







# Universidad de Alcalá

Departamento de Geografía, Geología y Medio Ambiente

Programa de doctorado en TIG

## **ANÁLISIS ESPACIO-TEMPORAL DE PLAGAS URBANAS**

Memoria presentada por Ibon Tamayo Uria para optar al Grado  
de Doctor Internacional en Geografía  
por la Universidad de Alcalá

Bajo la dirección de:

Francisco Javier Escobar Martínez  
Profesor Titular  
Departamento de Geografía, Geología y  
Medio Ambiente  
Universidad de Alcalá

Jorge Mateu Mahiques  
Catedrático de Universidad  
Departamento de Matemáticas  
Universidad Jaume I

TESIS DOCTORAL INTERNACIONAL

Alcalá de Henares, noviembre de 2013



*Hegoak ebaki banizkio neria izango zen,  
ez zuen alde egingo.  
Baina horrela ez zen gehiago txoria izango,  
eta nik txoria nuen maite.*

*A Laura y Haizea*



## *Agradecimientos*

Muchas personas habéis contribuido para que este trabajo saliese adelante y quiero agradeceréoslo a cada uno de vosotros:

A Francisco Javier Escobar y Jorge Mateu, mis directores de tesis, os debo una parte importantísima de este trabajo. A pesar de vuestras muchas tareas, siempre habéis encontrado tiempo para atenderme, y gracias a vuestra ayuda, mis conocimientos sobre geografía, estadística y la investigación se han ampliado considerablemente. Ambos habéis sido un gran apoyo y me habéis hecho crecer en muchos sentidos.

A los coautores de los distintos capítulos tengo que agradecer vuestro esfuerzo, gracias al cual ha salido adelante este trabajo. Gracias José María Cámara por tu inagotable paciencia y ayuda, y especialmente gracias Lapo Mughini Gras por tu personalidad altruista, por saber guiarme y por demostrarme lo que es ser un buen compañero.

Gracias también a todos los que me habéis acogido en el extranjero, sobre todo gracias Rebeca Ramis por hacerme sentirme como en casa y por tu amistad. Gracias Peter Diggle por tu paciencia, clases magistrales y tu gran humildad la cual he tenido la suerte de conocer en mi estancia de Lancaster. Thank you Peter for your patience, master classes and great humbleness, which I had the good fortune to meet in my stay in Lancaster.

Tengo que agradecer también al Ayuntamiento de Madrid, a la UTCV, a AEMET y al INE por proporcionar los datos necesarios para realizar este estudio.

Además de las mencionadas, otras personas también habéis aportado vuestro granito de arena: Oihane Cabezas, Marcela Ontivero, Gotzon Beloki, Manu G. Howlet, Clara Calvo, María García Flecha, Eva Mejía, Stephen Burgen, Ángel Blázquez, Sujeili Álvarez, Irene Iglesias, Iker Rodriguez, Larraitz Garmendia, Imanol Mozo, Nerea Etxezarreta, Pablo Juan y todos los encuestados de la UTCV. Todos me habéis ayudado y aguantado de una u otra manera y a todos os estoy muy agradecido.

A todos bihotz-bihotzez eskerrik asko.

Esta tesis está dedicada a vosotros, mi familia. Zuri aita, por ser compañero de viaje en el mundo de la investigación y un gran apoyo. Zuri ama, por tu cariño y apoyo. A ambos quiero agradecer el esfuerzo que habéis realizado para que yo haya podido llegar hoy hasta aquí. Muchas gracias también al resto de mi familia por haber estado siempre ahí: Iñigo, Edurne y Venus.

Pero sobre todo quiero agradecerte y dedicarte este trabajo, a ti Laura. Eres la persona que más ha sufrido esta tesis, y que más me ha tenido que soportar durante estos años. Gracias por haber soportado tantos viajes y ausencias, y por el esfuerzo que has hecho para adaptarte. Gracias por quererme, y por haberme apoyado en todo momento. Bihotzez Maite zaitut.



# Índice

<b>Capítulo 1 .....</b>	<b>21</b>
<b>Introducción .....</b>	<b>21</b>
1.1. Introducción .....	23
1.2. Aspectos generales de la biología de la rata común ( <i>Rattus norvegicus</i> ) .....	26
1.3. Aspectos espaciales.....	29
1.4. Hipótesis y objetivos.....	45
1.5. Metodología .....	47
1.6. Estructura de la tesis .....	55
<b>Capítulo 2 .....</b>	<b>59</b>
<b>Gestión municipal de plagas urbanas; el caso de Madrid (UTCV) .....</b>	<b>59</b>
2.1. Introducción .....	61
2.2. La UTCV (Unidad Técnica de Control de Vectores) .....	63
2.3. Recursos humanos .....	63
2.4. Recursos materiales .....	64
2.5. Gestión de incidencias comunicadas (Avisos).....	65
2.6. Otras funciones .....	69
2.7. Lecciones aprendidas .....	71
2.8. Conclusiones .....	72
<b>Capítulo 3 .....</b>	<b>73</b>
<b>Identificación y cartografiado de los factores de riesgo en la proliferación de rata de alcantarilla (<i>Rattus norvegicus</i>) en medio urbano .....</b>	<b>73</b>
3.1. Introducción .....	75
3.2. Metodología .....	76
3.3. Resultados .....	79
3.4. Discusión .....	83
3.5. Conclusiones .....	87

<b>Capítulo 4</b> .....	<b>89</b>
<b>Temporal distribution and weather correlates of Norway rat (<i>Rattus norvegicus</i>) infestations in the city of Madrid, Spain.</b> .....	<b>89</b>
4.1. Introduction.....	91
4.2. Materials and methods .....	93
4.3. Results.....	95
4.4. Discussion.....	98
4.5. Conclusions.....	100
<b>Capítulo 5</b> .....	<b>103</b>
<b>Risk factors and spatial distribution of urban rat infestations</b> .....	<b>103</b>
5.1. Introduction.....	105
5.2. Methods .....	107
5.3. Statistical analysis.....	110
5.4. Results.....	111
5.5. Discussion.....	115
<b>Capítulo 6</b> .....	<b>121</b>
<b>Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution of rat infestations in urban areas</b> .....	<b>121</b>
6.1. Introduction.....	123
6.2. Dataset description.....	126
6.3. Statistical and model formulation .....	128
6.4. Estimation .....	131
6.5. Conclusions and discussion .....	143
<b>Capítulo 7</b> .....	<b>145</b>
<b>Conclusiones</b> .....	<b>145</b>
7.1. Conclusiones .....	147
7.2. Futuras líneas de investigación .....	153
7.1. Conclusions.....	155
7.2. Future research.....	159
<b>Bibliografía</b> .....	<b>161</b>

