta de vuelta (Paso 4), sombreado en rosa, cuyos detalles se proporcionan en la Sección 6.4. Se habla de una selección de ruta, porque todo el proceso para obtener el conjunto de posibles rutas R se realiza de antemano (offline), dado que es posible determinar todos los posibles estados del sistema correspondientes al momento en el que una ambulancia se tiene que enviar a su base. Una vez seleccionada la ruta, el vehículo sigue esta ruta. Sin embargo, dado que la ambulancia en ruta participa en el proceso de asignación a las emergencias, es posible que la ruta no se complete. De hecho, el propósito es pasar por zonas donde podría ocurrir una emergencia con el objetivo de poder atenderla en el menor tiempo posible.

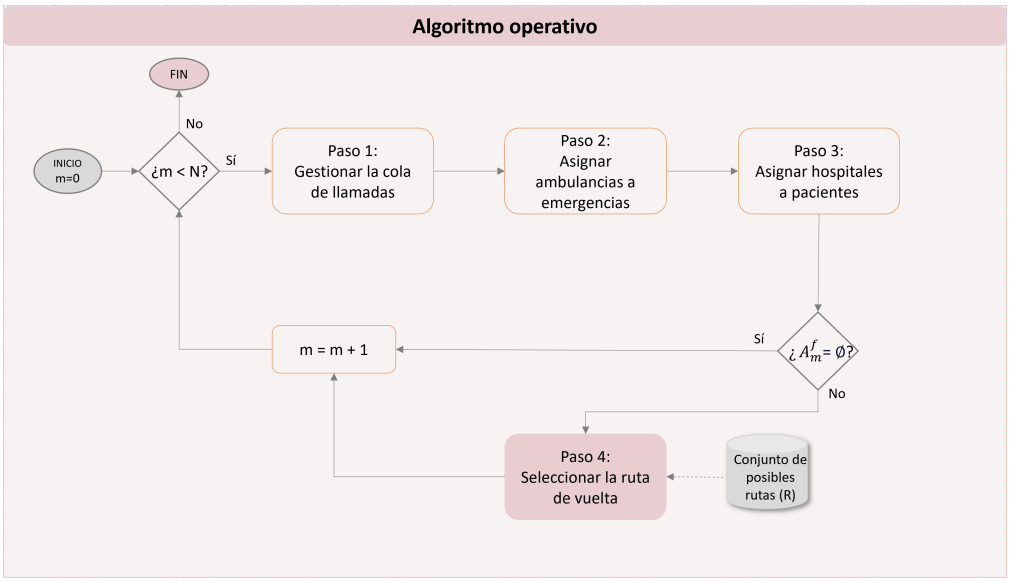


Figura 6.2: *Algoritmo operativo con la selección de rutas*
Fuente: Elaboración propia

6.2.1. Proceso de generación de rutas

Cuando todas las ambulancias están en sus bases habituales, se habla de una cobertura inicial. Lo ideal es mantener siempre esta cobertura. De esta forma, cuando una ambulancia tiene que volver a su base, mientras todos los demás vehículos se encuentren en las suyas, tiene sentido elegir la ruta más rápida, llamada *ruta habitual*, y así obtener la cobertura inicial del sistema lo antes posible. Sin embargo, cuando alguna otra ambulancia no está en su base, dejando algunas zonas sin cobertura suficiente, una *ruta alternativa*, aunque sea más larga que la ruta habitual, puede contribuir a la mejora de la cobertura total.

Para poder diseñar las rutas de vuelta alternativas, es necesario concretar los siguientes elementos:

- El punto de origen de una ruta. En nuestro caso siempre es un hospital $h \in H$.
- El punto de destino. En nuestro caso siempre es la base $b \in B$ de la ambulancia que tiene que volver.
- El conjunto P de puntos, denominados calientes, por los que podría pasar una ambulancia de vuelta a su base habitual. Cada uno de estos puntos representa una zona con alta probabilidad de ocurrencia de llamadas de emergencias y tiene un peso w, que indica su importancia. En la Sección 6.2.2 se describe la metodología utilizada en este capítulo para determinar el conjunto P.

- El tiempo máximo T_{Ruta} del que dispone una ambulancia para completar la ruta de vuelta a su base. Este tiempo limita el número de puntos calientes por los que puede pasar el vehículo de camino a su base, de este modo tiene que intentar pasar por aquellos, que aporten mayor ganancia conjunta. Independientemente de su peso w, no todos los puntos calientes son interesantes para incluirlos en la ruta, ya que algunos pueden estar cubiertos por otras ambulancias que están esperando en sus bases. De esta forma, las rutas alternativas se determinan en función de escenarios, que son unas condiciones específicas del estado del sistema que dependen de la ocupación de las bases por sus respectivos vehículos. La Sección 6.2.3 describe qué es un escenario y cómo se obtiene el conjunto de posibles escenarios E, mientras que la Sección 6.2.4 detalla cómo se obtienen los conjuntos P^e que contienen los posibles puntos a visitar para cada escenario e.

- La determinación de las rutas según los escenarios. Para ello se utiliza un modelo matemático inspirado en el Orienteering Problem (OP), una variante del problema de rutas con ganancias, cuyos detalles se describen en la Sección 6.3.

La Figura 6.3 resume el proceso de generación de rutas alternativas. Teniendo el conjunto de puntos calientes P y el conjunto de escenarios E, para cada escenario $e \in E$ se obtiene un conjunto P^e de los posibles puntos a visitar. Este conjunto junto con la correspondiente matriz de distancias D^e entre cada par de puntos del conjunto P^e son los datos de entrada para el modelo matemático, cuya solución es una ruta R^e a seguir (un conjunto de puntos ordenado) para el escenario e. Hay que tener en cuenta que el proceso sombreado en gris en la Figura 6.3) y que incluye la resolución de un modelo matemático se resuelve tantas veces como escenarios haya.

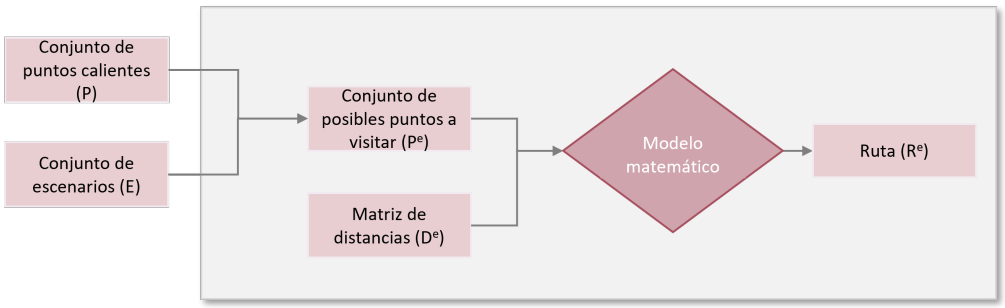


Figura 6.3: *Generación de rutas alternativas*
Fuente: Elaboración propia

En definitiva, el conjunto de posibles rutas R, incluye tanto las rutas habituales entre cada par de puntos hospital-base (para los casos cuando no hay ningún escenario), como todas las rutas alternativas correspondientes a los escenarios que se pueden producir.

6.2.2. Obtención del conjunto de puntos calientes P

Tal como se ha comentado en la Sección 6.1, un punto caliente es un término comúnmente usado en el área de estudios de crímenes o accidentes de tráfico, pero no es algo muy habitual cuando hablamos de la salud pública. Sin embargo, dado que la estrategia basada en rutas está inspirada en el recorrido de calles que realizan los vehículos de policías, se emplea el término de puntos calientes para referirse a las zonas con alta probabilidad de demanda de servicios de emergencias. Hay una amplia variedad de métodos para obtener estos puntos (Butt et al., 2020). En este caso se ha utilizado agrupación de llamadas de emergencias en función de la distancia entre ellas (k-means).

Para obtener el conjunto de puntos calientes P, se ha hecho un uso intensivo de las herramientas de QGIS y Python. La Figura 6.4 muestra este proceso. Hay cinco conjuntos de datos iniciales, indicados con los rectángulos rosas: el conjunto de bases de ambulancias y el de hospitales, generados con los datos abiertos e investigación propia, el conjunto de emergencias proporcionado por el Servicio de Atención Sanitaria a Urgencias y Emergencias de la Comunitat Valenciana (SASUE), el conjunto de carreteras, obtenido con *Download OSM*, un complemento de QGIS, y, por último, una capa del uso del suelo, cuya fuente es el Institut Cartogràfic Valencià (ICV). Con estos datos se realiza una serie de operaciones (indicadas con los rectángulos alargados de color rosa oscuro), como selección, unión, corte, etc. El resultado de las operaciones son los conjuntos de datos indicados con los rectángulos grises.

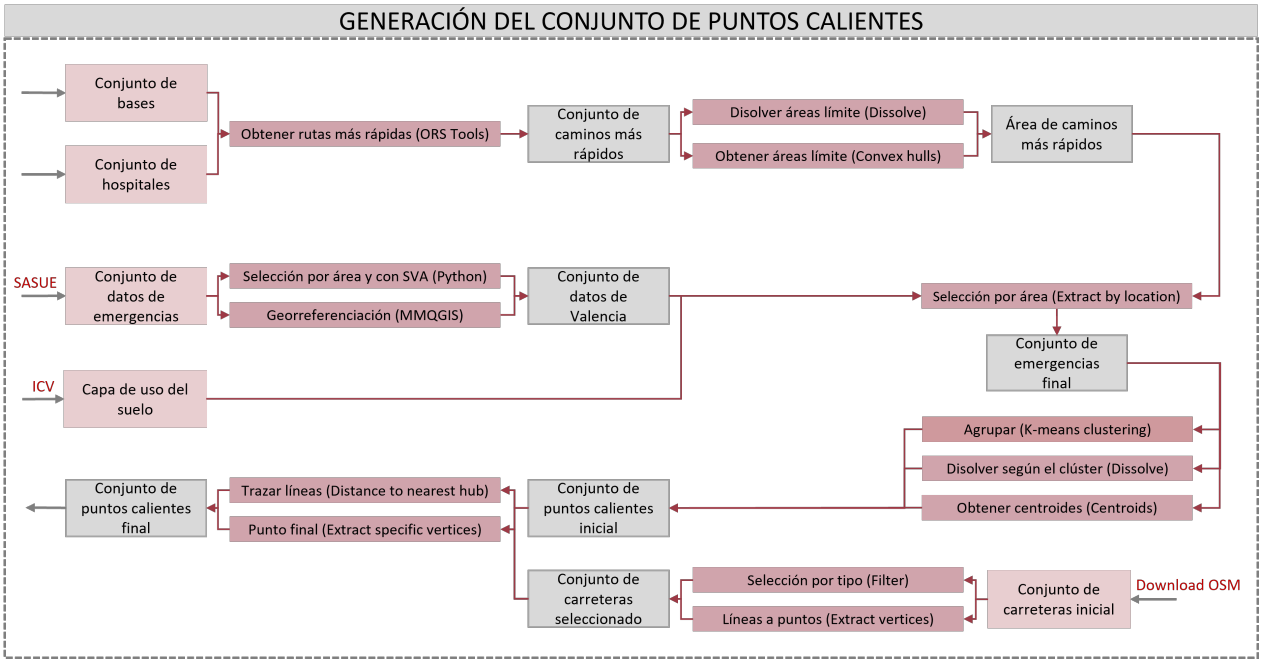
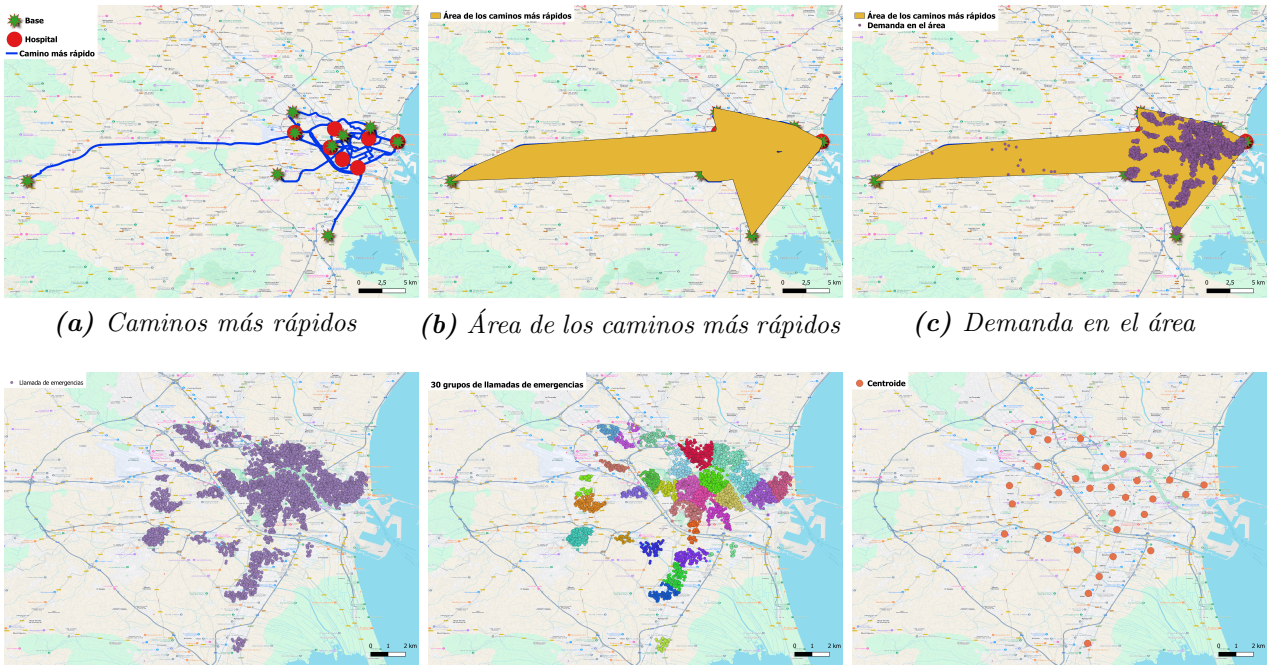


Figura 6.4: *Generación del conjunto de puntos calientes P*
Fuente: Elaboración propia

Tal como indica la parte superior izquierda de la Figura 6.4, con el conjunto de bases y el de hospitales se obtiene el conjunto de caminos más rápidos entre cada par hospital-base, con ORS Tools y que se muestra en la Figura 6.5a. Con la ayuda de los algoritmos *Convex Hulls* y *Dissolve* de QGIS, se obtiene el área que incluye estos caminos, mostrada en la Figura 6.5b. El razonamiento detrás de la selección de esta área es el siguiente: la ambulancia está volviendo a su base pasando por las zonas con alta probabilidad de demanda y no tiene sentido desplazarse hacia las áreas muy alejadas de la ruta habitual, dado que hay un límite de tiempo para realizar la ruta. Por otro lado, del conjunto inicial de emergencias se obtiene el conjunto de emergencias del área de Valencia, realizando una selección de llamadas atendidas por vehículos SVA en el área de servicio y georreferenciandolo con el complemento MMQGIS.



(a) *Caminos más rápidos* ***(b)*** *Área de los caminos más rápidos* ***(c)*** *Demanda en el área*

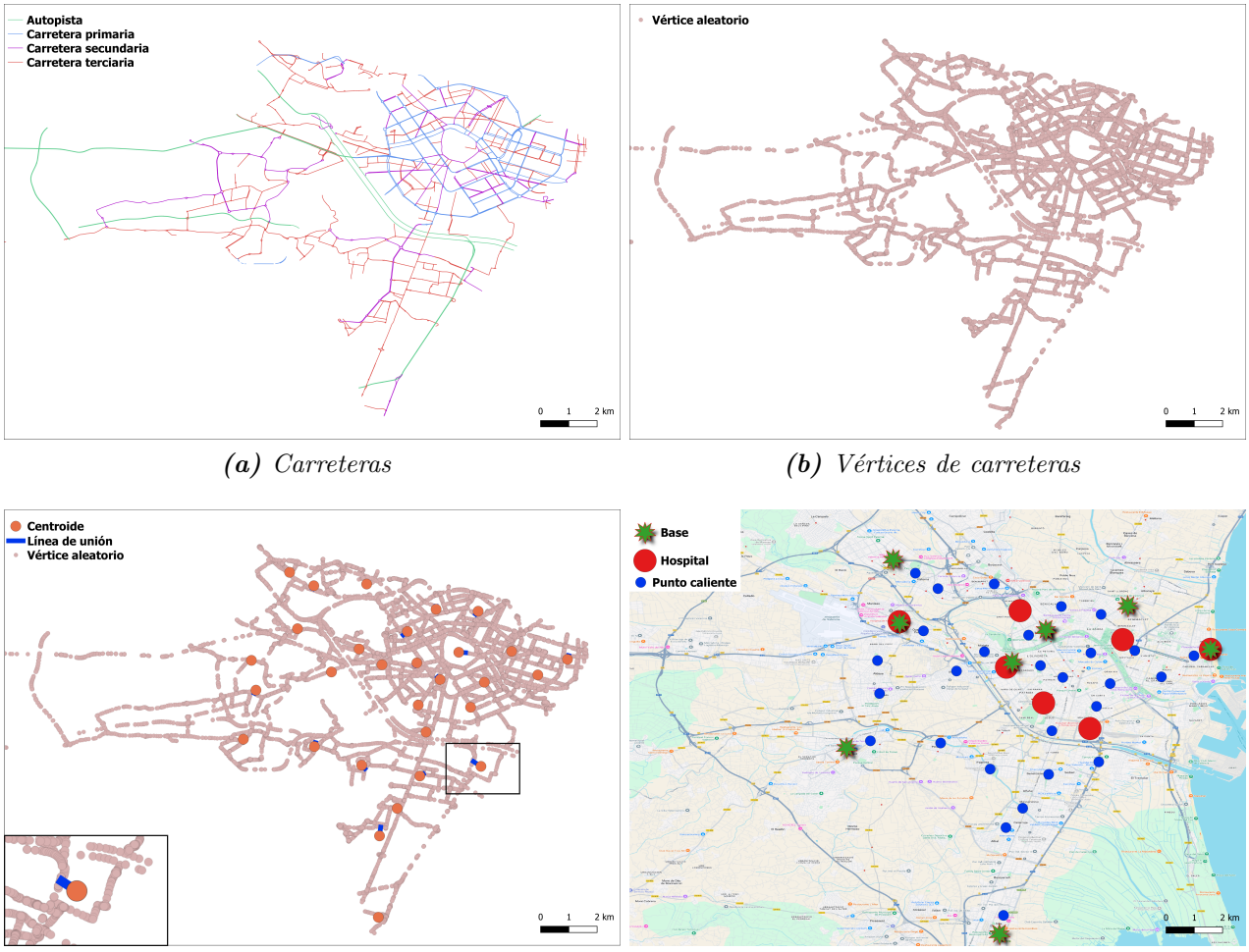
(d) *Conjunto de emergencias final* ***(e)*** *Grupos de llamadas* ***(f)*** *Centroides*

Figura 6.5: *Obtención del conjunto inicial de puntos calientes*
Fuente: Elaboración propia

Se obtiene el conjunto de emergencias final, seleccionando aquellas llamadas que están en el área del tejido urbano continuo (con la ayuda de la capa del uso del suelo) y, además, dentro del área de los caminos más rápidos. Este conjunto se muestra en la Figura 6.5c. En este caso se realiza esta selección para ir perfilando aquellas zonas, donde realmente han tenido lugar muchas emergencias y no se trata de casos esporádicos. Por ejemplo, unos cuantos puntos solitarios en la parte izquierda del área amarilla de la Figura 6.5c no se tienen en cuenta, dado que no pueden representar zonas con alta probabilidad de demanda. El conjunto de emergencias final se puede observar en la Figura 6.5d. Se realiza clúster (k-means) de estas emergencias con QGIS clasificando cada punto en uno de los 30 grupos

mostrados en la Figura 6.5e. La elección de este número de grupos se basa en el análisis del área de servicio, el asesoramiento de los gestores del SES de Valencia y en la complejidad combinatoria resultante a la hora de modelizar el problema. Finalmente, con la ayuda de algoritmos *Dissolve* y *Centroids* de QGIS se obtiene el conjunto inicial de puntos calientes, que son los centroides de cada grupo (ver la Figura 6.5f).