# Abreviaturas

<b>AEMET</b>	Agencia Estatal de Meteorología
<b>AIC</b>	Akaike Information Criterion
<b>CI</b>	Confidence Intervals
<b>CSR</b>	Complete Spatial Randomness
<b>EBIRM</b>	Ecologically Based Integrated Rodent Management
<b>GAM</b>	Generalized Additive Model
<b>GIP</b>	Gestión Integral de Plagas
<b>GIS</b>	Geographic Information System
<b>GLM</b>	Generalized Linear Model
<b>HAC</b>	Heteroskedasticity and autocorrelation-consistent
<b>INE</b>	Instituto Nacional de Estadística
<b>KML</b>	Keyhole Markup Language
<b>LIDAR</b>	Light Detection and Ranging or
<b>ST</b>	Spatio-Temporal
<b>STIK</b>	Space-Time Inhomogeneous K-function
<b>TIC</b>	Tecnologías de la Información y la Comunicación
<b>TIG</b>	Tecnologías de Información Geográfica
<b>TUVC</b>	Technical Unit for Vector Control
<b>UTCV</b>	Unidad Técnica de Control de Vectores
<b>UTM</b>	Universal Transversal Mercator
<b>XML</b>	Extensible Markup Language



## Lista de figuras

Figura 1.1. Localización de la zona de estudio .....	25
Figura 1.2. <i>Rattus norvegicus</i> .....	27
Figura 1.3. Representación de la K-función .....	41
Figura 1.4. Representaciones espacio-temporales .....	43
Figura 1.5. Representación de <i>clustering</i> e interacción .....	44
Figura 1.6. Gráficos acumulados .....	44
Figura 1.7. Esquema general del proyecto .....	47
Figura 1.8. Procedimiento del modelo espacial .....	53
Figura 1.9. Instantaneas de los avistamientos .....	54
Figura 1.10. Estructura de la tesis .....	58
Figura 2.1. Organigrama de la UTCV.....	64
Figura 2.2. Esquema de captación de avisos y Formulario de recogida.....	69
Figura 3.1. Mapas de densidades de cada factor .....	81
Figura 3.2. Mapa de exposición final.....	83
Figura 4.1. Geographic localization of the city of Madrid.....	93
Figura 4.2. Notional components of the temporal distribution.....	96
Figura 4.3. Observed and estimated series.....	98
Figura 5.1. Risk maps of rat infestation.....	113
Figura 5.2. Risk maps of Madrid in 3 periods .....	114
Figura 5.3. Risk maps of Latina in 3 periods .....	114
Figura 6.1. Sequence of cases .....	125
Figura 6.2. Localization of cases and factors.....	126
Figura 6.3. Predicted and estimated intensity.....	133

Figura 6.4. Observerd and estimated series.....	135
Figura 6.5. Empiric and simulated cluster/interaction .....	137
Figura 6.6. Empirical images of cluster and interaction .....	139
Figura 6.7. Parametric bootstrap assesment .....	143

## **Lista de tablas**

Tabla 1.1. Características generales de Madrid y Latina.....	26
Tabla 1.2. Resumen de datos y análisis .....	32
Tabla 1.3. Resumen de las fuentes de datos .....	48
Tabla 1.4. Resumen de información y métodos .....	48
Tabla 1.5. Resumen de métodos utilizados.....	50
Tabla 1.6. Publicaciones .....	57
Tabla 3.1. Factores potenciales que facilitan la proliferación de ratas.....	82
Tabla 4.1. Exponentiated coefficients obtained by the GLM .....	97
Tabla 5.1. Environmental variables tested .....	110
Tabla 5.2. Coefficients from the two GAMs .....	112
Tabla 6.1. Environmental variables .....	128
Tabla 6.2. Coefficients of the spatial model .....	132
Tabla 6.3. Coefficients of the temporal model .....	134
Tabla 6.4. p-values of cluster and interaction .....	138
Tabla 6.5. Results for model M1 and M2 .....	142

# Resumen

## *Introducción*

Las **plagas urbanas** son un problema ambiental, sanitario y económico. Su control resulta imprescindible para un mantenimiento saludable del medio ambiente urbano. Para su regulación, existen diferentes métodos de control, unos de tipo reactivo y otros de tipo preventivo; mientras que en el primer caso se actúa una vez que se haya producido el daño, en el segundo caso se enfatizan la prevención y la vigilancia continua, lo que facilita un diagnóstico precoz.

Para que se pueda llevar a cabo un eficiente **control preventivo** es necesario conocer en profundidad la ecología y biología de los animales susceptibles de devenir en plaga y analizar los factores ambientales que intervienen. En relación con este aspecto, esta tesis se ha planteado como **objetivo principal** *desarrollar una metodología espacio-temporal integral orientada al análisis de plagas para proporcionar información sobre el riesgo de infestación al gestor de plagas y de medio ambiente urbano.*

## *Metodología*

Para cumplir con dicho objetivo se ha llevado a cabo un **caso estudio** en la ciudad de Madrid con 10.956 avistamientos de **ratas** acaecidos entre los años 2002 y 2008. Previo a los análisis de datos se ha realizado una sesión de *brainstorming* y encuestas a los profesionales que trabajan controlando las plagas de Madrid. Con la información recopilada en estas actividades se ha obtenido una lista de factores que pueden facilitar la aparición de ratas en Madrid.

Para **caracterizar el riesgo de plaga**, se han llevado a cabo diferentes análisis. Mediante la aplicación de modelos **GAM** se han identificado los *hot-spots* de la ciudad y se han definido los pesos de los factores más influyentes. Por otro lado, mediante el uso de modelos **GLM** se han descrito las tendencias temporales de los avistamientos (tomando como unidad la cantidad de avisos diarios) y se han ponderado los factores tempo-dependientes.

Para completar el estudio y debido a que las dinámicas espacial y temporal no actúan por separado (sino que interactúan conjuntamente), se ha llevado a cabo un análisis **espacio-temporal** mediante tres enfoques diferentes: en primer lugar se han

representado los modelos espaciales en 3 momentos (en **mapas**) para analizar la tendencia temporal e intensidad de los *hot-spots*; se ha estimado la K-función inhomogénea para estimar el nivel de clusterización espacio-temporal; y por último se ha creado un modelo “mecanístico” que describe la aparición de ratas espacio-temporalmente.

La recopilación, el tratamiento y análisis de datos junto a la creación de los mapas se ha llevado a cabo mediante los **GIS** y los **modelos estadísticos** se han creado en **R**.

### *Resultados*

Según el estudio realizado, los factores ambientales más influyentes en la aparición de ratas de Madrid, de mayor a menor importancia, son: la antigüedad de los edificios, la distancia al mercado más próximo, la distancia a la zona verde más próxima, la densidad de población, la distancia al punto de suministro de agua más próximo, la distancia al punto de alimentación de gatos más cercano y el tamaño de la zona verde más próxima. Por otro lado los factores tempo-dependientes más importantes han sido el día de la semana que se realiza el registro del avistamiento y algunos factores meteorológicos, entre ellos, la temperatura y la humedad relativa (con relación proporcional con respecto al número de avisos) y la precipitación (inversamente proporcional).

Según el resultado de la K-función inhomogénea, los avistamientos tienden a producirse en forma de cluster, espacialmente en un radio de 270 metros y perduran durante 10 días. Por último, el modelo *mecanístico* ha permitido simular la aparición de ratas espacio-temporalmente.

### *Conclusiones*

Toda la información recopilada permite localizar y caracterizar el riesgo de plaga y dichos resultados permiten ayudar a los gestores de plagas y del medio ambiente urbano en la toma de decisiones en temas de salud pública y ambiental.

El análisis visual de los *hot-spots* ayuda a definir los lugares más propicios para sufrir plagas de ratas y la tendencia temporal muestra que los *hot-spots* se mantienen en el tiempo pero a su vez se aprecia una disminución de los casos. La ponderación de los



factores mediante los modelos (GAM y GLM) ayudan a conocer la importancia de cada uno y a enfocar los esfuerzos.

El estudio demuestra que las sinergias de dos disciplinas como los **GIS** y la estadística pueden ayudar a crear información valiosa para otra disciplina como es el estudio y gestión de las plagas, y que se puede conseguir información muy valiosa desde un punto de vista espacio-temporal.

# **Abstract**

## *Introduction*

Urban pests pose significant hazards for public health and the environment, causing considerable economic losses and extra workload for municipal services. Effective control of urban pests is crucial to preserve urban ecosystem health. There are two main approaches to pest control, one is reactive and the other one is proactive. Reactive measures take place to control an established pest problem, whereas proactive measures focus on preventing pest problems from occurring, as well as on early warning.

For the purposes of prevention, it is essential to understand the underlying ecological dynamics of pest-environment systems in urban areas, for which analytical models are scarce. With a focus on urban rats in the city of Madrid, Spain, the present thesis aims at bridging this gap by modelling urban rat infestations over space and time, providing tools and relevant information to enhance future urban pest control initiatives.

## *Methodology*

A list of putative environmental factors that could favour rat infestations in urban areas was provided through semi-structured surveys and brainstorming sessions with a sample of municipal pest control professionals of Madrid. This information formed the basis for subsequent quantitative analyses conducted to determine and characterize the risk of urban rat infestations over space and time. A total of 10,956 rat sightings reported in the city of Madrid between 2002 and 2008 was analyzed using: 1) GAM models to identify the city hot spots of rat activity and the associated environmental risk factors; 2) GLM models to identify temporal patterns of rat sightings and the associated weather correlates. As spatial and temporal dynamics do work together, combined space-time analyses were also conducted using three different approaches: 1) time-split spatial models to examine the temporal trends (intensity and localization) of rat hot spots; 2) the inhomogeneous K-function to explore space-time clustering of rat infestations; and 3) mechanistic modelling of rat sightings in time and space.

## *Results*

Several environmental risk factors of urban rat infestation were identified, these were the age of building, the distance to the nearest market, to the nearest green area, to the

nearest water source and to the nearest cat feeding station, human density and the size of the nearest green area. Significant weather correlates of urban rat infestation were temperature and relative humidity (positively correlated) and precipitation (negatively correlated).

According to the inhomogeneous K-function analysis, rat sightings tend to occur in clusters with 270 meter radius and to last for 10 days. The mechanistic model simulated rats sightings in space and time.

### *Conclusions*

Environmental risk factors, weather correlates and hot spots of rat infestations in space and time were identified, providing relevant information for targeting environmental health messages and control efforts more effectively. The combined application of GIS and statistical modeling proved useful in supporting and generating hypotheses about spatiotemporal dynamics of urban pests.



# **Capítulo 1**

## **Introducción**



### 1.1. Introducción

A lo largo de la historia, los humanos han transformado progresivamente el medio ambiente y los ecosistemas naturales en favor de sus propias necesidades y conveniencias. Poco a poco se ha llegado a masificar la población humana en núcleos residenciales con una creciente densidad que ejerce influencias directas e indirectas sobre el entorno. Este hecho influye sobre la dinámica de la población de las especies animales sinantrópicas, es decir, aquellas que viven próximas al ser humano. Estos animales aprovechan la disponibilidad de alimento, cobijo y protección ante potenciales depredadores naturales y condiciones microclimáticas estables de las áreas urbanas para su reproducción y supervivencia (Moreno *et al.*, 2007). Existen otros comportamientos humanos que también generan problemas asociados a animales, como son el vertido irresponsable de basuras, los transportes internacionales y el cambio climático (Bonnefoy *et al.*, 2008).

Una de las principales consecuencias negativas de esta situación es la aparición de plagas urbanas, es decir, la superpoblación de algunas especies sinantrópicas hasta un nivel no tolerable por los seres humanos (Bonnefoy *et al.*, 2008). Ejemplos de especies problemáticas en el entorno urbano son las cucarachas (*Blatta orientalis*, *Blattella germanica* o *Periplaneta americana*) que pueden causar alergias y desencadenar ataques de asma (Platts-Mills *et al.*, 1997; Eggleston, 2001) además de ser portadoras de microorganismos patógenos transmisibles a los seres humanos (Brenner, 1995); diferentes especies de aves de las cuales destacan las palomas (*Columba livia*) que producen daños en la vegetación, monumentos y edificios mediante sus excrementos y nidos, además de transportar patógenos peligrosos para la salud humana (Bonnefoy *et al.*, 2008); y otros animales, entre los que se encuentran las ratas (*Rattus norvegicus*)(objetivo principal de esta tesis).

La importancia de cada plaga varía en función del entorno local pero una de las más frecuentes en el medio ambiente urbano es la producida por las ratas. Estos roedores poseen una especial flexibilidad biológica, capacidad de adaptación y supervivencia en situaciones extremas (Bajomi *et al.*, 1996), pueden ser vectores de patógenos y pueden causar daños a infraestructuras con las correspondientes pérdidas económicas (Battersby *et al.*, 2002; Bonnefoy *et al.*, 2008). Entre las enfermedades que pueden ser transmitidas

## 1. Introducción

---

por las ratas destacan el Tifus murino, la peste bubónica, la salmonelosis, la leptospirosis, la triquinosis, la fiebre por mordedura de rata, las rickettsiosis, la viruela, la fiebre manchada, la criptosporidiosis, la infección de Hantavirus, la fiebre hemorrágica viral y las infecciones por *Streptococcus pneumoniae* (Nowak *et al.*, 1999; Dennis, 1998; Padovan, 2004).

Tradicionalmente el control de plagas se realizaba solo mediante la aplicación de productos plaguicidas que a veces conseguían controlar el problema aunque por otro lado, acarreaban riesgos adicionales y contaminación potencial para el medio ambiente. Debido a ello, se han desarrollado métodos que enfatizan tanto la prevención como la vigilancia continua, y existe un consenso técnico general sobre el valor de la integración de las medidas de lucha anti plagas (Control Integrado de Plagas) como estrategia general de prevención y de lucha frente a estas, que consiste en el uso equilibrado de todos los métodos de control disponibles, dejando los plaguicidas químicos como última alternativa (Frutos, 1994, Colvin *et al.*, 1999; Langton *et al.*, 2001; Moreno *et al.*, 2007).

Como paso previo a un eficiente control, resulta necesario conocer en profundidad la biología y ecología urbana de los animales susceptibles de devenir en plagas y analizar detalladamente los factores ambientales que intervienen en este proceso (Moreno *et al.*, 2007; Bonnefoy *et al.*, 2008). En este contexto es donde esta tesis quiere realizar su aportación. Desde una perspectiva multidisciplinar donde los GIS<sup>1</sup> y la estadística se aplican para analizar la problemática de plagas, esta investigación tiene como objetivo realizar análisis espacio-temporales (ST) para estimar el riesgo de plaga urbana y

---

<sup>1</sup> Los Sistemas de Información Geográfica pueden ser definidos como un conjunto de herramientas informáticas para la captura, integración, análisis y representación de información geo-referenciada, es decir, de información cuya componente fundamental reside en la localización donde se encuentra (Cauvin *et al.*, 2010). Para hacer referencia a los Sistemas de Información Geográfica, en castellano, algunos autores utilizan el acrónimo GIS (por el origen inglés *Geographic Information Systems*) mientras que otros utilizan el SIG. Debido a que algunos artículos de este estudio han sido redactados en inglés creo conveniente utilizar el término GIS en todo el documento.