La Figura 6.4 muestra que el proceso de obtención de los puntos calientes no finaliza con la obtención de su conjunto inicial. Esto se debe al hecho de que algunos de estos puntos están en callejones y tienen que ser movidos a las calles principales, dado que no es relevante pasar exactamente por estos puntos, sino por la zona que representan. El proceso de desplazamiento de los 30 centroides se muestra en la Figura 6.6.



(a) *Carreteras* ***(b)*** *Vértices de carreteras*

(c) *Líneas de unión* ***(d)*** *Conjunto final de puntos calientes*

Figura 6.6: *Obtención del conjunto final de puntos calientes*
Fuente: Elaboración propia

Se descarga el mapa de carreteras del área con Download OSM, mostrado en la Figura 6.6a, donde se seleccionan las autopistas, las carreteras primarias, secundarias y terciarias. Se convierten las líneas de las carreteras en vértices (ver Figura 6.6b). Se buscan las líneas de unión (*Distance to nearest hub* de QGIS) entre los centroides y los vértices de las carreteras, que se muestran en azul en la Figura 6.6c. El punto final (*Extract specific vertices* de QGIS) de cada línea de unión es el punto caliente buscado. La Figura 6.6d muestra el conjunto final de puntos calientes junto con los hospitales y las bases de ambulancias.

Para finalizar esta parte, se analiza la importancia de la inclusión de las carreteras terciarias. Se realiza la parte de trabajo explicada en el párrafo anterior sin incluir las carreteras terciarias, de esta forma la posición de los puntos calientes finales es un poco diferente, porque los vértices de las carreteras terciarias no están, así que los puntos iniciales se tienen que desplazar a otros vértices. Posteriormente se calcula la longitud de cada una de las líneas que une el punto caliente inicial con el punto caliente final tanto si se usan las carreteras terciarias como si no. Los resultados de los cálculos se pueden observar en la Figura 6.7, donde se muestra que las distancias de desplazamientos de los puntos calientes son notablemente más grandes si no se usan las carreteras terciarias. Por esta razón, incluimos las carreteras terciarias a la hora de obtener el conjunto de puntos calientes final.

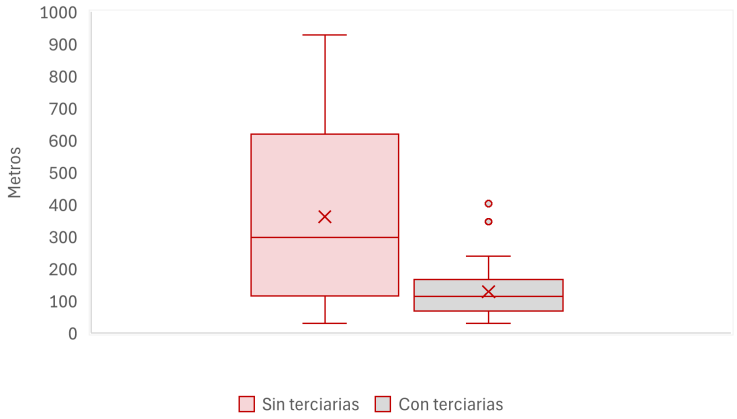


Figura 6.7: *Desplazamientos de los puntos calientes*
Fuente: Elaboración propia

En resumen, se obtienen 30 puntos calientes que son los centroides (ligeramente desplazados) de los grupos de llamadas de emergencias. El peso w de cada punto caliente es el número de llamadas dentro del grupo correspondiente.

6.2.3. Obtención del conjunto de posibles escenarios E

El estado del sistema se define en función de la ocupación de las bases por sus respectivos vehículos. Se define un vector binario $v = (v_1, \ldots, v_{|A|})$, donde cada componente v_i está asociada al vehículo a_i, tomando el valor 1 si la ambulancia está en su base y 0 en caso contrario. Cuando todos los vehículos están en sus respectivas bases, el sistema se encuentra en su estado inicial, pero cambia a medida que los vehículos se mueven para responder a las llamadas. Cuando una ambulancia $a \in A$ ha finalizado un servicio en un hospital $h \in H$, entonces, $v_a = 0$, y podemos construir todos los estados posibles del sistema para los cuales $v_a = 0$. Sin embargo, los estados donde solo esta v_a toma el valor 0 y los demás valores del vector v son iguales a 1 (todas las demás ambulancias están en sus bases), no presenta interés para calcular una posible ruta de regreso alternativa, dado que en este caso la ambulancia volvería por la ruta habitual.

Llamaremos *escenario* a una configuración del sistema en la que se calcula una posible ruta alternativa de regreso. Un escenario se caracteriza por la terna (a, h, v), donde a es la ambulancia pendiente de envío a su base, h el hospital donde el vehículo ha finalizado su misión y v es el vector de ocupación de las bases. Si suponemos que, de las $k = |A| - 1$ ambulancias restantes, r se encuentran en su base, el número de posibles elecciones para estas r ambulancias viene dado por las combinaciones de k elementos tomando r a la vez. Por lo tanto, el número de posibles valores de v, C_v, viene dado por la suma de estas combinaciones para valores de r entre 0 y $|A| - 2$, como se indica en la siguiente ecuación:

$$C_v = \sum_{r=0}^{|A|-2} \frac{k!}{r!(k-r)!} \tag{6.3}$$

Por lo tanto, el número de posibles escenarios es $|E| = C_v \cdot |H| \cdot |B|$.

Por ejemplo, un área de servicio, con 5 ambulancias, 5 bases y 2 hospitales. Cuando una ambulancia ha finalizado un servicio y tiene que volver a su base, si las 4 bases restantes están ocupadas o, lo que es lo mismo en términos numéricos, si las demás 4 ambulancias están esperando en sus bases, no hay ningún escenario y la ambulancia vuelve por la ruta habitual. Un escenario surge cuando por lo menos una de las 4 ambulancias restantes no está en su base, es decir, cuando:

- De las 4 posibles hay 0 ambulancias en sus bases, es decir, hay 0 bases ocupadas
- De las 4 posibles hay 1 ambulancia en su base (hay 1 base ocupada)
- De las 4 posibles hay 2 ambulancias en sus bases (hay 2 bases ocupadas)

- De las 4 posibles hay 3 ambulancias en sus bases (hay 3 bases ocupadas)

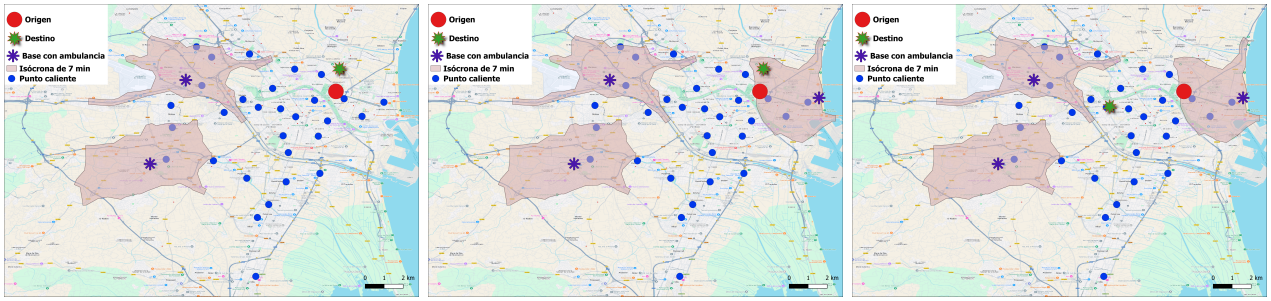
$$C_v = \binom{4}{0} + \binom{4}{1} + \binom{4}{2} + \binom{4}{3} = 1 + 4 + 6 + 4 = 15$$

Si estas 15 posibles elecciones las combinamos con cada par hospital-base, el número de escenarios en este caso es igual a $5 \cdot 2 \cdot 15 = 150$.

En el caso de Valencia, dado que en total hay 10 ambulancias y 10 bases, cuando una ambulancia tiene que volver a su base y por lo menos una de las 9 ambulancias restantes no está en la suya, es decir, entre las 9 bases restantes, como máximo 8 están ocupadas, el número total de posibles elecciones, entre las 9 bases restantes, de 0, 1, ..., 8 de ellas es igual a 511 ($C_v = 511$). Si combinamos cada una de estas elecciones con cada par de posibles combinaciones hospital-base ($|H| = 7$ y $|B| = 10$), obtenemos 35.770 posibles escenarios.

6.2.4. Generación del conjunto P^e para escenario e

Para cada uno de los escenarios $e \in E$ se obtiene un conjunto de posibles puntos a visitar P^e. Este conjunto contiene el punto de origen y el punto de destino para cada escenario e y, además, aquellos puntos calientes del conjunto P, que no están cubiertos por las ambulancias que están en sus bases. La Figura 6.8 muestra tres ejemplos de obtención de los conjuntos P^e.



(a) *Escenario* e_1 ***(b)*** *Escenario* e_2 ***(c)*** *Escenario* e_3

Figura 6.8: *Ejemplos de obtención del conjunto* P^e
Fuente: Elaboración propia

En la Figura 6.8a, una ambulancia está en el hospital marcado con un círculo rojo y se tiene que dirigir a su base, marcada con una estrella verde. En este momento hay varias

ambulancias de servicio y dos vehículos en sus bases (estrellas violetas), que proporcionan la cobertura definida con las áreas rosas de las isócronas. De los 30 puntos calientes del conjunto P (círculos azules) 5 caen dentro de las áreas de las isócronas, es decir, están ya cubiertos. De esta forma, para el escenario e_1 el conjunto de posibles puntos a visitar P_1^e contiene el punto de origen, el punto de destino y los 25 puntos que caen fuera de las áreas de las isócronas. En la Figura 6.8b tenemos un escenario parecido, pero en este caso hay una ambulancia más en su base que cubre otros tres puntos calientes. De esta forma, para el escenario e_2 el conjunto P_2^e contiene el mismo punto de origen, el mismo punto de destino y los 22 puntos no cubiertos. En la Figura 6.8c sigue habiendo tres ambulancias en sus bases, pero la base de destino ha cambiado. Así que el conjunto P_3^e contiene el mismo punto de origen, los 22 puntos calientes no cubiertos y el nuevo punto de destino.

La Figura 6.9 muestra las herramientas utilizadas para obtener cada P^e.

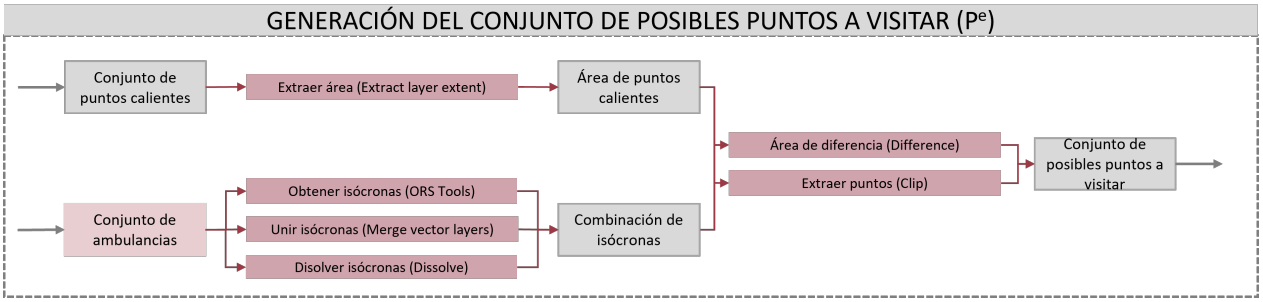
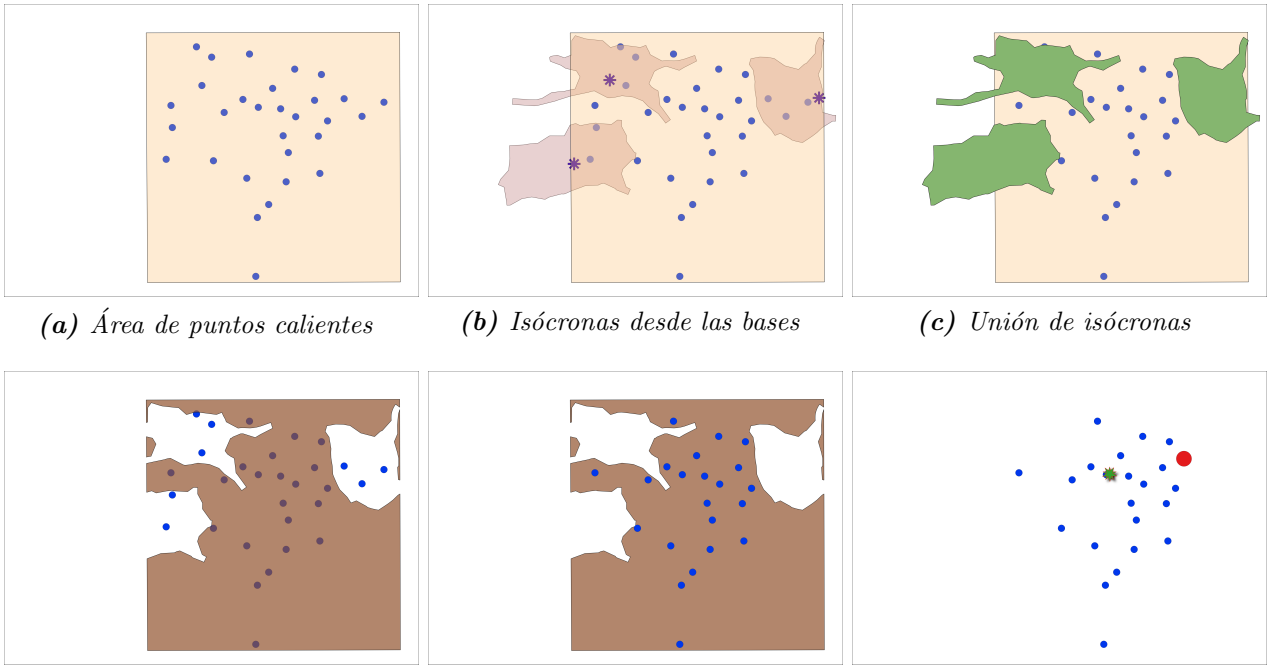


Figura 6.9: *Generación del conjunto de posibles puntos a visitar P^e*
Fuente: Elaboración propia

Explicamos el proceso con el ejemplo de obtención del conjunto P_2^e correspondiente al escenario e_2 de la Figura 6.8. Tenemos el conjunto de puntos calientes final, cuyo proceso de generación se había representado en la Figura 6.4. Empezamos con la extracción del área de puntos con el algoritmo *Extract layer extent* de QGIS (Figura 6.10a). En paralelo, obtenemos las isócronas desde cada una de las bases ocupadas en este escenario con ORS Tools (Figura 6.10b), que posteriormente se unen (operaciones *Merge* y *Dissolve* de QGIS) en una única capa (Figura 6.10c). Se extrae la parte del área de los puntos calientes que no está cubierta por la capa de isócronas, con la ayuda del algoritmo *Difference* de QGIS (ver la Figura 6.10d). Ahora, con el algoritmo *Clip* de QGIS, se extraen los puntos calientes que caen dentro de esta área (Figura 6.10e). Por último, se añaden los puntos de origen y de destino correspondientes al escenario (Figura 6.10f). Hay que señalar que este proceso se hace para cada escenario $e \in E$, que en nuestro caso son 35.770 veces y se ha tenido que automatizar integrando las herramientas de QGIS con Python.

Ahora el modelo matemático se va a encargar de extraer de cada uno de los conjuntos P^e de posibles puntos a visitar aquellos, que realmente van a formar parte de la ruta de vuelta alternativa R^e correspondiente al escenario e.



(a) Área de puntos calientes *(b) Isócronas desde las bases* *(c) Unión de isócronas*

(d) Área de diferencia *(e) Puntos calientes extraídos* *(f) Conjunto P^e*

Figura 6.10: *Parte técnica de obtención del conjunto P_2^e*
Fuente: Elaboración propia

6.3. Modelo matemático

Para obtener la ruta alternativa R^e para el escenario e, se resuelve Orienteering Problem (OP), que es uno de los problemas de rutas con ganancias. La Figura 6.11 muestra la clasificación de este tipo de problemas propuesta por Vansteenwegen and Gunawan (2019).

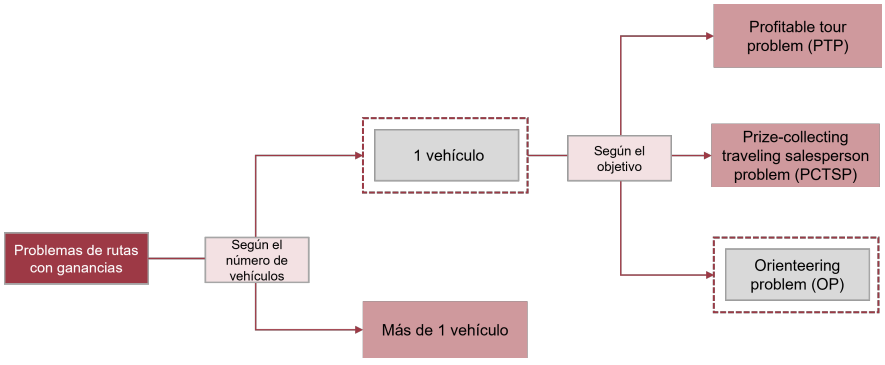


Figura 6.11: *Problemas de rutas con ganancias*
Fuente: Vansteenwegen and Gunawan (2019)

En este trabajo nos centramos en el caso donde hay que determinar la ruta para un vehículo (sombreado en gris), es decir, es un proceso secuencial. A su vez, según el objetivo, los problemas de rutas para un vehículo se pueden dividir en:

- Profitable tour problem (PTP) maximiza la ganancia total menos el coste total del viaje.
- Prize-collecting traveling salesperson problem (PCTSP) minimiza el coste total del viaje con la restricción de obtener una ganancia mínima.
- Orienteering problem (OP) maximiza la ganancia total con un restricción de tiempo de viaje.