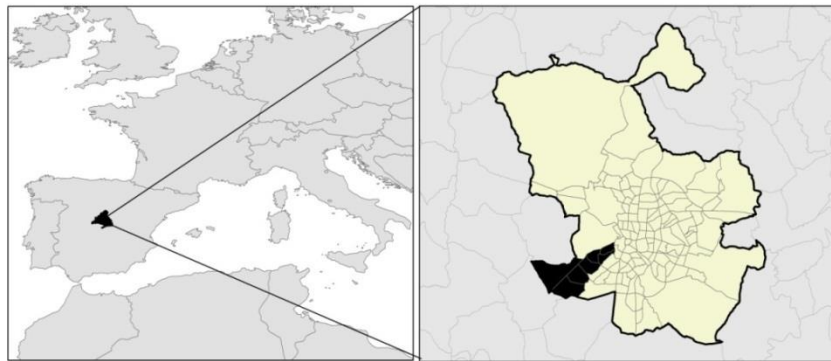
## 1. Introducción

---

generar información práctica que ayude tanto a los gestores de plagas como a los gestores del medio ambiente urbano en la toma de decisiones.

La metodología desarrollada en esta tesis es extensible a cualquier plaga, se puede adaptar a cualquier ciudad y se puede utilizar para analizar situaciones de diferentes orígenes, siempre y cuando existan datos disponibles.

En la presente investigación, buscando una trascendencia práctica de la metodología se ha realizado un caso-estudio, utilizando para su consecución los avistamientos de rata común (*Rattus norvegicus*) producidos entre 2002 y 2008 en la ciudad de Madrid y en un distrito de la misma ciudad llamado Latina (resumen de características en Tabla 1.1 y localización en Figura 1.1). Una de las razones fundamentales para que se haya elegido la ciudad de Madrid es la disponibilidad de datos y la existencia de abundante información tanto temática como espacial para modelar el fenómeno.



**Figura 1.1.** Localización de la zona de estudio. *Izquierda:* Localización de Madrid a nivel Europeo. *Derecha:* Representación de los barrios de Madrid, con el distrito de Latina en negro.

Aunque los avistamientos de ratas tienen sus limitaciones en la realización de censos de población murina, constituyen una información básica con un gran potencial que, correctamente analizada, permite aportar conocimiento aplicable a una mejor gestión de plagas (Bonney *et al.*, 2008).

## 1. Introducción

---

**Tabla 1.1.** Características generales de Madrid y el distrito Latina.

	Tipo	Superficie (km)	Población (millones)	Densidad (hab/km <sup>2</sup> )
Madrid	Ciudad	605	3,22	5300
Latina	Distrito	25	0,26	10400

### 1.2. Aspectos generales de la biología de la rata común (*Rattus norvegicus*)

Aunque la rata común<sup>2</sup> o rata de alcantarilla [*Rattus norvegicus* (Berkenhout, 1769)], roedor de la familia Muridae (Harkness, 1977), está presente en la actualidad en la práctica totalidad del mundo, se cree que procede del este de Asia, desde donde se propagó, llegando a Europa a principios del siglo XVIII. Posteriormente se extendió con gran rapidez, desplazando progresivamente a la rata originaria de Europa (la rata negra o *Rattus rattus*) (Mourier *et al.*, 1979).

La rata común, de aquí en adelante llamada simplemente “rata”, es un animal con cuerpo largo, baja densidad de pelo y cola escamosa (Figura 1.2). Su pelaje dorsal es grueso y varía de marrón a marrón-negro, mientras que el vientre es generalmente un color gris pálido o canela. Mide entre 315 y 460 mm de longitud. Los machos son generalmente más grandes que las hembras, y pesan entre 140 y 500 g (Aplin *et al.*, 2003; Bonnefoy *et al.*, 2008). Es capaz de construir extensos sistemas de madrigueras subterráneas, de túneles ramificados, con una o más salidas y numerosos espacios habilitados para el almacenamiento de alimentos y la reproducción (Nowak *et al.*, 1999; Bonnefoy *et al.*, 2008). Coloniza una notable variedad de hábitats, incluyendo campos, setos, bosques, vertederos de basura, alcantarillado, viviendas y casi cualquier lugar en donde puedan conseguir los recursos adecuados (Meyer *et al.*, 1995). Con frecuencia también se encuentra cerca del agua (Bonnefoy *et al.*, 2008).

Las ratas son omnívoros oportunistas y extremos; se alimentan de cualquier cosa que se pueda comer y debido a que están muy asociadas a los asentamientos humanos, consumen la basura urbana (Kingdon, 1974). También actúan como depredadores de otros animales (Meyer *et al.*, 1995).

---

<sup>2</sup> En muchas ciudades de España conviven la rata negra (*Rattus rattus*) y la rata común (*Rattus norvegicus*), pero según información del Ayuntamiento de Madrid en los últimos 20 años no ha habido ningún signo de la existencia de la rata negra. Por esta razón el referente de este estudio es la rata común.

## 1. Introducción

---

Con relación a la reproducción y ciclo de vida, son animales r-estrategas y en condiciones favorables pueden reproducirse a lo largo de todo el año; son extraordinariamente prolíficos. Un par de ratas junto con su descendencia puede engendrar aproximadamente mil individuos en el curso de un año (Mourier *et al.*, 1979).



**Figura 1.2.** *Rattus norvegicus*

Los principales factores que regulan el tamaño de una población son la disponibilidad de alimentos, de agua y de refugios, que cuando escasean les obliga a migrar (Twiggs, 1991). También entran en juego otros factores tales como la condición social dentro de una colonia y la exclusión de los machos inferiores (Calhoun, 1962). Mediante las muertes y nacimientos, las poblaciones alcanzan un equilibrio, hasta que llega un momento en que el hábitat o los alimentos escasean (Bonney *et al.*, 2008). Hay quien afirma que las poblaciones de ratas fluctúan a lo largo de 5 ó 10 años (Channon *et al.*, 2000; Swift, 2001), mientras que para otros las oscilaciones son caóticas (Hanski *et al.*, 1993). En todo caso, los factores de territorialidad y competencia intraespecie probablemente jueguen un papel muy importante en la dinámica de sus poblaciones.

## 1. Introducción

---

La depredación por otros animales afecta al comportamiento de las ratas (MacDonald *et al.*, 1995), pero no parece ser un elemento de control poblacional significativo en ambientes urbanos, donde estos depredadores no existen o se encuentran en número insuficiente. La causada por perros y gatos parece no tener ningún efecto apreciable en la densidad de la población en zonas urbanas, por lo que el control humano de roedores constituye el principal mecanismo por el cual las poblaciones murinas pueden mantenerse bajas (Bonney *et al.*, 2008).

La longevidad de las ratas en libertad resulta una cuestión difícil de evaluar. El dato de supervivencia máximo conocido en cautiverio es de 3 años, pero en su estado libre la esperanza de vida es inferior a 18 meses (Harkness, 1977; Meehan, 1984; Frutos, 1994). En todo caso, se trata de datos condicionados por las limitaciones y riesgos de los microecosistemas urbanos.

Pese a su notable capacidad de desplazamiento, las ratas no se desplazan a lugares distantes, especialmente en las zonas urbanas donde las calles actúan como barreras (Twiggs, 1991) y la disponibilidad de alimentos-refugios las “fideliza” al territorio. En zonas rurales se ha observado que las ratas pueden desplazarse hasta 3,3 km a una velocidad de 0,5 a 1,1 km/h en una noche (Taylor, 1978). Las colonias realizan sus desplazamientos en un área concreta y realizan salidas limitadas para buscar alimentos. Debido a ello, el diámetro de movimiento alrededor del cobijo varía entre 25 y 150-200 metros (Bonney *et al.*, 2008).

Se conocen algunos factores ambientales que se asocian a la infestación de plagas. Entre ellos se pueden citar, las zonas con problemas de basura, los jardines descuidados y los edificios abandonados/vacíos (Langton *et al.*, 2001; Murphy, 2002). La antigüedad de la vivienda y su nivel de conservación, serían factores también altamente influyentes (mayor infestación en las estructuras antiguas o en ruinas). Asimismo existen evidencias de la influencia de los desagües defectuosos y el envejecimiento de las infraestructuras del alcantarillado en las infestaciones (Langton *et al.*, 2001; Battersby, 2002). Las alcantarillas constituyen un hábitat urbano especialmente adecuado para las ratas, presenta microclimas favorables, con escasas fluctuaciones en las temperaturas mínimas, lo que permite una reproducción sostenida en el tiempo. Además, proporciona

## 1. Introducción

---

un flujo constante de alimentos (especialmente en escenarios de mala gestión de basuras y de limpieza viaria y de eliminación de residuos por los inodoros por parte de los ciudadanos). También aportan una excelente protección frente a especies potencialmente depredadoras. Por lo tanto, los sistemas de alcantarillado son cruciales para las colonias de ratas y se deben tener en cuenta a la hora de gestionar las plagas (Twiggs, 1991).

Resumiendo, se puede confirmar que por la flexibilidad biológica, capacidad de adaptación y por los problemas socio-sanitarios, ambientales y económicos que puede causar este animal, tiene potencial para convertirse en una plaga importante que sería aconsejable controlar. Sobre todo teniendo en cuenta el aumento de población y la concentración que se está dando en zonas urbanas a nivel mundial, y según los pronósticos irá en aumento.

### 1.3.Aspectos espaciales

Todo evento ambiental ocurre en un lugar concreto y está relacionado con los factores espaciales que lo provocan. Los GIS permiten desvelar estas relaciones espaciales que no resultan evidentes sobre el terreno y nos ayudan a encontrar las respuestas a problemas de ámbito espacial.

Las posibilidades que los GIS ofrecen a las disciplinas relacionadas con la salud ambiental, quedan reflejadas en su amplia aplicación desde hace décadas en diferentes campos científicos. Son ejemplo de ello: el uso dado en medicina para representar la distribución de las enfermedades (Lam *et al.*, 2011; Larrañaga *et al.*, 2012), en biología para realizar el seguimiento de aves (Arizaga *et al.*, 2013), así como para analizar el impacto del cambio climático (Patz *et al.*, 2005) y para realizar el análisis de problemáticas medioambientales (Aránjuez *et al.*, 2012), además de crear cartografía para todo tipo de aplicaciones. Asimismo, han sido muy utilizados en Salud Ambiental, tanto a nivel global, para hacer el seguimiento de la capa de Ozono (Zerefos *et al.*, 2012) como a nivel local para modelizar la concentración de los contaminantes en áreas urbanas (Vienneau *et al.*, 2009) o para caracterizar vulnerabilidades sociodemográficas (De las Cuevas *et al.*, 2009) o riesgos ambientales (Gómez Delgado *et al.*, 2006).

## 1. Introducción

---

Desde hace más de una década, los métodos GIS también se aplican en la investigación de las plagas urbanas. En el caso de Traweger *et al.*, (2005), por ejemplo, se modeló la distribución espacial de ratas para predecir futuros eventos y en Traweger *et al.*, (2006) se realizaron capturas para estimar la población de ratas en la ciudad de Salzburgo y caracterizar los hábitats; Sacchi *et al.*, (2008) utilizaron métodos de interpolación alimentados por métodos de captura para crear mapas de ausencia y presencia de ratas; Cavia *et al.*, (2009) analizaron la relación entre la población de ratas y la estructura del paisaje; De Masi, en Brasil, llevó a cabo una tesis doctoral (2009) sobre la infestación de los edificios y su relación con factores socioeconómicos y ambientales, difundiendo los resultados en forma de mapas; y por último, Patergnani *et al.*, (2010) determinaron los factores que pueden influir en el consumo de cebo. Por tanto podemos comprobar que la utilización de los GIS se está introduciendo en diferentes ámbitos, incluyendo la investigación sobre plagas. Pero por lo que se ha podido encontrar, hasta la fecha no existe una metodología integral que ayude a tener una noción completa del riesgo de plaga de una ciudad.

Debido a la importancia que han tenido los GIS en los trabajos mencionados y sobre todo en el presente estudio, creemos conveniente describir brevemente algunos de los conceptos más importantes utilizados en esta investigación. No es nuestra intención explicar al detalle los conceptos sino describirlos someramente para facilitar una mejor comprensión del trabajo, sobre todo, a las personas que no tengan una base de conocimiento espacial.

Los GIS se definen como sistemas compuestos por hardware, software, datos y personas que permiten capturar, almacenar, desplegar, cartografiar y analizar información geográfica y con ello ayudar a la toma de decisiones (Bosque Sendra, 1997). Algunos de los elementos destacados de esta definición que son de interés para este trabajo son los datos, los procesos y la visualización. Los **datos** constituyen la materia prima necesaria para el trabajo, y los que contienen la información geográfica vital para la propia existencia de los GIS. Los **procesos** son las actividades que se llevan a cabo para crear, editar o transformar los datos en nueva información útil para nuestros objetivos. Y la **visualización** hace referencia a los métodos relacionados con la representación de los datos. No hay que olvidar que estos conceptos son viables debido a que un software

ayuda a llevarlos a cabo, un hardware lo soporta y que por detrás de todo proceso hay personas encargadas de diseñar o explotarlos.

### *Los datos*

Los datos son la base fundamental para que el resto de componentes de los GIS cobren sentido y puedan ejercer su papel en el sistema. Por ello es fundamental conocer y comprender los datos a utilizar en cada proyecto. Dependiendo de su forma y propiedades se aplicarán diferentes procesos y se obtendrán diferentes resultados (Olaya, 2011).