Se utiliza el modelo propuesto por Vansteenwegen and Gunawan (2019). Se considera un conjunto de nodos $P^e = \{1, \ldots, |P^e|\}$, donde los nodos 1 y $|P^e|$, respectivamente, representan el inicio y el final de la ruta, y los demás nodos corresponden a los posibles puntos calientes por los que puede pasar la ambulancia de camino a su base. A cada nodo $i \in P^e \setminus \{1, |P^e|\}$ se le asigna una ganancia no negativa w_i en caso de ser visitado. Cada nodo solo puede ser visitado una vez. El tiempo de viaje entre cada par de nodos i y j viene dado por el parámetro t_{ij}. El objetivo del modelo es maximizar la ganancia total seleccionando aquellos nodos por los que tiene que pasar la ambulancia dentro del límite de tiempo T_{Ruta} y determinando el orden de los nodos seleccionados en la ruta. Se formula un problema de programación lineal entero, donde las variables de decisión x_{ij} toman el valor 1 si el vehículo pasa por el nodo j después de pasar por el nodo i, y 0 en caso contrario. Se define un conjunto de variables u_i para evitar subtours (rutas incompletas). Dada la notación propuesta en la Tabla 6.1, el modelo matemático se formula mediante las ecuaciones (6.4-6.11).

	Conjuntos
A	Conjunto de ambulancias en el área
B	Conjunto de bases
H	Conjunto de hospitales
P	Conjunto de puntos calientes
P^e	Conjunto de posibles puntos a visitar en el escenario e
	Parámetros
w_i	número de llamadas de emergencias dentro del grupo representado por el punto caliente $i \in P$
t_{ij}	tiempo de viaje entre nodos $i, j \in P^e$, y $i \neq j$
T_{Ruta}	tiempo máximo de ruta
	Variables
x_{ij}	variable binaria que toma el valor 1 si el vehículo va al nodo j después de visitar el nodo i, y 0 en caso contrario
u_i	variable auxiliar entera que evita subtours

Tabla 6.1: Notación

$$Maximize \sum_{i=2}^{|P^e|-1} \sum_{j=2}^{|P^e|} w_i x_{ij} \tag{6.4}$$

$$\sum_{j=2}^{|P^e|} x_{1j} = \sum_{i=1}^{|P^e|-1} x_{i|P^e|} = 1 \tag{6.5}$$

$$\sum_{i=1}^{|P^e|-1} x_{ik} = \sum_{j=2}^{|P^e|} x_{kj} \leq 1; \quad \forall k = 2, ..., (|P^e| - 1) \tag{6.6}$$

$$\sum_{i=1}^{|P^e|-1} \sum_{j=2}^{|P^e|} t_{ij} x_{ij} \leq T_{Ruta} \tag{6.7}$$

$$2 \leq u_i \leq |P^e|; \quad \forall i = 2, ..., |P^e| \tag{6.8}$$

$$u_i - u_j + 1 \leq (|P^e| - 1)(1 - x_{ij}); \quad \forall i, j = 2, ..., |P^e| \tag{6.9}$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i, j = 1, ..., |P^e| \tag{6.10}$$

$$u_i \text{ integer} \quad \forall i \in \{2, ..., |P^e|\} \tag{6.11}$$

La función objetivo (6.4) maximiza la ganancia total durante el viaje de regreso de una ambulancia. Las restricciones (6.5) garantizan que la ruta comience en el nodo 1, el hospital donde la ambulancia completó su último servicio, y finalice en el nodo $|P^e|$, la base de la ambulancia. Las ecuaciones (6.6) garantizan la conectividad de la ruta al requerir que, si se ingresa a un nodo que no es la base, se debe salir de él. Estas ecuaciones también garantizan que cada nodo, si se visita, se visite solo una vez. La restricción (6.7) limita el tiempo total de viaje a un máximo de T_{Ruta}. Los conjuntos de restricciones (6.8) y (6.9) evitan subtours. Finalmente, las ecuaciones (6.10) y (6.11) proporcionan los dominios de las variables x_{ij} y u_i.

Como se ha mencionado anteriormente, se resuelve un problema para cada escenario posible. Hay que tener en cuenta que si el valor óptimo es cero, la ruta de regreso es la habitual.

6.4. Algoritmo de selección de ruta de vuelta

El pseudocódigo Selección de ruta de vuelta ayuda a explicar cómo se realiza el proceso de selección de rutas de vuelta. El algoritmo funciona mientras en el momento m hay ambulancias que se tienen que enviar a sus bases, es decir, mientras el conjunto A_m^f no está vacío. Se selecciona la primera ambulancia $a_i \in A_m^f$ y se determina si hay algún escenario $e \in E$. Si no hay ninguno, entonces la ruta por la que vuelve a_i es la ruta habitual R_{hb}^u entre el hospital h_i y la base b_i (linea 5). En caso contrario se selecciona la ruta correspondiente R^e por la que el vehículo vuelve a su base (línea 9)[1]. En cuanto se selecciona la ruta de vuelta para la ambulancia a_i, tanto si es una ruta habitual, como si es una ruta alternativa, el conjunto A_m^f se actualiza.

Algorithm 5: Pseudocódigo de Algoritmo de selección de ruta de vuelta

```
1  while A_m^f != ∅ do
2      a_i = A_m^f[0];
3      if there is no e ∈ E then
4          Select R_hb^u;
5          a_i returns by the usual route R_hb^u;
6          Update A_m^f (remove a_i)
7      else
8          Select R^e;
9          a_i returns by the alternative route R^e;
10         Update A_m^f (remove a_i)
```

6.5. Evaluación y resultados obtenidos

En esta sección detallamos el proceso de evaluación de la estrategia de reubicación basada en rutas. Las pruebas se realizan con el caso real del área de Valencia, descrito en el Capítulo 2.4. La Figura 6.12 muestra el diagrama de flujo de trabajo, donde hay tres partes: 1) obtención de los inputs y los parámetros del modelo matemático, 2) obtención de los inputs y los parámetros del algoritmo operativo y 3) análisis de resultados.

[1]Si el óptimo del modelo tiene valor 0, la ruta alternativa realmente sería la habitual.

6.5.1. Datos de entrada y parámetros del modelo matemático

Tal como muestra la parte superior derecha de la figura 6.12, el modelo matemático calcula las rutas alternativas para cada posible escenario $e \in E$. El modelo requiere de los inputs específicos, que son el conjunto de posibles puntos a visitar P^e y la matriz de distancias D^e. La obtención de estos datos está explicada en la Sección 6.2.1. En nuestro caso $|P| = 30$, $|E| = 35.770$. El modelo se resuelve 35.770 veces y todas estas soluciones forman parte del conjunto de rutas R junto con las rutas habituales entre cada par hospital-base (conjunto R^u).

El tiempo máximo para la ruta de regreso se ha establecido arbitrariamente en $T_{Ruta} = 2t_{hb}$, donde t_{hb} es el tiempo de la ruta de regreso habitual entre el hospital h y la base b. En la Sección 6.5.3 se presentan los resultados de experimentos numéricos con valores más cortos y más largos (es decir, $T_{Ruta} = 1,5t_{hb}$ y $T_{Ruta} = 2,5t_{hb}$).

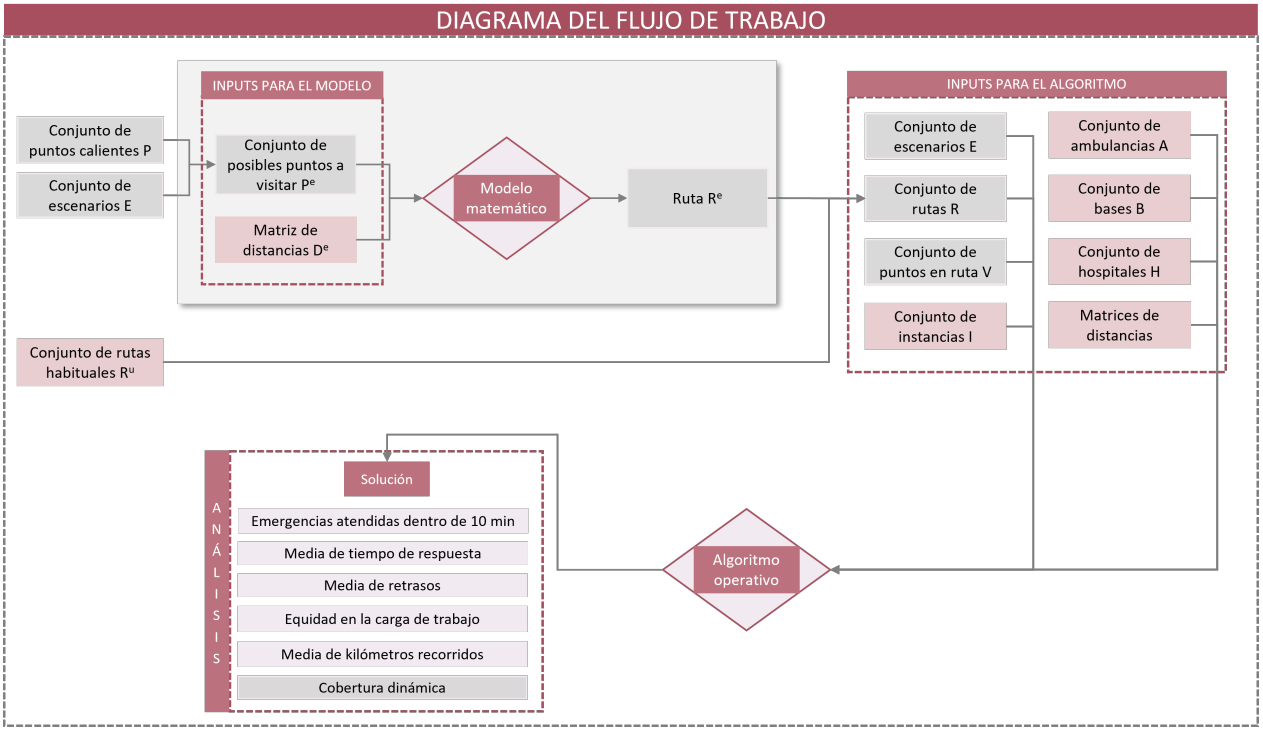


Figura 6.12: *Flujo de trabajo*
Fuente: Elaboración propia

Para poder resolver los 35.770 modelos de modo iterativo, se ha programado un código en Python y se ha utilizado la librería *gurobipy*. El tiempo requerido por el modelo para el cálculo de todas las soluciones ha sido un poco más de 2 horas. También se han hecho pruebas con $|P| = 100$, en cuyo caso después de 5 días de espera para obtener los resultados de un

único modelo se llegó a un 37 % de GAP.

6.5.2. Datos de entrada y parámetros del algoritmo operativo

El algoritmo operativo funciona durante un turno de trabajo de 24 horas ($N = 1440$ minutos), empezando cada turno a las 8:00 h y actualiza la información cada minuto. Se establece el tiempo de triaje junto con el de preparación para la salida de los equipos en 3 minutos para cada llamada. Cada emergencia es atendida por la ambulancia más cercana, que puede ser enviada desde su base, un hospital o un punto en ruta de vuelta a su base. Cada paciente se transporta al hospital más cercano.

El algoritmo operativo requiere también de una serie de inputs, algunos de los cuales son conjuntos iniciales (sombreados en rosa en la Figura 6.12), como el de ambulancias A, el de bases B, el de hospitales H, pero otros (sombreados en gris) son conjuntos elaborados a partir de estos datos iniciales, como el conjunto de escenarios E, el que ya se ha necesitado para construir las rutas alternativas o el propio conjunto de rutas R. Aquí tenemos que introducir otros conjuntos que no se habían mencionado previamente. El conjunto de instancias I son las 150 instancias de 40 emergencias diarias correspondientes a las instancias generadas en el Capítulo 4, cada una de las cuales incluye información sobre el momento de la entrada de la llamada, su ubicación, el tiempo de atención en el lugar del suceso y el de traspaso del paciente al equipo del hospital. Se han utilizado solo estas instancias dada la dificultad computacional para el cálculo de los inputs. Sin embargo, se han realizado pruebas con algunas muestras de las instancias más grandes (de 60, 80 y 100 emergencias diarias) para ver el rendimiento de la estrategia.

Otro conjunto necesario para poder evaluar la estrategia es el de puntos en ruta V. Cuando una ambulancia está volviendo a su base por la ruta habitual, el camino que recorre es el más rápido entre un par de puntos hospital-base. Cuando la ambulancia está volviendo por una ruta alternativa R^e, recorre los caminos más rápidos entre cada dos puntos consecutivos del conjunto R^e. Dado que el algoritmo actualiza el estado del sistema cada minuto, si el tiempo de trayecto entre dos puntos de la ruta consecutivos es superior a un minuto, se obtienen los puntos en ruta intermedios, para saber la posición de la ambulancia en ruta en cada minuto. Para ello se utiliza la metodología propuesta en el Capítulo 5, basada en el uso de isócronas. La obtención del conjunto de puntos en ruta V es la tarea que más trabajo ha requerido, dado que se ha necesitado calcular todos los puntos en ruta intermedios para cada tramo de todas las posibles rutas.

Por último, para poder evaluar la estrategia propuesta se necesitan los tiempos de trayectos entre cada par de puntos, que se obtienen con Openrouteservice. Hay que señalar que el algoritmo operativo necesita varias matrices de distancias y que son diferentes a las matrices D^e que se requerían para el modelo matemático. En este caso se trata de las matrices de

distancias entre: bases y lugares de emergencias, hospitales y lugares de emergencias, puntos en ruta y lugares de emergencias, lugares de emergencias y hospitales, hospitales y bases, hospitales y puntos en ruta y entre puntos en ruta. Una vez recopilados todos los datos de entrada, se realizan las pruebas del algoritmo operativo.

6.5.3. Resultados numéricos

Para evaluar el rendimiento de la estrategia propuesta, que llamaremos S_1, se han comparado los resultados del algoritmo descrito en la Sección 6.4, con la situación donde las ambulancias siempre vuelven a sus bases por las rutas habituales (S_0). Se han utilizado las siguientes medidas de rendimiento:

- El número total de llamadas atendidas dentro de 10 minutos en las 150 instancias de 40 emergencias diarias ($\#Llam_{10}$). Este tiempo se establece en 10 minutos dado que se consideran los 3 minutos de triaje y preparación y los 7 minutos máximos de trayecto (tiempo de cálculo de isócronas)

- El promedio del tiempo de respuesta en minutos (TR)

- El promedio de retrasos en minutos (Ret), considerando retraso cuando el tiempo de respuesta supera 10 minutos

- El número medio diario (por instancia) de asignaciones de las ambulancias en ruta a las emergencias ($\#AR$)

- La equidad de la carga de trabajo de diferentes equipos, medida como la desviación típica del número total de servicios realizados por cada ambulancia ($VarCT$)

- La cobertura dinámica ($\#Cober$), medida como el promedio de la población a la que se puede llegar dentro de 7 minutos de trayecto con alguna de las ambulancias disponibles a lo largo de la jornada (ver el apartado *Cobertura dinámica*)

- El incremento máximo de cobertura sobre la inicial (la de 10 ambulancias colocadas en sus bases)($\Delta Cober$)

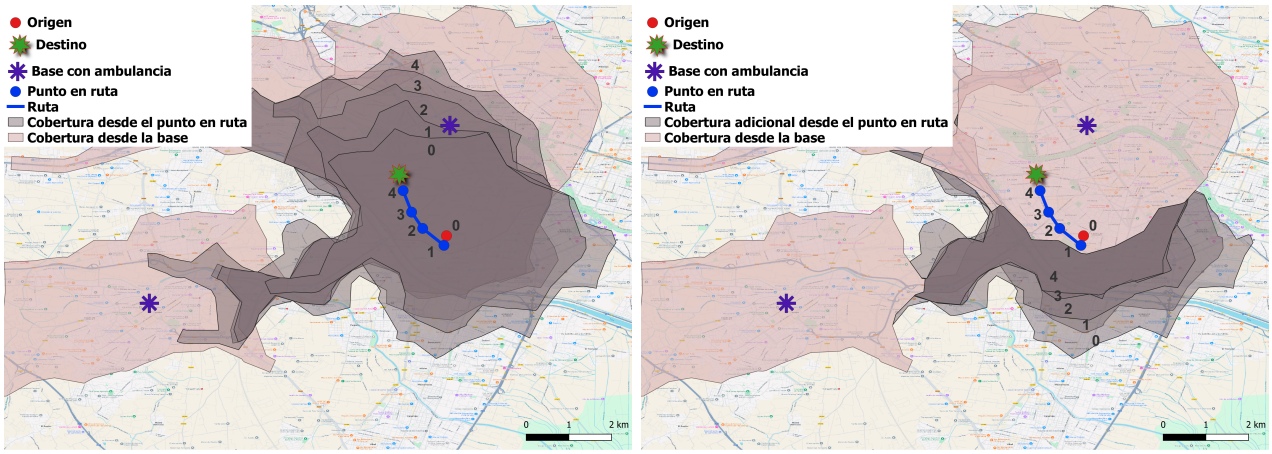
- La media diaria (por instancia) de kilómetros recorridos por una ambulancia (AKm)

- La media diaria (por instancia) de kilómetros recorridos por la flota (TKm).

Cobertura dinámica

En las secciones previas se ha mencionado que el objetivo de la estrategia propuesta es mejorar la cobertura a través de rutas alternativas de vuelta de ambulancias. Sin embargo, hasta ahora no se había explicado cómo se cuantifica la cobertura, es decir, la mejora estaba definida implícitamente en el recorrido por los puntos calientes. En este apartado se proporcionan los detalles de la realización de una medición explícita de la cobertura dinámica.

Una isócrona puede ser utilizada como una herramienta para cuantificar la cobertura, que es especialmente útil cuando esa cobertura se considera como algo dinámico, relacionado con el movimiento del vehículo. La Figura 6.13a muestra parte de una ruta para una ambulancia que vuelve a su base (estrella verde) desde un hospital (punto rojo). Hay que tener en cuenta que la ambulancia se puede asignar a una emergencia, en cuyo caso no llegaría a su base.



(a) *Cobertura ruta habitual* ***(b)*** *Cobertura adicional ruta habitual*

Figura 6.13: *Ejemplo del corredor de cobertura*
Fuente: Elaboración propia

Las áreas grises (isócronas realizadas desde los puntos en ruta con un minuto de diferencia) representan el corredor de cobertura hecho por la ambulancia en movimiento. Dado que parte de la población ya está cubierta por las ambulancias desde sus bases (áreas rosas son isócronas hechas desde las bases con ambulancias), nos interesa solamente aquella parte del corredor de cobertura generado por el vehículo, que corresponde a la cobertura adicional, observada en la Figura 6.13b.

En las zonas con mucha probabilidad de demanda de servicios de emergencias suele haber cobertura múltiple, ya que la probabilidad de tener una ambulancia ocupada es más elevada. Dado que es bastante complejo determinar cómo la estrategia propuesta afecta a la cobertura múltiple (determinar todas los intersecciones entre las isócronas en cada minuto), nos centra-

mos en la cobertura simple, que es la que se puede calcular fácilmente con las herramientas de QGIS, haciendo uniones de las isócronas en cada minuto. De esta forma, tenemos una imagen de cobertura simple para cada minuto que funciona el algoritmo operativo.

A nivel técnico, la idea de lo que se pretende hacer es la siguiente. Hay que obtener para cada minuto todas las isócronas desde las posiciones de las ambulancias disponibles, estando éstas o en una base o en un punto en ruta de vuelta a su base (tenga en cuenta que un hospital es el punto de origen de una ruta). El propio algoritmo operativo a medida que procesa cada instancia, guarda los siguientes datos:

- El momento, del 0 al 1440, dado que un turno de trabajo comprende 24 horas
- Lista de bases con ambulancias en cada momento
- Lista de puntos en ruta donde se encuentran las ambulancias en ruta en cada momento

Con estos datos guardados y una serie de algoritmos de QGIS, mostrados en la Figura 6.14, se obtiene la información necesaria de cobertura dinámica.

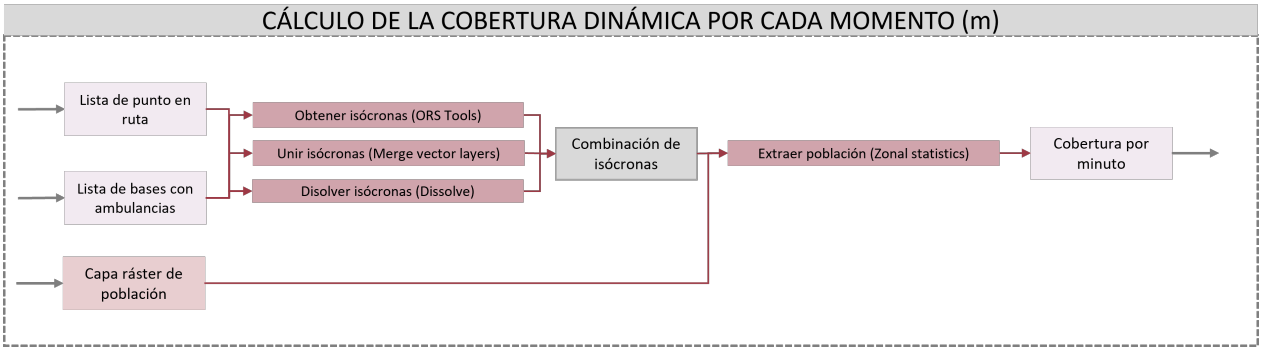


Figura 6.14: *Cálculo de la cobertura dinámica*
Fuente: Elaboración propia

Para cada momento m de cada instancia se obtienen las isócronas con ORS Tools desde cada base ocupada por una ambulancia y desde cada punto en ruta donde se encuentra una ambulancia disponible. Se unen todas estas capas de isócronas y se disuelven en una, aplicando algoritmos *Merge* y *Dissolve*. Con la ayuda de la capa ráster que contiene información de la población, se extrae la población que cae dentro de la capa disuelta de isócronas, es decir, se obtiene el número de personas cubiertas en el momento m. Este proceso también se automatiza, dado que estamos hablando de 216.000 iteraciones (1440 momentos por 150 instancias). La cobertura dinámica $\#Cober$ es el promedio de las coberturas a lo largo de la jornada.

Análisis de resultados

Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla 6.2 tanto para la estrategia donde la ruta de vuelta siempre es la habitual (S_0), como para la estrategia que usa rutas alternativas dependiendo del escenario (S_1). También se muestran sus diferencias para cada medida de rendimiento en la última columna de la tabla. Los resultados para cada una de las instancias se muestran en el Anexo B.

Medida de rendimiento	S_0	S_1	Diferencia
$\#Llam_{10}$	2748	2796	1,7 %
TR *(min)*	12,18	12,09	-0,7 %
Ret (min)	3,28	3,21	-2,1 %
$\#AR$	1,53	2,96	94 %
$VarCT$	2,16	2,01	-3,4 %
$\#Cober$ *(nº de personas)*	800.673	809.350	8.677
$\Delta Cober$ *(nº de personas)*	184.381	218.199	33.818
Akm	69	80	11
TKm	691	799	108

Tabla 6.2: *Resultados numéricos*

Se observa que el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos es mayor con la estrategia propuesta. La mejora que se produce es de un 1,7 %. La media del tiempo de respuesta también mejora (disminuye un 0,7 %). Si analizamos cada una de las instancias tomando como referencia el tiempo medio de respuesta del S_0 para cada una de ellas (ver la Figura 6.15), en 93 de las 150 instancias (62 % de los casos) el tiempo medio de respuesta se reduce (está por debajo de 0), con un promedio de mejora de 0,2 minutos. En 36 instancias (24 % de los casos) el tiempo medio aumenta (está por encima de 0), en promedio en 0,1 minutos. En las restantes 21 instancias la media del tiempo de respuesta no varia. La media de retrasos y la variabilidad de la carga de trabajo también mejoran, disminuyendo en un 2,1 % y un 3,4 %, respectivamente.

Según la Tabla 6.2, con la S_0 de las 40 emergencias diarias en promedio 1,5 han sido atendidas por las ambulancias que estaban en ruta. Esta cifra prácticamente se duplica (2,96) cuando se trata de la S_1. Consideramos que no es una cifra elevada como para alterar considerablemente los hábitos de trabajo de los equipos, dado que del total de 1500 jornadas (150 instancias x 10 ambulancias), una misma ambulancia ha sido asignada estando en ruta a:

- 3 emergencias al día (el máximo) en 13 jornadas (0,87 %)
- 2 emergencias al día en 63 jornadas (4,20 %)
- 1 emergencia al día en 279 jornadas (18,60 %)
- 0 emergencias al día en 1145 jornadas (76,33 %)

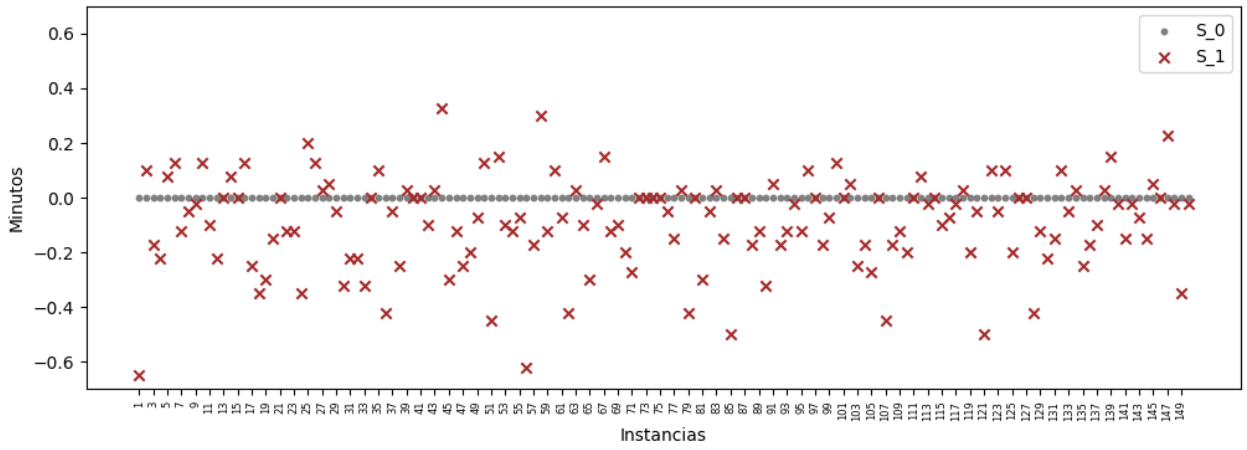


Figura 6.15: *Diferencias del tiempo de respuesta promedio por instancia*
Fuente: Elaboración propia

Analizamos con mayor detalle la variación de la cobertura dinámica. En términos generales, la cobertura dinámica aumenta con la estrategia propuesta, pasando de 800.673 personas a 809.350, tal como lo indica la Tabla 6.2. Esto quiere decir que la estrategia propuesta permite cubrir, en promedio, 8677 personas adicionales a lo largo de la jornada laboral. Dado que hay muchos momentos cuando todas las ambulancias están en sus bases, es decir, tenemos una cobertura igual a la inicial, de 836.629 personas, se calcula la cobertura dinámica solo considerando los momentos cuando esta cobertura es diferente a la inicial. En este caso se obtiene una mejora de 11.484 personas, pasando de una cobertura dinámica de 790.552 personas con la S_0 a 802.036 con la S_1. Y si analizamos esta cobertura por cada instancia, resulta que hay una mejora en 142 de 150 instancias (94,7 % de los casos). Esta información se puede observar en la Figura 6.16, donde la gráfica correspondiente a la S_1 está casi siempre por encima.

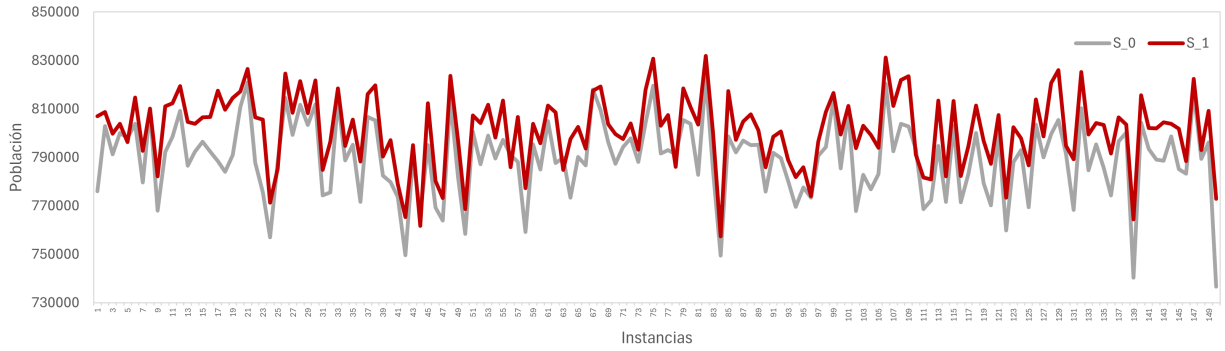


Figura 6.16: *Cobertura dinámica diferente a la inicial*
Fuente: Elaboración propia

La Tabla 6.2 también muestra el incremento máximo de cobertura que se produce para las dos estrategias respecto a la cobertura inicial de 836.629 personas. La máxima cobertura que se obtiene con la S_0 es de 1.021.010 personas, es decir, hay un incremento máximo de 184.381, mientras que con la S_1 la cobertura máxima es de 1.054.828, obteniendo un incremento de 218.199 personas.

Otro aspecto que se analiza es la variación de la mejora de la cobertura en función del período del día. Dado que la demanda de servicios de emergencias no es homogénea durante el día, se calcula la cobertura dinámica en diferentes períodos (ver la Tabla 6.3). Se observa que la mejora más grande se produce en el período de demanda alta (desde las 9:00 h hasta las 15:00) y demanda media (desde las 15:00 hasta las 23:00), mientras que en el período de demanda baja (desde las 23:00 hasta las 9:00) la mejora es casi tres veces más pequeña.

Período	Desde	Hasta	S_0	S_1	Diferencia
Demanda alta	09:00	15:00	749.097	761.636	12.539
Demanda media	15:00	23:00	792.362	804.605	12.243
Demanda baja	23:00	09:00	830.116	834.450	4.334

Tabla 6.3: *Cobertura dinámica en diferentes períodos de demanda*

También se analiza la variación de los kilómetros recorridos al utilizar la estrategia propuesta respecto a la S_0. La media de kilómetros que recorre una ambulancia al día aumenta en 11 (pasa de 69 a 80 kilómetros). Mientras que la media de kilómetros recorridos por todas las ambulancias al día pasa de 691 a 799, es decir, aumenta en 108. La Figura 6.17 muestra los histogramas de los kilómetros diarios recorridos en las 150 instancias. Se observan dos formas de distribución parecidas, pero en el caso de la S_1 los valores están desplazados a la derecha y hay más variabilidad.

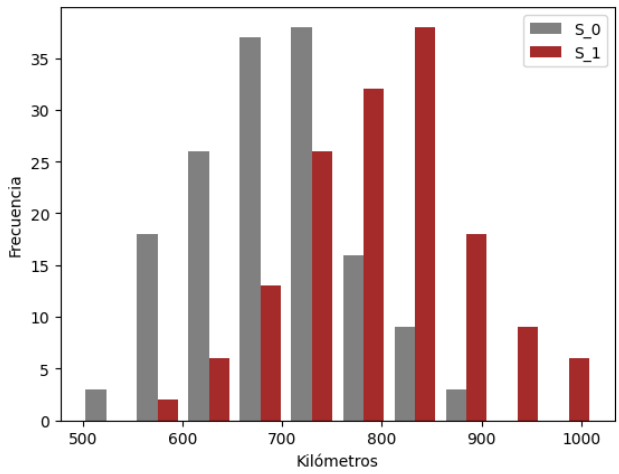
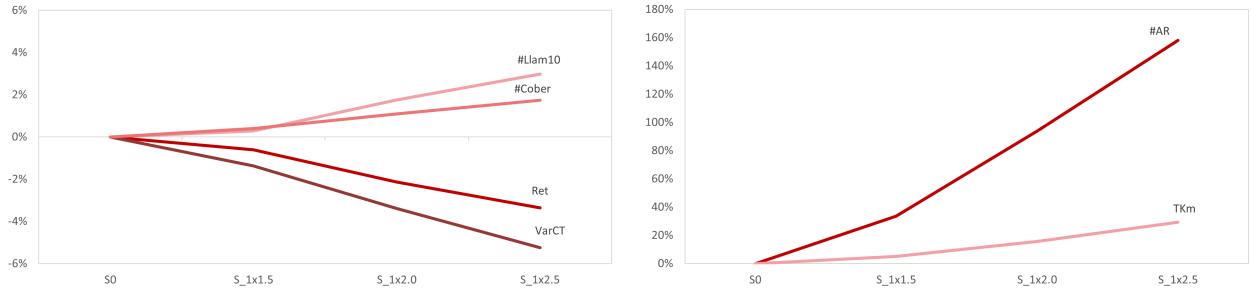


Figura 6.17: *Kilómetros recorridos por día*
Fuente: Elaboración propia

Por último, se han realizado algunos experimentos adicionales. El tiempo máximo de ruta T_{Ruta} se había establecido en $T_{Ruta} = 2t_{hb}$. Adicionalmente, se han obtenido las soluciones del modelo matemático para $T_{Ruta} = 1,5t_{hb}$ y $T_{Ruta} = 2,5t_{hb}$. Con estas soluciones se ha construido el conjunto R y se han vuelto a pasar las 150 instancias de 40 emergencias diarias con el algoritmo propuesto (S_1). La variación porcentual respecto a S_0 se muestra para varias medidas de rendimiento en la Tabla 6.4. Dado que la escala numérica de las primeras cuatro medidas es bastante similar, los valores se han representado en la Figura 6.18a. Se observa que con el aumento del tiempo máximo de ruta aumenta el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos y aumenta la cobertura media por minuto, aunque su aumento es menor. Por otro lado, los retrasos y la variabilidad de la carga de trabajo disminuyen. Las asignaciones de las ambulancias en ruta a las emergencias aumentan, como los kilómetros recorridos, lo que se observa en la Figura 6.18b. De modo general se puede concluir que, cuanto más tiempo las ambulancias *patrullan* las calles, mejores resultados se obtienen, aunque con los costes correspondientes (un incremento de kilómetros recorridos).

Medida de rendimiento	S_0	$S_1_{x1,5}$	$S_1_{x2,0}$	$S_1_{x2,5}$
$\#Llam_{10}$	0	0,3 %	1,7 %	3 %
$\#Cober$	0	0,4 %	1,1 %	1,7 %
Ret	0	-0,6 %	-2,1 %	-3,4 %
$VarCT$	0	-1,4 %	-3,4 %	-5,2 %
$\#AR$	0	34 %	94 %	158 %
TKm	0	5 %	16 %	29 %

Tabla 6.4: *Resultados para diferentes valores de T_{Ruta}*



(a) *$\#Llam_{10}$, Ret, $\#Cober$ y $VarCT$* ***(b)*** *$\#AR$ y TKm*

Figura 6.18: *Resultados para diferentes valores de T_{Ruta}*
Fuente: Elaboración propia

Finalmente, se han realizado experimentos adicionales con las instancias más grandes (de 60, 80 y 100 emergencias diarias). Se han seleccionado cinco instancias de cada tipo, obteniendo los resultados de la Tabla 6.5, donde se muestran las diferencias porcentuales de los valores de cada medida de rendimiento correspondientes a la estrategia S_1 respecto a la estrategia S_0 de cada tipo de instancia. La Figura 6.19 muestra que la estrategia propuesta en general mejoran los valores para todas las medidas de rendimiento (bajando la media

del tiempo de respuesta, la media de retrasos y la variabilidad en la carga de trabajo y aumentando la cobertura dinámica y el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos, pero con el aumento del número de emergencias diarias el incremento de la mejora no es lineal, incluso, para la media de retrasos, por ejemplo, la mejora porcentual en las instancias de 100 emergencias diarias es más pequeña que en las instancias de 80 emergencias.