En líneas generales, la información geográfica se puede dividir en dos componentes principales, cada una de las cuales tiene su implicación particular en los procesos posteriores de representación o análisis. La **componente espacial** hace referencia a la posición dentro de un sistema de referencia establecido. Esta componente es la que hace que la información pueda calificarse como geográfica, ya que sin ella no se tiene una localización, y por tanto el marco geográfico no existe. La componente espacial responde a la pregunta ¿dónde?

Por su parte, la **componente temática** responde a la pregunta ¿qué? y va invariablemente unida a la anterior. En la localización establecida por la componente espacial, tiene lugar algún proceso o aparece algún fenómeno dado. La naturaleza de dicho fenómeno y sus características particulares, quedan establecidas por la componente temática.

La componente espacial se representa mediante **capas** de información. Este concepto es muy importante ya que permite la utilización independiente de los elementos a estudiar y además permite combinarlos de la manera que se precise. Mientras que en un mapa clásico los ríos, las curvas de nivel y los edificios aparecen juntos, en los GIS cada uno de estos conceptos forma una capa, sin perder la posibilidad de unificarlos para crear un mapa.

La componente espacial de los datos puede ser representado digitalmente en los GIS a través de dos modelos de datos: vectorial y raster. En el modelo vectorial, la información del mundo real es representada por los puntos, líneas y polígonos que



## 1. Introducción

---

definen sus límites o fronteras, estableciendo un sistema de coordenadas (X,Y) para localizar cada objeto espacial en un mapa (Aronoff, 1989). En el modelo de datos raster el espacio está representado por un conjunto de unidades espaciales llamadas celdas o píxeles, las cuales representan unidades homogéneas de información espacial y éstas establecen su localización por un sistema de referenciación en filas y columnas (Gómez Delgado, 2005).

En esta tesis se ha trabajado con datos raster y vectoriales. Dentro de estos últimos se ha trabajado con puntos y polígonos. En la Tabla 1.2 se resumen los tipos de datos utilizados y los análisis empleados.

**Tabla 1.2.** Resumen de los tipos de datos y análisis espaciales que se han utilizado en la presente investigación. An: análisis, est: estadístico, ST: espacio-temporal.

	Unidad espacial	Análisis espacial	An. est. espacial	An. est. ST	Visualización
<b>Vector</b>	Puntos	Cálculo distancias Join de atributos Join espacial Buffers	Procesos puntuales	Clustering	Mapas y Gráficos
				Interacción	
			Modelos mecanísticos		
	Polígonos	Conteos Cálculo de áreas			
<b>Raster</b>	Píxel	Algebra			

### *Los procesos*

El análisis es una de las funcionalidades básicas de los GIS. En mayor o menor medida, los GIS siempre incorporan una serie de formulaciones que permiten la obtención de resultados mediante el análisis de los datos espaciales. Estas formulaciones representan procesos que pueden ser sumamente sencillos o enormemente complejos. Pueden ser muy variados, desde simples consultas o mediciones a elaborados modelos que empleen datos de variables muy numerosas y arrojen resultados complejos. Bien sea por la complejidad propia de los procesos o por el nivel de precisión al que se trabaja, existen varios procesos que mediante el uso de cartografía clásica y sin el apoyo de medios informatizados no pueden realizarse. Los GIS abren un campo de actuación en el que la



## 1. Introducción

---

práctica totalidad de ideas y formulaciones de análisis pueden plasmarse y aplicarse con carácter práctico (Olaya, 2011).

En la distribución de entidades en el espacio, la naturaleza de los objetos está dada por sus atributos, el paradero por su localización geográfica o coordenadas, y las relaciones entre diferentes entidades en términos de proximidad o conectividad (topología). En general podríamos decir que las cuestiones geográficas que se pueden distinguir son las relacionadas con la posición, la extensión, la forma, la distribución, la asociación y la interacción de los datos. A continuación se describen en términos generales los utilizados en la metodología.

- 1. Consultas.** Se han realizado consultas temáticas y espaciales con el propósito de encontrar datos que cumplan ciertas características con el objetivo de trabajar con conjunto de datos más reducidos, para conseguir más agilidad y trabajar solamente con los datos necesarios.
- 2. Medición.** Se han llevado a cabo mediciones de distancias entre puntos de interés y se han calculado áreas de polígonos creados previamente mediante otros procesos.
- 3. Combinación.** Uno de los procedimientos más habituales y más característicos dentro del uso de los GIS es la combinación o superposición de varias capas de información. La propia estructura de la información geográfica en capas facilita notablemente estos procedimientos y convierte a los GIS en plataformas ideales para llevar a cabo análisis donde se combina información sobre diversas variables. En este trabajo, se han combinado capas de polígonos para encontrar las áreas que comparten y se ha asociado información de capas raster a capas de puntos.
- 4. Transformaciones.** Podemos englobar dentro de este grupo una amplia serie de procedimientos que modifican los elementos de entrada entre los que hemos empleado: cálculo de áreas de influencia, reproyecciones, reestructuración de los datos, cálculo de centroides y transformación entre tipos de datos.

- 5. Creación de capas.** En muchas ocasiones podremos obtener capas de información creadas o digitalizadas por otras personas, pero en otras tendremos que crearlas nosotros mismos. La creación de estas capas se puede realizar en función del dato de origen y de destino.
- a. **Georreferenciación.** La georreferenciación consiste en proporcionar a unos datos el atributo espacial del que carecían. En nuestro caso se realizó mediante geocoding y representación de las coordenadas.
  - b. **Creación de superficies continuas a partir de datos puntuales.** Para convertir información vectorial en formato raster existen diferentes maneras. A continuación se mencionan dos de ellas.
    - **Interpolación.** En términos generales, un método de interpolación es una herramienta que permite el cálculo del valor de una variable en una coordenada para la cual dicho valor no es conocido, a partir de los valores conocidos para otra serie de coordenadas. Las posibilidades de métodos a aplicar son numerosas pero el utilizado en la metodología ha sido el **Kriging**. Este es un método de interpolación estocástico. Se trata de un método complejo con una fuerte carga (geo-)estadística, del que existen además diversas variantes. Se basa en la teoría de variables regionalizadas, la cual fue desarrollada por Matheron (1963) a partir del trabajo pionero de Krige (1951). El objetivo del método es ofrecer una forma objetiva de establecer la ponderación óptima entre los puntos en un interpolador local. Existen diferentes tipos de kriging como puede ser el ordinario, el universal, el co-kriging etc. El aplicado por nosotros fue el Kriging ordinario para calcular la tasa de riesgo de plaga basándonos en los valores de infestación de cada edificio de la ciudad.
    - **Densidad.** Además de los métodos de interpolación, hay otro tipo de operaciones que pueden realizarse sobre capas de puntos, y que dan como resultado capas raster. La densidad representa la intensidad (propiedad de primer orden) del patrón de puntos, que es una realización concreta del proceso de puntos que lo ha generado. Se calcula una magnitud por unidad de área a partir de entidades de puntos que se encuentran dentro de una vecindad alrededor de cada celda (Simonoff, 1996). Nosotros creamos mapas de densidades a partir de las localizaciones de diferentes variables.

- 6. Álgebra entre capas raster.** El álgebra de capas es el conjunto de procedimientos y métodos que permiten llevar a cabo dicho análisis y extraer nuevos valores a partir de los contenidos en una o varias capas. Mediante álgebra entre capas podemos utilizar las funciones matemáticas que necesitemos para combinarlas. Se ha utilizado para crear mapas de exposición a partir de mapas de densidades.