Medida de rendimiento	40 emergencias	60 emergencias	80 emergencias	100 emergencias
$\#Llam_{10}$	1,7 %	6,8 %	5,8 %	9,1 %
TR	-0,7 %	-2,0 %	-2,4 %	-2,4 %
Ret	-2,1 %	-5,2 %	-5,7 %	-4,8 %
$\#AR$	94 %	100 %	80 %	75 %
$VarCT$	-3,4 %	-7,2 %	-7,6 %	-9,8 %
$\#Cober$	1,1 %	2,3 %	3,0 %	5,0 %

Tabla 6.5: Resultados para diferentes tipos de instancias

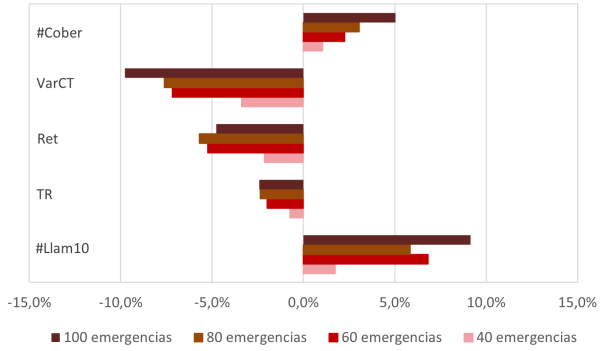


Figura 6.19: *Resultados para diferentes tipos de instancias*
Fuente: Elaboración propia

6.6. Conclusiones

En este capítulo se ha presentado una estrategia de reubicación de ambulancias basada en rutas. La estrategia consiste en seleccionar una ruta específica según las condiciones del sistema en el momento en el que una ambulancia se tiene que enviar a su base, pero no para llegar lo antes posible a esta base, sino para mejorar la cobertura temporal de camino hacia ella. Esta ruta de vuelta se obtiene con un modelo matemático, el de Orienteering Problem, que selecciona un conjunto de puntos a visitar (en un orden determinado) dentro de un límite de tiempo y cuyo objetivo es obtener la mayor ganancia.

Los resultados muestran que la estrategia propuesta no solamente permite incrementar el nivel de cobertura, sino también disminuye la media del tiempo de respuesta y favorece a la equidad de la carga de trabajo de diferentes equipos. Además, es una estrategia que no

altera de modo sustancial los hábitos de trabajo y cuyos costes asociados (aumento de los kilómetros recorridos) no son excesivamente elevados.

Los siguientes párrafos se dedican a la discusión de varios aspectos relacionados con la resolución del problema y/o con la implementación de la estrategia propuesta.

Uno de los aspectos más importantes es el conjunto de puntos calientes, dado que determina los futuros puntos en ruta. Tal como se ha comentado anteriormente, hay diversas técnicas para determinar estos puntos. En este capítulo se ha optado por una agrupación (k-means) para hacer esta primera evaluación de la estrategia propuesta. Sin embargo, se podrían probar otras técnicas más sofisticadas y analizar la importancia de su elección. Además, este punto está muy relacionado con la agregación de la demanda y habría que analizar cómo la cardinalidad del conjunto inicial de puntos calientes influye sobre los errores vinculados a la agregación.

La siguiente serie de aspectos está relacionada con las simplificaciones por las que hemos optado en este trabajo:

- A la hora de obtener el conjunto inicial de puntos calientes, se ha considerado el conjunto entero de las llamadas de emergencias del año 2019. Sin embargo, existen patrones de demanda tanto semanales, como diarios, es decir, los puntos calientes pueden variar en función del día de la semana o, incluso, de la hora. De este modo, tenemos previsto introducir en la investigación futura la variable tiempo.

- Cuando se determina la ruta de vuelta de una ambulancia, esta ruta es estática, es decir, se sigue hasta el final, a no ser que el vehículo se asigne a una emergencia. Sin embargo, la realidad es más compleja y se pueden producir cambios en el sistema durante esta ruta de vuelta. Por ejemplo, otra ambulancia puede finalizar un servicio y volver a su base cubriendo parte de los puntos calientes que están en la ruta de la primera ambulancia. Nuestro algoritmo tiene una cierta miopía, dado que no considera de modo simultáneo varias ambulancias en ruta, ni los cambios del sistema durante estas rutas de vuelta. El primer problema (considerar varias ambulancias en ruta) se puede resolver como un Team Orienteering Problem, mientras que el segundo (atender los cambios en el sistema producidos durante la ruta) se puede tratar introduciendo el concepto de ruta dinámica, que se actualiza con cada cambio del sistema. Estos dos caminos son las posibles vías de nuestro trabajo futuro.

Los siguientes aspectos que queremos mencionar están relacionados con la dificultad técnica del problema. En el área de servicio de Valencia, con 10 ambulancias, 10 bases y 7 hospitales, se obtienen 35.770 escenarios posibles. Si en otro área de servicio estos números son más elevados, especialmente el de ambulancias, podría ser difícil calcular todos los posibles escenarios. Sin embargo, se podría acudir a heurísticas para resolver este problema combina-

torio. Las heurísticas también pueden ayudar a la hora de resolver el problema matemático si el número de puntos calientes es muy elevado.

Por último, comentamos algunos aspectos relacionados con los posibles costes de la estrategia de reubicación propuesta. Los resultados correspondientes a las instancias de 40 emergencias diarias muestran que los kilómetros recorridos aumentan. Sin embargo, consideramos que 11 kilómetros diarios más (en promedio) para una ambulancia no supondría un aumento significativo de costes económicos (gasolina, desgaste del vehículo, etc.). Respecto a la emisión de gases nocivos, hay muchos proyectos sobre los coches eléctricos, de hecho, en la ciudad de Valencia la flota de autobuses ya tiene vehículos completamente eléctricos, así que tenemos confianza en que en el futuro próximo este problema desaparezca. Por otro lado, sabiendo que lo habitual es volver lo antes posible a su base, el aumento del tiempo de ruta de vuelta puede ser un inconveniente para los equipos. Aún así, creemos que la ganancia obtenida (el aumento del número de posibles vidas salvadas) es superior a estos costes intangibles del personal.

6.7. Contribución

Finalizamos este capítulo con la lista de contribuciones referentes a este capítulo. Este trabajo se ha realizado en el marco de los siguientes proyectos de investigación:

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia;Alberola Oltra, Juan Miguel; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva; Sanchez-Anguix, Víctor ... Hireves: Herramienta Interactiva de Relocalización de Vehículos de Emergencias Sanitarias (INNVA1/2024/91). (01/01/24 - 31/12/26)

Vallada Regalado, Eva (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Giménez-Palacios, Iván; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea ... Optimización Realista en Problemas de Salud Pública (PID2021-124975OB-I00). (24/10/22 - 31/05/23)

Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia. Técnicas heurísticas para el problema de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias (PAID-01-21). (01/06/22 - 31/05/25).Financiación RRHH. UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA.

La estrategia se ha presentado en el XLI Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa en la ciudad de Lleida.

Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., Belenguer, J. M. and Ruiz, A. (2025). Mejora de cobertura durante el reposicionamiento de ambulancias

Por último, la publicación titulada *Improving ambulance coverage through the use of alternative return routes during vehicles' repositioning* está en primera revisión en la revista *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Q1 en JCR en el área de Investigación Operativa. Se está redactando otro artículo referente a la parte técnica de la estrategia desarrollada.



Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., Belenguer, J. M. and Ruiz, A. (2025). Improving ambulance coverage through the use of alternative return routes during vehicles' repositioning. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. Under review.

Capítulo 7

Conclusiones, contribución y líneas futuras de investigación

7.1. Conclusiones

La reubicación de ambulancias es un área de estudio que relocaliza las ambulancias disponibles a los lugares de espera diferentes a sus bases habituales con el objetivo de mantener / mejorar el nivel de servicio ante los cambios en las condiciones del sistema. Los cambios pueden estar motivados por los movimiento de la población en diferentes períodos del día/semana o por la propia dinámica del proceso, donde el número de ambulancias disponibles disminuye o aumenta dependiendo del estado del sistema. En el primer caso estaríamos hablando de la *reubicación multi-período*, que enfrenta el desafío de adaptar la configuración del sistema a los diferentes patrones de demanda de servicios de emergencias en diferentes períodos, mientras que en el segundo caso estaríamos hablando de la *reubicación dinámica*, que pretende mantener la eficacia del servicio con un menor número de ambulancias disponibles cuando algunas se asignan a las emergencias y reconfigura el sistema cuando los vehículos vuelven a estar disponibles al finalizar un servicio.

En esta Tesis Doctoral se ha abordado el problema de la reubicación dinámica de ambulancias desde un enfoque mixto, combinando las técnicas de la Investigación Operativa y las herramientas de los Sistemas de Información Geográfica. Se han desarrollado tres estrategias de reubicación diferentes, siempre teniendo como premisa adaptarlas lo máximo posible a la organización de un Servicio de Emergencias Sanitarias real para tener mayor posibilidad de implementación. La validación de las estrategias se ha realizado con un caso real, del área de Valencia (España).

La primera estrategia se basa en la generación de escenarios, que son las condiciones

idóneas para la reubicación. Solo aquellas ambulancias que acaban un servicio en un hospital se pueden relocalizar a otras bases diferentes a las habituales. Para la generación de escenarios se ha realizado un análisis de solapamientos de isócronas, las áreas que permiten identificar la cobertura. Para la validación de la estrategia se ha generado un algoritmo operativo que imita el proceso de atención a las emergencias sanitarias. Se ha mostrado que la reubicación de ambulancias incrementa el número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos, disminuye la media de retrasos y favorece al equilibrio en la carga de trabajo de diferentes ambulancias, sin aumentar el número de kilómetros recorridos.

La segunda estrategia incorpora varios aspectos realistas, como la posibilidad de cada ambulancia de finalizar su turno de trabajo en su base habitual, independientemente del número de reubicaciones realizadas. Se ha desarrollado una metodología para poder asignar las ambulancias en ruta en base a las isócronas, que es otro aspecto realista que hay que tener en cuenta. Se ha realizado el análisis de los datos históricos, cuyos resultados se han incorporado en la estrategia propuesta con el objetivo de evaluar la necesidad de la reubicación en diferentes períodos del día. Los resultados han mostrado la importancia de la incorporación de los aspectos realistas para cuantificar de modo más preciso las mejoras y no sobrestimar la capacidad de las estrategias de reubicación.

La tercera estrategia se ha inspirado en el recorrido de las calles que realizan las patrullas de policías, convirtiendo el problema de reubicación de ambulancias en el problema de rutas. Un modelo matemático ha permitido obtener las rutas óptimas para cada escenario posibles cuando una ambulancia se tiene que volver a su base habitual tras un servicio. Los resultados han demostrado que se produce un aumento del número de llamadas atendidas dentro de 10 minutos, disminuye la media del tiempo de respuesta y el número de asignaciones de ambulancias en ruta a las emergencias aumenta, aprovechando de este modo las rutas de vuelta. Se genera un coste relacionado con los movimientos de las ambulancias (kilómetros recorridos), sin embargo, esto permite proporcionar mayor cobertura a las personas y, consecuentemente, disminuir los riesgos en salud.

Por último, se ha realizado una revisión de los trabajos que evalúan sus estrategias de reubicación en un entorno simulado, proporcionando una información práctica para la comunidad científica y, especialmente, para los nuevos investigadores.

7.2. Contribución

Esta Tesis Doctoral se ha desarrollado en el marco de los 4 siguientes proyectos de investigación:

- Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Alberola Oltra, Juan Mi-

guel; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva,... , Vecina-García, Miguel Ángel. Innovacion en Reubicacion de Vehiculos de Emergencias Sanitarias: Una Herramienta Inteligente de Decision (INNACC/2021/26). (05/04/22 - 29/09/23).Investigación competitiva proyectos. AGENCIA VALENCIANA DE LA INNOVACION

- Vallada Regalado, Eva (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Giménez-Palacios, Iván; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Ruiz García, Rubén; Conchado Peiró, Andrea, ... , Sanchez-Anguix, Víctor. Optimización Realista en Problemas de Salud Pública (PID2021-124975OB-I00). (24/10/22 - 31/05/23).Investigación competitiva proyectos. AGENCIA ESTATAL DE INVESTIGACION

- Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia. Técnicas heurísticas para el problema de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias (PAID-01-21). (01/06/22 - 31/05/25).Financiación RRHH. UNIVERSIDAD POLITECNICA DE VALENCIA

- Villa Juliá, Mª Fulgencia (I.P.); Karpova-Krylova, Yulia; Alberola Oltra, Juan Miguel; Conchado Peiró, Andrea; Vallada Regalado, Eva; Sanchez-Anguix, Víctor, ... , Universitat Politècnica de València. Hireves: Herramienta Interactiva de Relocalización de Vehículos de Emergencias Sanitarias (INNVA1/2024/91). (01/01/24 - 31/12/26).Investigación competitiva proyectos. AGENCIA VALENCIANA DE LA INNOVACION

Se ha participado en 11 congresos y conferencias que se listan a continuación:

- Karpova Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva (2021). ÁREA: NUEVAS TECNOLOGÍAS PARA EL DIAGNÓSTICO Y LA GESTIÓN EN SALUD. Investigadora: Yulia Karpova Krylova. EN I Workshop Internacional Mujeres Investigadoras Innovan. (69 - 70). Granada, España

- Karpova Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina García, Miguel Ángel (2021). Heurísticas basadas en el análisis de isócronas para el problema de la reubicación dinámica de vehículos sanitarios. EN VIII Congreso I+D+i Campus de Alcoi. Creando sinergias. (41 - 44). Alcoy, España: Compobell

- Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina García, Miguel Ángel (2022). Algoritmos heurísticos para problemas reales de reubicación dinámica de vehículos de emergencias sanitarias. EN XXXIX Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa (SEIO 2022). XIII Jornadas de Estadística Pública. (153 - 153). Granada, España: Editado por A. M. Aguilera del Pino, V. Blanco, J. E. Ruiz Castro y M. D. Ruiz Medina

- Vallada Regalado, Eva; Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vecina-García, Miguel Ángel (2022). Heuristic algorithms based on the isochrone analysis for

dynamic relocation of medical emergency vehicles. EN 14th Metaheuristics International Conference (MIC 2022). (37 - 37). Syracuse, Italy

- Karpova-Krylova, Yulia; Vallada Regalado, Eva; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vecina García, Miguel Ángel (2022). La importancia de generar instancias realistas para la validación de estrategias de reubicación dinámica de ambulancias . EN III Escuela de Invierno en Optimización Heurística y Modelización Matemática. Burgos, España

- Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina-García, Miguel Ángel (2022). La importancia de generar instancias realistas para la validación de estrategias de reubicación dinámica de ambulancias.. EN I Congreso Salud, Desastres y Desarrollo Sostenible. (18 - 18). Pamplona, España

- Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva (2024). Modelando el entorno dinámico para el problema de reubicación de ambulancias. EN XI Congreso I+D+i Campus de Alcoi. Creando sinergias. (129 - 133). Alcoy, España: Compobell, S.L.

- Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva (2024). Modelando el entorno dinámico para la validación de estrategias de reubicación de ambulancias. EN II Congreso Salud, Desastres y Desarrollo Sostenible. Valladolid, España

- Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina-García, Miguel Ángel (2023). Estrategias para la reubicación dinámica de ambulancias basadas en el análisis de los datos históricos. EN XL Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa (SEIO 2023). XIV Jornadas de Estadística Pública. (205 - 205). Elche, España

- Karpova-Krylova, Yulia; Villa Juliá, Mª Fulgencia; Vallada Regalado, Eva; Vecina-García, Miguel Ángel (2023). La importancia de considerar aspectos realistas para la validación de estrategias de reubicación de ambulancias. EN X Congreso I+D+i Campus de Alcoi. Creando sinergias . (65 - 68). Alcoy, España: Compobell, S.L.

- Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., Belenguer, J. M. and Ruiz, A. (2025). Mejora de cobertura durante el reposicionamiento de ambulancias

Los 4 artículos correspondientes a esta Tesis (publicados y en revisión) son los siguientes:

- Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., and Vecina, M. Á. (2023). Heuristic algorithms based on the isochron analysis for dynamic relocation of medical emergency vehicles. Expert Systems with Applications, 212:118773

- Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., 2025. Evaluation of ambulance relocation strategies: main aspects and related problems. Computers & Operations Research. Under review

- Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., 2025b. Realistic strategies for dynamic ambulance relocation. Socio-Economic Planning Sciences. Accepted
- Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., Belenguer, J. M. and Ruiz, A. (2025). Improving ambulance coverage through the use of alternative return routes during vehicles' repositioning. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. Under review

Por último, se han impartido 2 seminarios referentes a la reubicación dinámica de ambulancias:

- iREVES (innovación en Reubicación de Vehículos de Emergencias Sanitarias): una herramienta inteligente de decisión. Departamento de Estadística e I.O de la Universitat de València, 27/10/2021
- Heurísticas para el problema de la reubicación dinámica de vehículos sanitarios. Instituto de Matemáticas de la Universidad de Sevilla (IMUS), 08/04/2022

7.3. Futuras líneas de investigación

La última estrategia de reubicación basada en rutas ha resultado ser bastante prometedora y se quiere seguir investigando en este sentido. Se pretende aplicar un modelo matemático del Team Orienteering Problem para aquellos casos cuando hay varias ambulancias que se tienen que volver a sus bases. También sería interesante mejorar el proceso de generación de escenarios para hacerlo menos miope, es decir, considerar las ambulancias que ya están en ruta.

Otra línea de investigación es adaptar las estrategias propuestas a otras áreas de salud, diferentes a la de Valencia. Dado que se dispone de los datos de otros ciudades de la Comunidad Valenciana, Alicante y Castellón, se pretende realizar su análisis y mejorar las estrategias en base a sus resultados.

Por último, una posible línea de investigación es la adaptación de las estrategias propuestas al entorno del simulador que se está empleando en el grupo de trabajo. Esto podría ampliar el área de estudio y permitir analizar la respuesta de las estrategias propuestas a otras escalas.

Anexo A

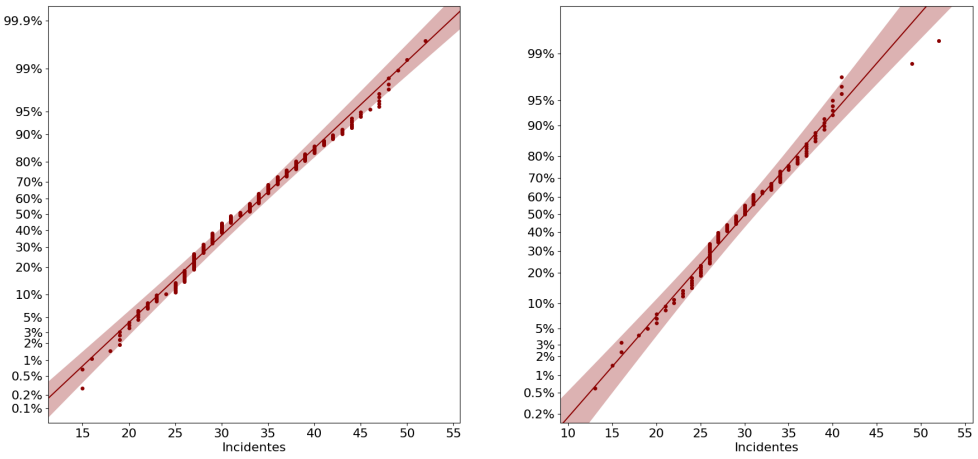
Análisis de la demanda

A.1. ANOVA

Uno de los test más comunes para contrastar la diferencia de las medias de dos poblaciones es el ANOVA, pero requiere de cumplimiento de varias hipótesis básicas, que son la normalidad, la homocedasticidad (la igualdad de varianzas) y la independencia de las observaciones. Considerando que las llamadas son independientes, dado que surgen al azar, analizamos la normalidad de los datos y la homocedasticidad. Aunque el número de emergencias diarias es una variable aleatoria discreta, cuando su número medio (λ) es mayor que 5, el Teorema central del Límite permite realizar una aproximación a la distribución Normal (Peña, 2014). Con los gráficos de probabilidad Normal, mostrados en la Figura A.1, donde las observaciones se agrupan alrededor de la línea diagonal, y el resumen estadístico de la Tabla A.1 (simetría y curtosis estandarizados dentro del límite [-2;2]) podemos hablar de la normalidad de los datos.

La Tabla A.2 muestra que el p-valor igual a 0,0034 es menor que 0,05, así que se rechaza la hipótesis de igualdad de medias del número de emergencias en días laborables y no laborables. A la misma conclusión se llega observando la Figura A.3, donde los intervalos LSD para la comparación de medias no se solapan. Según la Figura A.2 (p-valor igual a 0,4636 $>$ 0,05), no se rechaza la hipótesis de igualdad de varianzas.

Respecto a la diferencia de medias del número de llamadas en diferentes días laborables, la Figura A.4 muestra la normalidad de los datos, mientras que el sesgo y la curtosis estandarizados se pueden observar en la Tabla A.3. La Tabla A.4 demuestra la igualdad de medias (p-valor 0,5597 $>$ 0,05), igual que la Figura A.6 de intervalos LSD, que se solapan entre sí. La Figura A.5 muestra la igualdad de varianzas (p-valor 0,5752 $>$ 0,05).



(a) *Días laborables* ***(b)*** *Días no laborables*

Figura A.1: *Gráfico de Probabilidad Normal con 95 % límites*

	Laborables	No laborables
Recuento	250	115
Promedio	32.392	30.0348
Desviación Estándar	7.20542	6.87728
Sesgo Estandarizado	1.47621	0.916216
Curtosis Estandarizada	-0.658819	0.789195

Tabla A.1: *Resumen Estadístico*

Fuente	Suma de cuadrados	Gl	Cuadrado medio	Razón-F	Valor-P
Entre grupos	437.667	1	437.667	8.67	0.0034
Intra grupos	18319.4	363	50.4668		
Total(Corr.)	18757.1	364			

Tabla A.2: *ANOVA (laborables & no laborables)*

	Prueba	Valor-P
Levene's	0.538433	0.4636

Figura A.2: *Verificación de varianza (laborables & no laborables)*

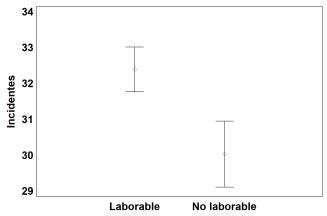


Figura A.3: *Medias y 95 % de Fisher LSD*

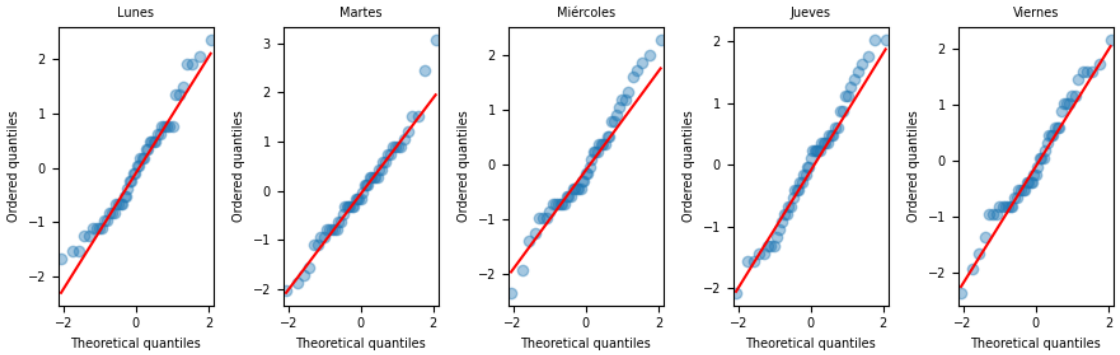


Figura A.4: *Gráficos de Probabilidad Normal*

Día	Lunes	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes
Recuento	50	51	49	51	49
Promedio	33.66	32.1569	32.2653	31.2353	32.6735
Desviación Estándar	7.01488	6.53107	7.4296	7.88565	7.17167
Sesgo Estandarizado	1.26764	1.54242	0.776011	0.2585	0.290459
Curtosis Estandarizada	-0.654523	1.48776	-0.135763	-0.869511	-0.564502

Tabla A.3: *Resumen Estadístico*

Fuente	Suma de cuadrados	Gl	Cuadrado medio	Razón-F	Valor-P
Entre grupos	156.116	4	39.029	0.75	0.5597
Intra grupos	12771.5	245	52.1284		
Total(Corr.)	12927.6	249			

Tabla A.4: *ANOVA (días de la semana)*

	Prueba	Valor-P
Levene's	0.725571	0.5752

Figura A.5: *Verificación de varianza (días de la semana)*

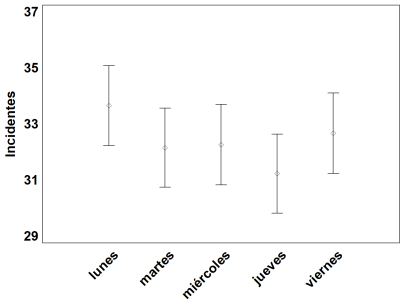
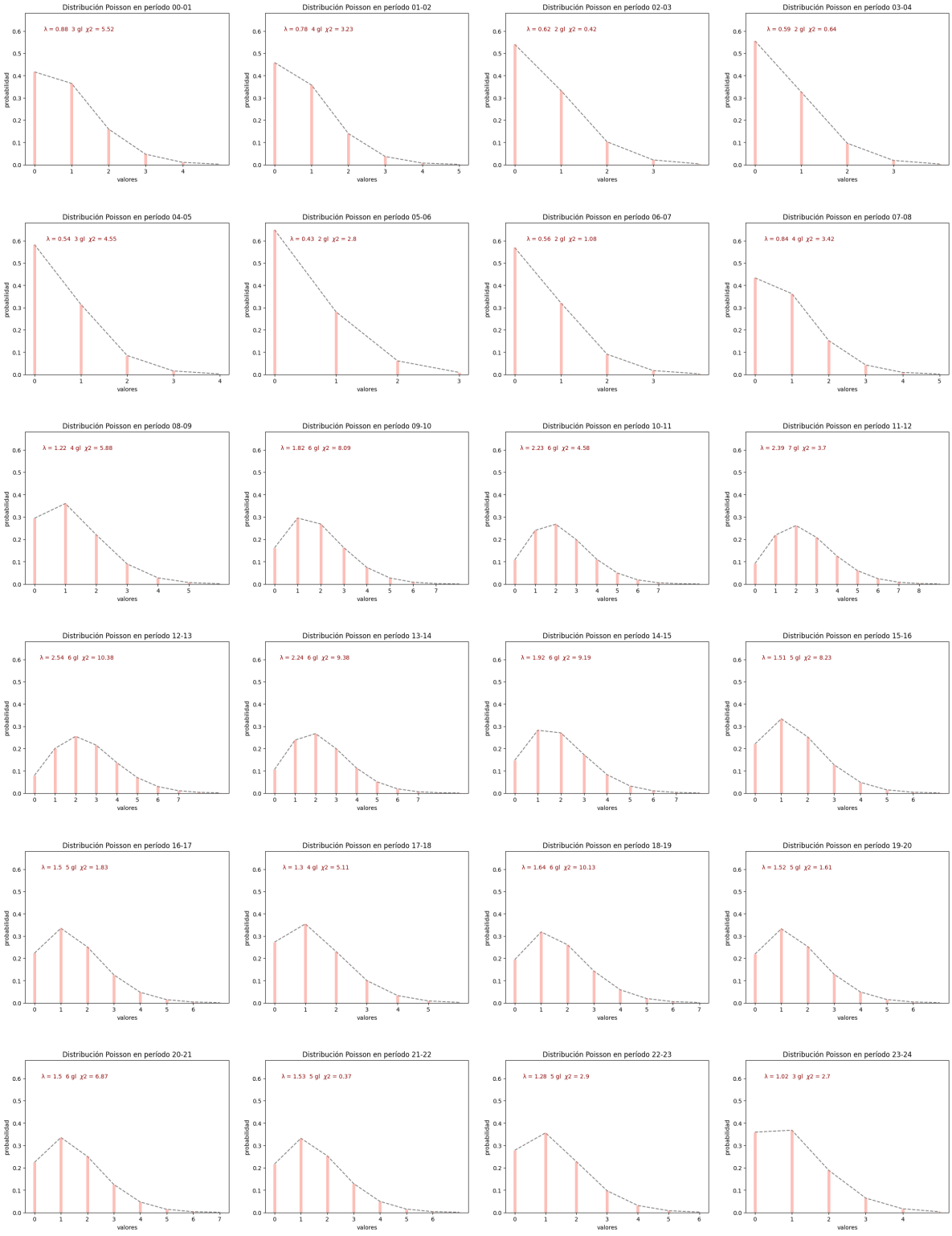


Figura A.6: *Medias y 95 % de Fisher LSD*

A.2. Gráficos de Probabilidad Poisson



Anexo B

Resultados de la estrategia de reubicación basada en rutas

B.1. $\#Llam_{10}$, TR, Ret y $\#AR$ por instancia

Inst	$\#Llam_{10}$		TR		Ret		$\#AR$	
	S_0	S_1	S_0	S_1	S_0	S_1	S_0	S_1
1	18	19	12,83	12,18	3,80	3,20	1	4
2	25	25	10,55	10,65	2,30	2,38	2	2
3	21	22	12,23	12,05	3,23	3,20	0	1
4	16	17	11,63	11,40	2,90	2,73	1	3
5	19	18	11,95	12,03	2,85	2,98	2	4
6	17	17	11,95	12,08	3,05	3,08	0	2
7	22	22	11,53	11,40	2,78	2,70	1	2
8	23	23	10,88	10,83	2,50	2,50	2	2
9	15	15	14,15	14,13	4,90	4,90	1	1
10	17	16	11,78	11,90	3,03	3,05	2	3
11	19	21	12,43	12,33	3,63	3,58	0	2
12	21	21	11,70	11,48	3,03	2,95	2	4
13	22	22	11,48	11,48	2,93	3,05	1	2
14	15	15	13,10	13,18	4,05	4,13	1	2
15	18	18	11,75	11,75	2,65	2,63	4	5
16	24	24	10,90	11,03	2,63	2,73	2	1
17	14	15	12,73	12,48	3,65	3,50	0	4
18	19	21	12,85	12,50	4,05	3,88	2	4
19	15	16	12,25	11,95	3,18	3,03	2	6
20	16	17	12,58	12,43	3,48	3,38	0	2
21	19	19	10,90	10,90	2,23	2,23	0	1
22	18	18	12,20	12,08	3,53	3,50	2	4
23	20	20	12,28	12,15	3,35	3,30	0	3
24	20	20	13,13	12,78	3,93	3,70	4	5
25	21	19	11,80	12,00	3,38	3,48	2	4
26	16	17	11,90	12,03	3,05	3,23	3	6
27	19	19	12,98	13,00	3,95	3,98	0	1
28	18	20	11,85	11,90	2,85	2,88	2	5
29	16	15	12,03	11,98	3,03	3,05	3	5
30	21	22	10,93	10,60	2,33	2,03	0	2
31	18	18	12,28	12,05	3,63	3,38	3	3
32	18	19	12,70	12,48	3,68	3,65	4	4
33	16	15	12,68	12,35	3,58	3,25	2	4
34	14	14	13,60	13,60	4,23	4,23	1	2
35	18	18	11,65	11,75	2,63	2,63	2	1
36	19	21	11,93	11,50	2,98	2,63	2	4
37	18	18	12,90	12,85	3,93	3,93	3	5
38	22	23	11,50	11,25	2,55	2,40	2	2
39	17	17	13,03	13,05	3,98	3,98	0	2
40	19	19	12,23	12,23	2,98	2,98	2	3
41	16	16	12,88	12,88	3,70	3,70	4	4
42	15	15	12,50	12,40	3,60	3,50	2	3
43	19	18	11,38	11,40	2,45	2,50	1	0
44	16	13	11,83	12,15	2,85	2,95	6	7
45	19	20	12,00	11,70	2,95	2,85	3	5
46	16	17	12,65	12,53	3,65	3,58	1	3
47	18	20	13,08	12,83	4,05	3,90	1	3
48	21	22	11,33	11,13	2,65	2,48	3	3
49	24	23	11,93	11,85	3,08	3,10	1	2
50	22	22	10,35	10,48	2,18	2,18	3	3
51	20	23	10,90	10,45	2,03	1,80	4	7
52	16	16	12,83	12,98	3,78	3,73	1	3
53	14	15	13,98	13,88	4,88	4,80	0	1
54	19	19	11,73	11,60	3,00	3,08	1	2
55	20	20	11,25	11,18	2,13	2,15	1	4
56	19	19	12,60	11,98	3,60	3,05	4	5
57	15	16	12,93	12,75	3,65	3,53	0	4
58	15	13	13,78	14,08	4,55	4,73	6	4
59	21	21	11,48	11,35	2,75	2,63	0	1
60	22	22	10,48	10,58	2,03	2,05	3	3
61	21	22	11,05	10,98	2,20	2,18	2	3
62	17	18	13,78	13,35	4,70	4,48	2	3
63	17	17	12,10	12,13	3,20	3,20	2	3
64	19	19	11,58	11,48	2,75	2,65	1	3
65	19	19	13,15	12,85	4,20	3,93	1	4
66	19	19	12,05	12,03	3,20	3,20	3	3
67	14	14	12,85	13,00	3,73	3,88	5	3
68	23	23	11,28	11,15	2,95	2,68	0	1
69	22	22	11,78	11,68	2,88	2,88	1	2
70	18	19	12,48	12,28	3,38	3,18	0	2
71	20	22	11,28	11,00	2,48	2,25	4	4
72	17	17	11,33	11,33	2,50	2,50	0	0
73	25	25	10,10	10,10	1,90	1,90	0	0
74	17	16	12,80	12,80	3,88	3,83	0	3
75	24	25	10,65	10,65	2,10	2,10	2	2

Inst	$\#Llam_{10}$		TR		Ret		$\#AR$	
	S_0	S_1	S_0	S_1	S_0	S_1	S_0	S_1
76	23	22	11,73	11,68	3,15	3,08	2	3
77	14	15	12,65	12,50	3,35	3,30	1	2
78	16	15	12,98	13,00	3,93	3,90	1	3
79	16	18	12,73	12,30	3,85	3,48	2	3
80	20	20	12,08	12,08	3,28	3,28	0	0
81	24	26	11,65	11,35	3,13	2,95	1	3
82	18	18	11,70	11,65	2,78	2,73	2	3
83	19	19	12,28	12,30	3,28	3,30	2	1
84	17	17	12,15	12,00	3,25	3,18	2	5
85	17	19	12,38	11,88	3,38	2,98	1	7
86	16	16	12,90	12,90	3,80	3,80	1	1
87	20	20	12,08	12,08	3,03	3,03	1	2
88	17	18	12,73	12,55	3,80	3,63	0	2
89	21	21	11,33	11,20	2,38	2,23	1	4
90	12	13	14,13	13,80	4,63	4,40	3	4
91	15	15	14,08	14,13	4,98	4,98	1	1
92	18	18	11,63	11,45	2,80	2,63	0	1
93	23	22	11,78	11,65	2,78	2,75	1	3
94	19	19	11,65	11,63	2,75	2,73	1	1
95	20	20	11,68	11,55	2,75	2,63	0	1
96	17	16	13,38	13,48	4,15	4,23	2	5
97	15	14	13,38	13,38	4,40	4,30	2	5
98	22	23	11,45	11,28	2,55	2,43	0	1
99	18	18	12,35	12,28	3,60	3,53	1	2
100	16	16	12,18	12,30	3,28	3,33	4	5
101	18	19	12,40	12,40	3,33	3,30	3	2
102	16	16	12,53	12,58	3,63	3,60	2	4
103	17	18	13,30	13,05	4,50	4,25	2	5
104	21	23	10,78	10,60	1,80	1,65	2	5
105	16	19	12,40	12,13	3,38	3,25	1	4
106	17	17	11,83	11,83	2,83	2,83	0	0
107	16	18	12,65	12,20	3,73	3,45	0	7
108	21	21	12,00	11,83	3,55	3,35	1	3
109	17	17	12,23	12,10	3,28	3,20	1	2
110	18	18	11,85	11,65	2,68	2,65	2	3
111	17	17	12,00	12,00	3,05	3,05	1	2
112	22	21	11,53	11,60	3,10	3,13	2	2
113	18	19	12,25	12,23	3,38	3,45	1	5
114	13	13	13,50	13,50	3,93	3,93	0	1
115	14	15	12,93	12,83	3,85	3,70	2	4
116	20	19	13,03	12,95	4,53	4,40	1	4
117	17	18	12,15	12,13	3,45	3,43	2	3
118	23	23	10,33	10,35	1,85	1,90	2	3
119	18	19	12,43	12,23	3,38	3,35	3	4
120	17	17	12,58	12,53	3,58	3,55	1	3
121	17	19	12,63	12,13	3,60	3,30	1	4
122	17	16	13,53	13,63	4,60	4,60	1	2
123	19	19	12,38	12,33	3,60	3,60	0	1
124	17	18	11,70	11,80	2,70	2,83	2	1
125	17	18	11,83	11,63	2,85	2,75	0	2
126	13	13	13,15	13,15	4,08	4,08	0	0
127	20	20	11,65	11,65	2,95	2,95	1	1
128	15	16	13,20	12,78	3,73	3,38	1	4
129	14	15	13,05	12,93	4,08	3,98	2	4
130	18	19	12,48	12,25	3,48	3,35	0	4
131	15	15	13,60	13,45	4,48	4,33	0	2
132	19	20	11,53	11,63	2,68	2,85	2	4
133	24	24	10,53	10,48	2,03	2,00	0	2
134	14	14	13,63	13,65	4,58	4,60	1	1
135	12	14	13,10	12,85	3,78	3,63	3	5
136	16	16	12,55	12,38	3,60	3,43	1	1
137	19	20	11,70	11,60	2,78	2,73	1	3
138	23	23	10,90	10,93	2,30	2,35	1	2
139	18	20	11,50	11,65	2,65	2,68	4	4
140	18	19	12,55	12,53	4,00	3,90	3	4
141	21	21	11,05	10,90	2,20	2,05	1	3
142	19	19	12,15	12,13	3,00	3,03	1	5
143	22	22	11,03	10,95	2,33	2,25	0	1
144	19	20	12,60	12,45	3,88	3,78	0	1
145	18	17	12,90	12,95	3,78	3,75	0	2
146	19	18	12,33	12,33	3,35	3,43	3	3
147	17	15	13,90	14,13	4,85	5,10	4	5
148	19	19	11,43	11,40	2,63	2,63	1	4
149	18	20	11,28	10,93	2,43	2,08	1	5
150	20	20	12,03	12,00	3,18	3,23	2	5