### *Análisis estadísticos*

La estadística, entre otras ciencias, puede aportar al ámbito GIS muchas de sus ideas, y estas, adaptadas al marco de la información georreferenciada, constituir en los GIS un nuevo conjunto de procesos de análisis. Por ello, se diferencian a continuación los análisis espaciales relacionados con la estadística.

En función del tipo de variable estocástica a analizar y en función del tipo de localización de los datos, deberá utilizarse una metodología distinta de análisis estadístico. Todo ello conduce a la clasificación de los datos espaciales en **cuatro** grandes grupos: datos espacialmente continuos (*geostatistical data*), datos en rejilla (*lattice data*), procesos puntuales (*point processes*) y trayectorias (*path processes*) (Gelfand *et al.*, 2010).

- 1. Datos geoestadísticos (geostatistical data).** Rama de la estadística que se especializa en el análisis y la modelación de la variabilidad espacial en ciencias de la tierra. Su objeto de estudio es el análisis y la predicción de fenómenos en espacio y/o tiempo. Todo trabajo geoestadístico tiene que llevarse a cabo en tres etapas: el primero de análisis exploratorio de los datos, después un análisis estructural donde se calcula una función que explica la variabilidad espacial y por último se realizan las predicciones para los puntos no muestreados. Estos métodos son muy utilizados en estudios del área de geociencias (suelo, hidrología, geología minera, etc), en el análisis del impacto del cambio climático (Ficklin *et al.*, 2013) o en el estudio de epidemias (Inaida *et al.*, 2013).

## 1. Introducción

---

2. **Datos en rejilla o datos en un área (lattice data).** Los datos en rejilla son observaciones procedentes de un proceso y observadas sobre una colección contable de regiones espaciales. Al trabajar con estas unidades espaciales hay que tener en cuenta dos grandes tipos de efectos: la heterogeneidad espacial y la dependencia espacial. Esta técnica ha sido muy utilizada en estudios de salud como puede ser la distribución del cáncer (Larrañaga *et al.*, 2012) o la distribución de mortalidad (Esnaola *et al.*, 2010).
3. **Datos de procesos puntuales (point process data).** Se denominan datos patrones de puntos o procesos puntuales, cuando las localizaciones (y no las mediciones) son las variables de interés. Consisten en un número finito de localizaciones observadas en una región determinada. El objetivo de los procesos puntuales es el de conocer la variación de la intensidad de los eventos sobre la región de estudio y el de buscar modelos que ayuden a explicar o comprender el fenómeno. Tan importante como la variable estudiada es el patrón de variación espacial. Esta técnica también ha sido utilizada en varios campos como puede ser la epidemiología (Gabriel *et al.*, 2010) o la ecología (Warton *et al.*, 2010).
4. **Datos de trayectorias espaciales.** Permiten analizar estadísticamente la trayectoria que realiza un elemento o individuo como por ejemplo un barco o un animal y obtener información de interés como puede ser una simple descripción, un resumen, comparación entre trayectorias, simulaciones o predicciones. Esta metodología se aplica por ejemplo en el estudio de la foca monje de Hawai (Brillinger *et al.*, 2008).

Debido al interés de este estudio por los procesos puntuales, en las siguientes líneas se ha profundizado, tanto a nivel espacial como a nivel espacio-temporal.

### *Análisis de procesos puntuales*

El análisis de patrones de puntos se fundamenta básicamente en la comparación entre las propiedades de una distribución teórica aleatoria (distribución de Poisson) y las de la distribución observada. Esta distribución teórica aleatoria conlleva que se da aleatoriedad espacial completa (CSR, Complete Spatial Randomness, en inglés). De este modo, se puede decidir si esta última es también aleatoria en caso de existir similitud, o

## 1. Introducción

---

bien es de alguno de los dos tipos restantes (agregado o regular), según sea la discrepancia existente (Diggle, 2003; Daley & Vere-Jones, 2003; Illian *et al.*, 2008).

Las propiedades a comparar pueden ser:

- *Propiedades de primer orden.* La intensidad del proceso  $\lambda(h)$ , definida como la densidad (número de puntos por unidad de área). En general, se asume que es una propiedad estacionaria, esto es, constante a lo largo de la zona de estudio. Existen distribuciones como la distribución no homogénea de Poisson que asumen una variabilidad de la intensidad a lo largo de la zona de estudio.
- *Distancia entre puntos.* Se estudia la relación entre cada punto con los de su entorno. Basado en las denominadas propiedades de segundo orden.

La función K de Ripley trata de incorporar la escala como una variable más del análisis. Esta función estudia a distintas escalas (con distintos tamaños) una serie aleatoria de zonas de análisis. Para un proceso puntual dado, se trata de obtener una función que indique cual es el número de ocurrencias que deben darse a una distancia menor que un umbral dado  $h$  de cualquier punto generado por dicho proceso. La función que cumple esta definición se denomina función K (Ripley, 1977), y puede expresarse como

$$K(h) = \frac{1}{\lambda} E(n_h)$$

donde  $n$  es el número de eventos a distancia menor que  $h$  de un evento aleatorio cualquiera.

La intensidad  $\lambda$  se añade para eliminar la influencia de la densidad, ya que el valor esperado de puntos a una distancia dada está en relación directa con dicha densidad. Tiene sentido estudiar esta función tan solo para valores de  $h$  pequeños en comparación con el tamaño de la zona de estudio, ya que para otros valores no resulta coherente analizar los efectos de segundo orden dentro de dicha zona. Por ello, lo habitual es aplicar esta función solo a los valores de  $h$  menores que la mitad de la dimensión menor de la zona de estudio.

## 1. Introducción

---

Puesto que la densidad se estima como  $\lambda = \frac{N}{A}$ , la expresión del estimador de la función K queda finalmente como:

$$\hat{K}(h) = \frac{A}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N \frac{I_h(d_{ij})}{w_{ij}}$$

Para interpretar el significado de la función K, se tiene que comprobar que, en condiciones de aleatoriedad espacial completa, el número de eventos a una distancia menor que  $h$  es  $\pi h^2$ . Esto es,  $K(h) = \pi h^2$ . Comparando los valores esperados con los estimados, se tiene que si  $\hat{K}(h) < K(h)$  existe agrupamiento, mientras que si  $\hat{K}(h) > K(h)$  existe regularidad en la distribución.

Para esta interpretación resulta más habitual utilizar un estimador  $\hat{L}(h)$  de la forma

$$\hat{L}(h) = \sqrt{\frac{\hat{K}(h)}{\pi}} - h$$

de tal modo que valores positivos de la misma indican agregación, mientras que los negativos indican regularidad.

Además de comparar el valor estimado con el valor esperado de la función K en condiciones de aleatoriedad espacial completa, puede compararse con el esperado para un proceso puntual determinado. Los valores de la función K son conocidos para algunos procesos puntuales, y esa información puede utilizarse para establecer comparaciones de igual modo.

Distribuciones como las de Cox (1980) o Gibbs han sido empleadas frecuentemente para el análisis de fenómenos tales como las distribuciones de árboles dentro de masas forestales.