B.2. $\#Cober$ y TKm por instancia

Inst	$\#Cober$	
	S_0	S_1
1	791.539	814.114
2	809.267	813.806
3	799.971	806.516
4	805.823	808.991
5	809.015	807.893
6	810.277	818.660
7	792.752	802.028
8	813.779	814.132
9	782.258	792.787
10	801.506	816.024
11	807.671	818.199
12	812.209	821.212
13	800.120	813.204
14	800.622	809.618
15	805.554	813.022
16	800.176	811.871
17	799.622	821.565
18	795.271	814.953
19	803.231	820.102
20	814.795	820.385
21	823.771	828.221
22	802.363	815.158
23	791.212	813.272
24	784.008	793.399
25	803.054	800.582
26	817.409	826.034
27	804.487	812.358
28	815.520	823.574
29	808.154	812.067
30	816.225	824.095
31	789.161	797.108
32	790.507	805.875
33	817.496	821.129
34	797.425	802.104
35	803.766	811.585
36	787.890	799.206
37	813.525	820.611
38	811.100	822.716
39	792.969	799.276
40	795.397	807.505
41	785.005	788.899
42	775.546	786.532
43	799.444	803.448
44	786.724	783.071
45	805.197	817.822
46	786.959	794.946
47	785.100	791.679
48	818.534	826.355
49	796.820	806.987
50	776.914	784.729
51	806.628	812.007
52	795.950	809.528
53	806.673	816.354
54	802.279	808.495
55	806.414	818.374
56	800.150	796.049
57	796.653	811.571
58	787.183	798.684
59	803.507	809.967
60	802.019	808.871
61	811.120	816.314
62	796.742	813.848
63	803.895	799.314
64	785.976	805.413
65	800.416	810.113
66	796.618	802.061
67	821.765	820.994
68	813.452	821.827
69	805.510	811.128
70	798.599	807.569
71	804.592	807.127
72	805.876	810.708
73	797.452	801.496
74	808.459	819.860
75	822.993	831.890

Inst	$\#Cober$	
	S_0	S_1
76	799.628	809.030
77	799.642	811.583
78	799.225	794.806
79	813.388	822.799
80	809.492	815.162
81	796.057	811.504
82	825.203	832.509
83	798.104	809.078
84	775.433	779.508
85	809.330	822.278
86	797.159	801.492
87	802.025	808.614
88	805.429	815.122
89	802.497	807.449
90	789.376	796.624
91	802.174	807.257
92	797.950	806.888
93	792.792	799.527
94	789.646	798.214
95	794.868	799.714
96	792.876	793.281
97	800.008	804.143
98	801.073	812.330
99	817.092	819.307
100	796.590	807.144
101	816.792	817.911
102	787.304	805.453
103	794.606	810.482
104	790.285	807.530
105	798.156	805.510
106	823.454	832.128
107	805.943	818.619
108	810.617	824.920
109	810.506	826.422
110	803.129	800.874
111	779.629	790.187
112	789.703	795.191
113	804.087	818.411
114	789.184	796.203
115	808.878	817.397
116	787.680	795.025
117	799.622	807.619
118	805.755	814.889
119	798.977	810.325
120	791.432	802.052
121	805.989	812.401
122	783.412	792.646
123	795.554	807.197
124	800.240	803.792
125	784.795	797.533
126	808.720	817.429
127	799.357	806.257
128	804.278	822.434
129	811.139	827.747
130	801.199	803.609
131	790.368	803.922
132	815.623	827.505
133	797.236	807.729
134	802.764	809.509
135	795.722	809.602
136	788.562	801.895
137	804.180	812.206
138	807.043	809.705
139	779.155	793.220
140	811.959	820.660
141	803.879	810.446
142	798.686	808.555
143	796.865	809.878
144	808.334	811.963
145	794.686	808.064
146	796.252	800.186
147	818.874	823.520
148	800.824	803.688
149	805.442	815.352
150	768.916	792.299

Inst	TKm	
	S_0	S_1
1	748	821
2	587	685
3	751	849
4	617	722
5	602	683
6	634	728
7	697	787
8	552	639
9	845	966
10	691	825
11	818	942
12	652	754
13	737	847
14	695	807
15	562	694
16	598	740
17	780	908
18	738	850
19	759	875
20	660	721
21	660	759
22	661	755
23	817	938
24	798	862
25	667	822
26	675	799
27	744	836
28	700	824
29	638	779
30	575	642
31	663	753
32	686	805
33	725	824
34	773	870
35	643	765
36	707	817
37	666	800
38	608	701
39	768	859
40	680	770
41	705	828
42	708	809
43	619	726
44	581	717
45	720	795
46	804	920
47	694	766
48	670	806
49	724	838
50	498	596
51	576	654
52	707	843
53	831	927
54	692	799
55	645	784
56	635	781
57	681	775
58	754	944
59	682	784
60	612	739
61	564	670
62	864	978
63	721	845
64	700	803
65	714	815
66	610	702
67	668	875
68	775	848
69	594	673
70	706	809
71	599	717
72	595	705
73	534	593
74	740	839
75	637	761

Inst	TKm	
	S_0	S_1
76	734	867
77	730	852
78	795	907
79	787	885
80	646	721
81	651	728
82	677	770
83	670	820
84	686	770
85	738	833
86	773	835
87	645	746
88	852	975
89	667	754
90	710	837
91	840	941
92	667	772
93	621	747
94	617	729
95	661	746
96	755	859
97	785	907
98	658	762
99	638	690
100	666	846
101	727	809
102	670	787
103	767	884
104	547	642
105	790	897
106	648	753
107	875	992
108	740	853
109	711	855
110	701	773
111	709	811
112	698	810
113	691	824
114	662	751
115	683	801
116	728	866
117	744	846
118	557	652
119	761	921
120	668	794
121	731	795
122	825	948
123	675	759
124	624	743
125	604	688
126	691	805
127	585	690
128	753	856
129	861	972
130	759	826
131	736	868
132	724	892
133	641	763
134	797	891
135	741	874
136	751	870
137	809	934
138	602	686
139	554	724
140	725	834
141	601	718
142	616	710
143	551	630
144	751	832
145	742	834
146	721	805
147	846	1014
148	566	652
149	578	656
150	607	717

Referencias

Abo-Hamad, W. and Arisha, A. (2013). Simulation-based framework to improve patient experience in an emergency department. *European Journal of Operational Research*, 224(1):154–166.

Aboueljinane, L., Sahin, E., and Jemai, Z. (2013). A review on simulation models applied to emergency medical service operations. *Computers & Industrial Engineering*, 66(4):734–750.

Aboueljinane, L., Sahin, E., Jemai, Z., and Marty, J. (2014). A simulation study to improve the performance of an emergency medical service: application to the french val-de-marne department. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 47:46–59.

Alami Chentoufi, M., Ellaia, R., and Lamrabet, M. (2022). Solving the Dynamic Ambulance Relocation and Dispatching Problem Using a Novel Metaheuristic. In *The Proceedings of the International Conference on Smart City Applications*, pages 1–23. Springer.

Alanis, R., Ingolfsson, A., and Kolfal, B. (2013). A Markov Chain Model for an EMS System with Repositioning. *Production and Operations Management*, 22(1):216–231.

Anderson, T. (2007). Comparison of spatial methods for measuring road accident 'hotspots': a case study of London. *Journal of Maps*, 3(1):55–63.

Andersson, T. and Värbrand, P. (2007). Decision support tools for ambulance dispatch and relocation. *Journal of the Operational Research Society*, 58(2):195–201.

Aringhieri, R., Bigharaz, S., Duma, D., and Guastalla, A. (2022). Fairness in ambulance routing for post disaster management. *Central European Journal of Operations Research*, pages 1–23.

Aringhieri, R., Bocca, S., Casciaro, L., and Duma, D. (2018). A simulation and online optimization approach for the real-time management of ambulances. In *2018 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 2554–2565. IEEE.

Aringhieri, R., Bruni, M. E., Khodaparasti, S., and van Essen, J. T. (2017). Emergency medical services and beyond: Addressing new challenges through a wide literature review. *Computers & Operations Research*, 78:349–368.

Başar, A., Çatay, B., and Ünlüyurt, T. (2011). A multi-period double coverage approach for locating the emergency medical service stations in Istanbul. *Journal of the Operational Research Society*, 62(4):627–637.

Becker, J., Kurland, L., Höglund, E., and Hugelius, K. (2023). Dynamic ambulance relocation: a scoping review. *BMJ Open*, 13(12):e073394.

Bélanger, V., Kergosien, Y., Ruiz, A., and Soriano, P. (2016). An empirical comparison of relocation strategies in real-time ambulance fleet management. *Computers & Industrial Engineering*, 94:216–229.

Bélanger, V., Lanzarone, E., Nicoletta, V., Ruiz, A., and Soriano, P. (2020). A recursive simulation-optimization framework for the ambulance location and dispatching problem. *European Journal of Operational Research*, 286(2):713–725.

Bélanger, V., Ruiz, A., and Soriano, P. (2015). Recent Advances in Emergency Medical Services Management. *CIRRELT*, 28.

Bélanger, V., Ruiz, A., and Soriano, P. (2019). Recent optimization models and trends in location, relocation, and dispatching of emergency medical vehicles. *European Journal of Operational Research*, 272:1–23.

Billhardt, H., Lujak, M., Sánchez-Brunete, V., Fernández, A., and Ossowski, S. (2014). Dynamic coordination of ambulances for emergency medical assistance services. *Knowledge-Based Systems*, 70:268–280.

Boujemaa, R., Jebali, A., Hammami, S., and Ruiz, A. (2020). Multi-period stochastic programming models for two-tiered emergency medical service system. *Computers & Operations Research*, 123:104974.

Brailsford, S., Bayer, S., Connell, C., George, A., Klein, J., and Lacey, P. (2023). Embedding or modelling as decision support in health capacity planning: Insights from an evaluation. *Health Systems*, 12(1):22–35.

Brailsford, S. and Vissers, J. (2011). Or in healthcare: A European perspective. *European Journal of Operational Research*, 212(2):223–234.

Budge, S., Ingolfsson, A., and Zerom, D. (2010). Empirical analysis of ambulance travel times: the case of Calgary emergency medical services. *Management Science*, 56(4):716–723.

Burguera Perelló, M. (2024). Propuesta y evaluación de modelos predictivos de regresión múltiple para estimación de emergencias sanitarias en valencia. Trabajo Fin de Grado. Universitat Politècnica de València.

Butt, U. M., Letchmunan, S., Hassan, F. H., Ali, M., Baqir, A., and Sherazi, H. H. R. (2020). Spatio-temporal crime hotspot detection and prediction: a systematic literature review. *IEEE Access*, 8:166553–166574.

Cabral, E. L. S., Castro, W. R. S., Florentino, D. R. M., Viana, D. A., Costa Junior, J. F., Souza, R. P., Rêgo, A. C. M., Araújo-Filho, I., and Medeiros, A. C. (2018). Response time in the emergency services. Systematic review. *Acta Cirúrgica Brasileira*, 33(12):1110–1121.

Carter, M. W. and Busby, C. R. (2023). How can operational research make a real difference in healthcare? Challenges of implementation. *European Journal of Operational Research*, 306(3):1059–1068.

Carvalho, A., Captivo, M., and Marques, I. (2020). Integrating the ambulance dispatching and relocation problems to maximize system's preparedness. *European Journal of Operational Research*, 283(3):1064–1080.

Chawathe, S. S. (2007). Organizing hot-spot police patrol routes. In *2007 IEEE Intelligence and Security Informatics*, pages 79–86. IEEE.

Chen, A. Y., Lu, T.-Y., Ma, M. H.-M., and Sun, W.-Z. (2015). Demand forecast using data analytics for the preallocation of ambulances. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 20(4):1178–1187.

Cheng, W. and Washington, S. P. (2005). Experimental evaluation of hotspot identification methods. *Accident Analysis & Prevention*, 37(5):870–881.

Chevaleyre, Y., Sempe, F., and Ramalho, G. (2004). A theoretical analysis of multi-agent patrolling strategies. In *AAMAS*, volume 4, pages 1524–1525.

Cramer, D., Brown, A. A., and Hu, G. (2012). Predicting 911 calls using spatial analysis. In *Software Engineering Research, Management and Applications 2011*, pages 15–26. Springer.

Daskin, M. S. (1983). A Maximum Expected Covering Location Model: Formulation, Properties and Heuristic Solution. *Transportation Science*, 17(1):48–70.

Degel, D., Wiesche, L., Rachuba, S., and Werners, B. (2015). Time-dependent ambulance allocation considering data-driven empirically required coverage. *Health Care Management Science*, 18:444–458.

Dewinter, M., Vandeviver, C., Vander Beken, T., and Witlox, F. (2020). Analysing the police patrol routing problem: A review. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(3):157.

Dinc, S. and Dinc, I. (2018). Evaluation of Unsupervised Classification on Police Patrol Zone Design Problem. In *Proceedings of the 2018 IEEE Southeastcon, Southeastcon 2018*, pages 1–7, St. Petersburg, FL, USA.

Dwars, R. P., van der Mei, R., and Bhulai, S. (2013). Capacity planning of emergency call centers. *Ph. D. dissertation*.

Eckstein, M. and Chan, L. S. (2004). The effect of emergency department crowding on paramedic ambulance availability. *Annals of Emergency Medicine*, 43(1):100–105.

Emir-Farinas, H. and Francis, R. L. (2005). Demand point aggregation for planar covering location models. *Annals of Operations Research*, 136(1):175–192.

Enayati, S., Mayorga, M. E., Rajagopalan, H. K., and Saydam, C. (2018a). Real-time ambulance redeployment approach to improve service coverage with fair and restricted workload for EMS providers. *Omega*, 79:67–80.

Enayati, S., Özaltın, O. Y., Mayorga, M. E., and Saydam, C. (2018b). Ambulance redeployment and dispatching under uncertainty with personnel workload limitations. *IISE Transactions*, 50(9):777–788.

Erkut, E. and Bozkaya, B. (1999). Analysis of aggregation errors for the p-median problem. *Computers & Operations Research*, 26(10):1075–1096.

Francis, R. L., Lowe, T. J., Rayco, M. B., and Tamir, A. (2009). Aggregation error for location models: survey and analysis. *Annals of Operations Research*, 167(1):171–208.

Frichi, Y., Jawab, F., Aboueljinane, L., and Boutahari, S. (2022). Development and comparison of two new multi-period queueing reliability models using discrete-event simulation and a simulation–optimization approach. *Computers & Industrial Engineering*, 168:108068.

Gayathri, N. and Chandrakala, K. V. (2014). A novel technique for optimal vehicle routing. In *2014 International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)*, pages 1–5. IEEE.

Gendreau, M., Laporte, G., and Semet, F. (2001). A dynamic model and parallel tabu search heuristic for real-time ambulance relocation. *Parallel Computing*, 27(12):1641–1653.

Gendreau, M., Laporte, G., and Semet, F. (2006). The maximal expected coverage relocation problem for emergency vehicles. *Journal of the Operational Research Society*, 57(1):22–28.

Ghiani, G., Guerriero, F., Laporte, G., and Musmanno, R. (2003). Real-time vehicle routing: Solution concepts, algorithms and parallel computing strategies. *European Journal of Operational Research*, 151(1):1–11.

GHSL. Global Human Settlement Layer. https://ghsl.jrc.ec.europa.eu/download.php?ds=pop; 2021 [visitado Julio 21].

Golabian, H., Arkat, J., Tavakkoli-Moghaddam, R., and Faroughi, H. (2022). A multi-verse optimizer algorithm for ambulance repositioning in emergency medical service systems. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, pages 1–22.

Granberg, T. A. and Nguyen, H. T. (2018). Simulation based prediction of the near-future emergency medical services system state. In *2018 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 2542–2553. IEEE.

Guan, J., Zhang, K., Shen, Q., and He, Y. (2020). Dynamic modal accessibility gap: measurement and application using travel routes data. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 81:102272.

Haghani, A. and Yang, S. (2007). Real-time emergency response fleet deployment: Concepts, systems, simulation & case studies. In *Dynamic Fleet Management*, pages 133–162.

Hajiali, M., Teimoury, E., Rabiee, M., and Delen, D. (2022). An interactive decision support system for real-time ambulance relocation with priority guidelines. *Decision Support Systems*, 155:113712.

Hamner, N. (2010). Optimizing metrics in police routing algorithms. In *Proceedings of the 48th Annual Southeast Regional Conference*, pages 1–2.

HDX. Humanitarian Data Exchange. https://data.humdata.org/dataset/spain-high-resolution-population-density-maps-demographic-estimates; 2023 [visitado Febrero 2023].

He, L., Madathil, S. C., Oberoi, A., Servis, G., and Khasawneh, M. T. (2019). A systematic review of research design and modeling techniques in inpatient bed management. *Computers & Industrial Engineering*, 127:451–466.

Hêche, F., Barakat, O., Desmettre, T., Marx, T., and Robert-Nicoud, S. (2023). Inhomogeneous poisson process for ambulance relocation. In *Proceedings of the 16th ACM SIGSPATIAL International Workshop on Computational Transportation Science*, pages 1–8.

Henderson, S. G. and Mason, A. J. (2005). Ambulance service planning: simulation and data visualisation. In *Operations Research and Health Care*, pages 77–102.

ICV. Institut Cartogràfic Valencià. https://icv.gva.es/va/; 2024 [visitado Julio 24].

IGN. Instituto Geográfico Nacional. https://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/mapa-espana-200000-raster; 2024 [visitado Julio 24].

INE. Instituto Nacional de Estadística. https://www.ine.es/jaxiT3/Datos.htm?t=67991; 2025 [visitado Febrero 25].

Ingolfsson, A. (2013). Ems planning and management. In *Operations Research and Health Care Policy*, pages 105–128. Springer.

Ingolfsson, A., Budge, S., and Erkut, E. (2008). Optimal ambulance location with random delays and travel times. *Health Care Management Science*, 11(3):262–274.

Ingolfsson, A., Erkut, E., and Budge, S. (2003). Simulation of single start station for Edmonton EMS. *Journal of the Operational Research Society*, 54(7):736–746.

Issam, Z., Al-Omani, M., and Aldhafeeri, K. (2019). A new approach based on the hybridization of simulated annealing algorithm and tabu search to solve the static ambulance routing problem. *Procedia Computer Science*, 159:1216–1228.

Jagtenberg, C. J., Bhulai, S., and van der Mei, R. D. (2015). An efficient heuristic for realtime ambulance redeployment. *Operations Research for Health Care*, 4:27–35.

Jagtenberg, C. J., Bhulai, S., and van der Mei, R. D. (2017a). Dynamic ambulance dispatching: is the closest-idle policy always optimal? *Health Care Management Science*, 20(4):517–531.

Jagtenberg, C. J., van den Berg, P. L., and van der Mei, R. D. (2017b). Benchmarking online dispatch algorithms for Emergency Medical Services. *European Journal of Operational Research*, 258(2):715–725.

Jánošíková, L., Jankovič, P., and Márton, P. (2016). Models for relocation of emergency medical stations. In *The Rise of Big Spatial Data*, pages 225–239. Springer.

Jánošíková, L., Kvet, M., Jankovič, P., and Gábrišová, L. (2019). An optimization and simulation approach to emergency stations relocation. *Central European Journal of Operations Research*, 27:737–758.

Ji, S., Zheng, Y., Wang, W., and Li, T. (2019). Real-time ambulance redeployment: A data-driven approach. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 32(11):2213–2226.

Jotshi, A., Gong, Q., and Batta, R. (2009). Dispatching and routing of emergency vehicles in disaster mitigation using data fusion. *Socio-Economic Planning Sciences*, 43(1):1–24.

Karpova, Y., Villa, F., Vallada, E., and Vecina, M. Á. (2023). Heuristic algorithms based on the isochron analysis for dynamic relocation of medical emergency vehicles. *Expert Systems with Applications*, 212:118773.

Kergosien, Y., Bélanger, V., Soriano, P., Gendreau, M., and Ruiz, A. (2015). A generic and flexible simulation-based analysis tool for EMS management. *International Journal of Production Research*, 53(24):7299–7316.

Knyazkov, K., Derevitsky, I., Mednikov, L., and Yakovlev, A. (2015). Evaluation of dynamic ambulance routing for the transportation of patients with acute coronary syndrome in Saint-Petersburg. *Procedia Computer Science*, 66:419–428.

Kochetov, Y. A. and Shamray, N. (2021). Optimization of the ambulance fleet location and relocation. *Journal of Applied and Industrial Mathematics*, 15(2):234–252.

Kolesar, P. (1975). A model for predicting average fire engine travel times. *Operations Research*, 23(4):603–613.

Kozan, E. and Mesken, N. (2005). A simulation model for emergency centres. In *Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation. Advances and Applications for Management and Decision Making*, pages 2602–2608. Modelling & Simulation Society of Australia & New Zealand Inc.

Lam, S. S. W., Ng, C. B. L., Nguyen, F. N. H. L., Ng, Y. Y., and Ong, M. E. H. (2017). Simulation-based decision support framework for dynamic ambulance redeployment in Singapore. *International Journal of Medical Informatics*, 106:37–47.

Lam, S. S. W., Zhang, J., Zhang, Z. C., Oh, H. C., Overton, J., Ng, Y. Y., and Ong, M. E. H. (2015). Dynamic ambulance reallocation for the reduction of ambulance response times using system status management. *American Journal of Emergency Medicine*, 33(2):159–166.

Lee, S. (2011). The role of preparedness in ambulance dispatching. *Journal of the Operational Research Society*, 62(10):1888–1897.

Lee, Y.-C., Chen, Y.-S., and Chen, A. Y. (2022). Lagrangian dual decomposition for the ambulance relocation and routing considering stochastic demand with the truncated Poisson. *Transportation Research Part B: Methodological*, 157:1–23.

Leigh, J., Dunnett, S., and Jackson, L. (2019). Predictive police patrolling to target hotspots and cover response demand. *Annals of Operations Research*, 283(1–2):395–410.

Li, M., Vanberkel, P., and Carter, A. J. (2019). A review on ambulance offload delay literature. *Health Care Management Science*, 22(4):658–675.

Lim, C. S., Mamat, R., and Braunl, T. (2011). Impact of Ambulance Dispatch Policies on Performance of Emergency Medical Services. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 12(2):624–632.

Liu, Y., Yuan, Y., Li, Y., and Pang, H. (2013). A Chance Constrained Programming Model for Reliable Emergency Vehicles Relocation Problem. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 96:671–682.

Long, K. M., McDermott, F., and Meadows, G. N. (2020). Factors affecting the implementation of simulation modelling in healthcare: A longitudinal case study evaluation. *Journal of the Operational Research Society*, 71(12):1927–1939.

Majzoubi, F., Bai, L., and Heragu, S. S. (2012). An optimization approach for dispatching and relocating ems vehicles. *IIE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 2(3):211–223.

Maleki, M., Majlesinasab, N., and Sepehri, M. M. (2014). Two new models for redeployment of ambulances. *Computers & Industrial Engineering*, 78:271–284.

Martin, R. J., Mousavi, R., and Saydam, C. (2021). Predicting emergency medical service call demand: A modern spatiotemporal machine learning approach. *Operations Research for Health Care*, 28:100285.

Marzolf, F., Trépanier, M., and Langevin, A. (2006). Road network monitoring: algorithms and a case study. *Computers & Operations Research*, 33(12):3494–3507.

Mason, A. J. (2013). Simulation and real-time optimised relocation for improving ambulance operations. In *Handbook of Healthcare Operations Management*, pages 289–317. Springer.

Maxwell, M., Restrepo, M., Henderson, S., and Topaloglu, H. (2010). Approximate Dynamic Programming for Ambulance Redeployment. *INFORMS Journal on Computing*, 22:266–281.

Maxwell, M. S., Henderson, S. G., and Topaloglu, H. (2009). Ambulance redeployment: An approximate dynamic programming approach. In *Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 1850–1860.

Maxwell, M. S., Henderson, S. G., and Topaloglu, H. (2013). Tuning approximate dynamic programming policies for ambulance redeployment via direct search. *Stochastic Systems*, 3(2):322–361.

Maxwell, M. S., Ni, E. C., Tong, C., Henderson, S. G., Topaloglu, H., and Hunter, S. R. (2014). A bound on the performance of an optimal ambulance redeployment policy. *Operations Research*, 62(5):1014–1027.

Mielczarek, B. (2013). Estimating future demand for hospital emergency services at the regional level. In *2013 Winter Simulations Conference (WSC)*, pages 2386–2397.

Minas, J. P., Simpson, N., and Tacheva, Z. (2020). Modeling emergency response operations: a theory building survey. *Computers & Operations Research*, 119:104921.

Moeini, M., Jemai, Z., and Sahin, E. (2015). Location and relocation problems in the context of the emergency medical service systems: a case study. *Central European Journal of Operations Research*, 23(3):641–658.

Mouhcine, E., Karouani, Y., Mansouri, K., and Mohamed, Y. (2018). Toward a distributed strategy for emergency ambulance routing problem. In *2018 4th International Conference on Optimization and Applications (ICOA)*, pages 1–4. IEEE.

Nair, R. and Miller-Hooks, E. (2009). Evaluation of relocation strategies for emergency medical service vehicles. *Transportation Research Record*, 2137(1):63–73.

Naoum-Sawaya, J. and Elhedhli, S. (2013). A stochastic optimization model for real-time ambulance redeployment. *Computers & Operations Research*, 40(8):1972–1978.

Nasrollahzadeh, A. A., Khademi, A., and Mayorga, M. E. (2018). Real-Time Ambulance Dispatching and Relocation. *Manufacturing & Service Operations Management*, 20(3):467–480.

Neira-Rodado, D., Escobar-Velasquez, J. W., and McClean, S. (2022). Ambulances Deployment Problems: Categorization, Evolution and Dynamic Problems Review. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(2):109.

Nordin, N. A. M., Zaharudin, Z. A., Maasar, M. A., and Nordin, N. A. (2012). Finding shortest path of the ambulance routing: Interface of A* algorithm using C# programming. In *2012 IEEE Symposium on Humanities, Science and Engineering Research*, pages 1569–1573. IEEE.

Olave-Rojas, D. and Nickel, S. (2021). Modeling a pre-hospital emergency medical service using hybrid simulation and a machine learning approach. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 109:102302.

Openrouteservice. https://openrouteservice.org/; 2025 [visitado Febrero 25].

Park, S. H., Lee, Y. H., et al. (2019). Two-tiered ambulance dispatch and redeployment considering patient severity classification errors. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019.

Paz Roa, J. C., Escobar, J. W., and Marín Moreno, C. A. (2020). An online real-time matheuristic algorithm for dispatch and relocation of ambulances. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11:443–468.

Peleg, K. and Pliskin, J. S. (2004). A Geographic Information System Simulation Model of EMS: Reducing Ambulance Response Time. *American Journal of Emergency Medicine*, 22(3):164–170.

Peña, D. (2014). *Fundamentos de estadística*. Alianza editorial.

Peng, C., Delage, E., and Li, J. (2020). Probabilistic envelope constrained multiperiod stochastic emergency medical services location model and decomposition scheme. *Transportation Science*, 54(6):1471–1494.

Pinto, L., Silva, P., and Young, T. (2015). A generic method to develop simulation models for ambulance systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 51:170–183.

Pomykała, A. and Engelhardt, J. (2023). Concepts of construction of high-speed rail in poland in context to the european high-speed rail networks. *Socio-Economic Planning Sciences*, 85:101421.

Rajagopalan, H. K., Saydam, C., and Xiao, J. (2008). A multiperiod set covering location model for dynamic redeployment of ambulances. *Computers & Operations Research*, 35(3):814–826.

Reis, D., Melo, A., Coelho, A. L., and Furtado, V. (2006). Towards optimal police patrol routes with genetic algorithms. In *Intelligence and Security Informatics: IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics, ISI 2006, San Diego, CA, USA, May 23-24, 2006. Proceedings 4*, pages 485–491. Springer.

Repede, J. F. and Bernardo, J. J. (1994). Developing and validating a decision support system for locating emergency medical vehicles in Louisville, Kentucky. *European Journal of Operational Research*, 75(3):567–581.

Reuter, M. and Michalk, W. (2012). Towards the Dynamic Relocation of Ambulances in Germany: The Risk of Being Too Late. In *2012 Annual SRII Global Conference*, pages 642–649.

Reuter-Oppermann, M., van den Berg, P. L., and Vile, J. L. (2017). Logistics for Emergency Medical Service systems. *Health Systems*, 6(3):187–208.

Ridler, S., Mason, A. J., and Raith, A. (2022). A simulation and optimisation package for emergency medical services. *European Journal of Operational Research*, 298(3):1101–1113.

Rottkamp, L., Strauß, N., and Schubert, M. (2023). DEAR: Dynamic Electric Ambulance Redeployment. In *Proceedings of the 18th International Symposium on Spatial and Temporal Data*, pages 11–20.

SAN. Conselleria de Sanitat. https://www.san.gva.es/es/web/portal-estadistico; 2021 [visitado Julio 21].

Sasaki, S., Comber, A. J., Suzuki, H., and Brunsdon, C. (2010). Using genetic algorithms to optimise current and future health planning - the example of ambulance locations. *International Journal of Health Geographics*, 9(1):4.

Saydam, C., Rajagopalan, H. K., Sharer, E., and Lawrimore-Belanger, K. (2013). The dynamic redeployment coverage location model. *Health Systems*, 2(2):103–119.

Schmid, V. (2012). Solving the dynamic ambulance relocation and dispatching problem using approximate dynamic programming. *European Journal of Operational Research*, 219(3):611–621.

Schmid, V. and Doerner, K. F. (2010). Ambulance location and relocation problems with time-dependent travel times. *European Journal of Operational Research*, 207(3):1293–1303.

Schneeberger, K., Doerner, K. F., Kurz, A., and Schilde, M. (2016). Ambulance location and relocation models in a crisis. *Central European Journal of Operations Research*, 24:1–27.

Scikit. https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html; 2024 [visitado Julio 24].

SEScv. Servicio de Emergencias Sanitarias de la Comunitat Valenciana. https://ses.san.gva.es/es/inici; 2025 [visitado Marzo 25].

Setzler, H., Saydam, C., and Park, S. (2009). EMS call volume predictions: A comparative study. *Computers & Operations Research*, 36(6):1843–1851.

Shiri, D., Akbari, V., and Tozan, H. (2023). Online optimisation for ambulance routing in disaster response with partial or no information on victim conditions. *Computers & Operations Research*, page 106314.

Steins, K., Matinrad, N., and Granberg, T. (2019). Forecasting the demand for emergency medical services. In *Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences*.

Sudtachat, K., Mayorga, M., Chanta, S., and Albert, L. (2020). Joint relocation and districting using a nested compliance model for EMS systems. *Computers & Industrial Engineering*, 142:106327.

Sudtachat, K., Mayorga, M. E., and Mclay, L. A. (2016). A nested-compliance table policy for emergency medical service systems under relocation. *Omega*, 58:154–168.

Takamiya, M. and Watanabe, T. (2011). Planning high responsive police patrol routes with frequency constraints. In *Proceedings of the 5th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, pages 1–8.

Talarico, L., Meisel, F., and Sörensen, K. (2015). Ambulance routing for disaster response with patient groups. *Computers & Operations Research*, 56:120–133.

Thabet, M., Messaadia, M., and Al-Khalifa, A. K. (2023). Police Patrol Routes Optimization: A Literature Review. In *2023 International Conference On Cyber Management And Engineering (CyMaEn)*, pages 66–70. IEEE.

Tlili, T., Harzi, M., and Krichen, S. (2017). Swarm-based approach for solving the ambulance routing problem. *Procedia Computer Science*, 112:350–357.

UK. https://www.gov.uk/government/publications/supplements-to-the-nhs-constitution-for-england/the-handbook-to-the-nhs-constitution-for-england; 2021 [visitado Julio 21].

van Barneveld, T. (2016). The Minimum Expected Penalty Relocation Problem for the Computation of Compliance Tables for Ambulance Vehicles. *INFORMS Journal on Computing*, 28:370–384.

van Barneveld, T., Jagtenberg, C., Bhulai, S., and van der Mei, R. D. (2018). Real-time ambulance relocation: Assessing real-time redeployment strategies for ambulance relocation. *Socio-Economic Planning Sciences*, 62:129–142.

van Barneveld, T., van der Mei, R. D., and Bhulai, S. (2017a). Compliance tables for an EMS system with two types of medical response units. *Computers & Operations Research*, 80:68–81.

van Barneveld, T. C., Bhulai, S., and van der Mei, R. D. (2016). The effect of ambulance relocations on the performance of ambulance service providers. *European Journal of Operational Research*, 252:257–269.

van Barneveld, T. C., Bhulai, S., and van der Mei, R. D. (2017b). A dynamic ambulance management model for rural areas. *Health Care Management Science*, 20(2):165–186.

Van Buuren, M., Jagtenberg, C., Van Barneveld, T., Van Der Mei, R., and Bhulai, S. (2018). Ambulance dispatch center pilots proactive relocation policies to enhance effectiveness. *Interfaces*, 48(3):235–246.

van Buuren, M., Kommer, G. J., van der Mei, R., and Bhulai, S. (2017). Ems call center models with and without function differentiation: A comparison. *Operations Research for Health Care*, 12:16–28.

van Buuren, M., van der Mei, R., Aardal, K., and Post, H. (2012). Evaluating dynamic dispatch strategies for emergency medical services: TIFAR simulation tool. In *Proceedings of the 2012 Winter Simulation Conference (WSC)*, pages 1–12. IEEE.

van den Berg, P. L. and Aardal, K. (2015). Time-dependent MEXCLP with start-up and relocation cost. *European Journal of Operational Research*, 242(2):383–389.

Vansteenwegen, P. and Gunawan, A. (2019). Orienteering problems. *EURO Advanced Tutorials on Operational Research*, 1.

Vecina, M. Á., Moreno, J. C., Karpova, Y., Alberola, J. M., Sánchez-Anguix, V., Villa, F., and Vallada, E. (2022). A Decision Support Tool for the Static Allocation of Emergency Vehicles to Stations. In *Hybrid Artificial Intelligent Systems: 17th International Conference, HAIS 2022, Salamanca, Spain, September 5–7, 2022, Proceedings*, pages 141–152. Springer.

Vecina García, M. Á., Villa Juliá, M. F., Vallada Regalado, E., and Karpova Krylova, Y. (2022). A mixed integer linear program for a real relocation problem of emergency medical vehicles in the province of Valencia. *Journal of Applied Research in Technology & Engineering*, 3(2):85–92.

Watanabe, T. and Takamiya, M. (2014). Police patrol routing on network voronoi diagram. In *Proceedings of the 8th International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication*, pages 1–8.

Widuch, J. (2020). Current and emerging formulations and models of real-life rich vehicle routing problems. In *Smart Delivery Systems*, pages 1–35. Elsevier.

WorldPop. https://www.worldpop.org/methods/populations/; 2021 [visitado Julio 21].

Yang, W., Su, Q., Huang, S. H., Wang, Q., Zhu, Y., and Zhou, M. (2019). Simulation modeling and optimization for ambulance allocation considering spatiotemporal stochastic demand. *Journal of Management Science and Engineering*, 4(4):252–265.

Yavari, M., Maihami, R., and Esmaeili, M. (2022). Ambulance dispatching and relocation problem considering overcrowding of emergency departments. *IISE Transactions on Healthcare Systems Engineering*, 12(4):263–274.

Yoon, S. and Albert, L. A. (2020). A dynamic ambulance routing model with multiple response. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 133:101807.

Yue, Y., Marla, L., and Krishnan, R. (2012). An efficient simulation-based approach to ambulance fleet allocation and dynamic redeployment. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 26, pages 398–405.

Zhang, R. and Zeng, B. (2018). Ambulance deployment with relocation through robust optimization. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 16(1):138–147.

Zhen, L., Wang, K., Hu, H., and Chang, D. (2014). A simulation optimization framework for ambulance deployment and relocation problems. *Computers & Industrial Engineering*, 72:12–23.

Zhou, Z., Matteson, D. S., Woodard, D. B., Henderson, S. G., and Micheas, A. C. (2015). A spatio-temporal point process model for ambulance demand. *Journal of the American Statistical Association*, 110(509):6–15.