Junto con los anteriores métodos de análisis de patrones de puntos, existen otros en la bibliografía, siendo esta un área con un desarrollo notable en la actualidad.

### ***Concepto temporal de los datos espaciales***

Cada uno de los trabajos citados anteriormente que aborda la problemática de las plagas aporta información útil para la gestión pero el concepto temporal no es analizado con profundidad. Este hecho puede ser debido a que los GIS están diseñados y estructurados para trabajar con conceptos espaciales y no temporales. Pero la realidad de los procesos territoriales en ocasiones obliga a aplicar esta componente de alguna manera. Si bien en las últimas décadas se ha estudiado en profundidad este tema (Diaz, 1991; Salado *et al.*, 2003; Cerda, 2010), se echa en falta desde hace tiempo un protocolo para explotar la dimensión temporal de la información geográfica (McBride *et al.*, 2002). A día de hoy, según la bibliografía consultada, aun no existe dicho protocolo. Pero teniendo en cuenta la importancia de esta dimensión en el estudio integral de la realidad, la dimensión tiempo es crucial para una buena toma de decisiones (Escobar *et al.*, 2001). A continuación se describe algunos conceptos ST orientados a los procesos puntuales.

### ***Procesos puntuales espacio-temporales***

Tanto para la geoestadística, los datos en rejilla y los datos de trayectoria se están desarrollando diferentes tipos de análisis ST. Queda fuera del objetivo de este estudio describir cada uno de ellos. Pero debido al empleo de procesos puntuales ST en esta investigación, conviene describir el correspondiente a estos.

En la forma más sencilla, los datos de procesos puntuales ST consisten en una secuencia de eventos  $\{(s_i, t_i) : i = 1, \dots, n\}$  ordenada temporalmente, donde  $s$  es la localización,  $t$  el tiempo y  $n$  el número de eventos que caen dentro de la región de estudio  $D$  e intervalo de tiempo  $[0, T]$  (Gelfand *et al.*, 2010).

En primer lugar se debe llevar a cabo un análisis exploratorio de los datos para conocer la dinámica del proceso. Una de las formas más efectivas, es la representación de los datos en una animación o video, donde el proceso es reproducido y se detectan patrones ST (Figura 6.1). Lamentablemente este tipo de representación habitualmente carece de capacidad analizadora de GIS (Escobar *et al.*, 2007) pero proporciona información muy interesante frente a los gráficos estáticos. Mediante la repetida visualización de las animaciones se pueden detectar patrones dominantes, casos aparentemente espontáneos

## 1. Introducción

---

ocurridos fuera de lugar o un movimiento progresivo hacia un foco. Los gráficos de datos acumulativos también ayudan en la interpretación (Figura 1.6).

Después del análisis exploratorio se realizan los resúmenes basados en momentos. La propiedad del primer-momento se especifica mediante la función de intensidad ST,  $\lambda(s,t)$ , definido como el número esperado de eventos por unidad de área por tiempo, con la localización  $S$  y tiempo  $T$ .

Para el resumen del segundo-momento estacionario con  $\lambda(s,t)=\lambda$ , la K-función ST es:

$$K(s,t) = \frac{1}{\lambda} E[N_0(s,t)]$$

Donde  $N_0(s,t)$  es el número de eventos adicionales que caen dentro del radio  $u$  de la localización y dentro del intervalo de tiempo  $(0,t)$ . Por lo tanto la K para un proceso Poisson ST es  $K(s,t)=\pi u^2 v$ . Para los casos donde la componente espacial y temporal son estocásticamente independientes la K es  $K(s,t)=Ks(s).Kt(t)$ , donde  $Ks(\cdot)$  y  $Kt(\cdot)$  son proporcionales a la K función espacial y temporal de las componentes.

Para analizar la estructura ST se realizan las siguientes dos hipótesis:

- La hipótesis de no *clustering* ST ( $H_{0c}$ ), donde consideramos que los datos son un proceso Poisson inhomogéneo con intensidad  $\lambda(s,t)=m(s)u(t)$ .
- La hipótesis de no interacción ST ( $H_{0i}$ ), donde consideramos que los datos son un proceso de componentes independientes (espacial y temporal), con sus respectivas intensidades  $m(s)$  y  $u(t)$ .

Para testar la hipótesis  $H_{0c}$ , es decir, para testar si existe clusterización, se compara la K función inhomogénea ST de los datos con los márgenes de confianza (*envelopes*) construidos con simulaciones de un proceso Poisson con intensidad  $\hat{\lambda}(s)\hat{\mu}(t)$  (Gabriel *et al.*, 2010). Los resultados se pueden apreciar en la Figura 1.3.

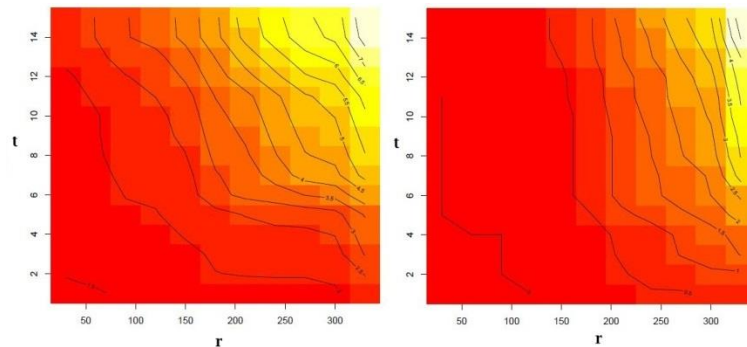
Para testar la hipótesis  $H_{0i}$ , es decir, para testar si existe interacción, se procede de la misma manera pero construyendo los márgenes de confianza reordenando aleatoriamente las localizaciones y manteniendo fijas las fechas.



## 1. Introducción

---

Con el resultado obtenido con estas hipótesis se puede definir a nivel ST el grado de cluster e interacción de los datos (Figura 1.5).



**Figura 1.3.** Representación gráfica de la K-función en términos empíricos (izquierda) y de simulación (derecha).

Con el objetivo de obtener una simulación ST de los datos, se ha optado por construir un modelo. Para ello existen diferentes tipos, como los empíricos y los mecánicos. Mientras que los primeros, describen los datos analizados, los mecánicos calculan los parámetros del proceso que generan los datos.

Una vez más existe una variedad de métodos para llevar a cabo un modelo mecánico. En este trabajo se optó por realizarlo mediante una función de intensidad condicional. En términos generales, podemos decir que este modelo tiene en cuenta los eventos ocurridos anteriormente y prioriza las zonas alrededor de los eventos anteriores, asemejándose a la dinámica de las ratas. Para terminar y confirmar que los parámetros calculados en el modelo son adecuados para los datos reales, se ha llevado a cabo simulaciones mediante *partial likelihood* (Figura 6.7).

### ***La visualización***

Cualquier tipo de información puede ser representada de forma gráfica, lo cual habitualmente facilita su interpretación. Las características de la información se entienden más fácilmente cuando se apoyan sobre algún elemento visual, pues este añade un nuevo punto de vista. En el caso particular de la información geográfica, la visualización no solo es una forma más de trabajar con la información, sino que es la forma principal a la que estamos más acostumbrados. Dos son las tareas que los GIS

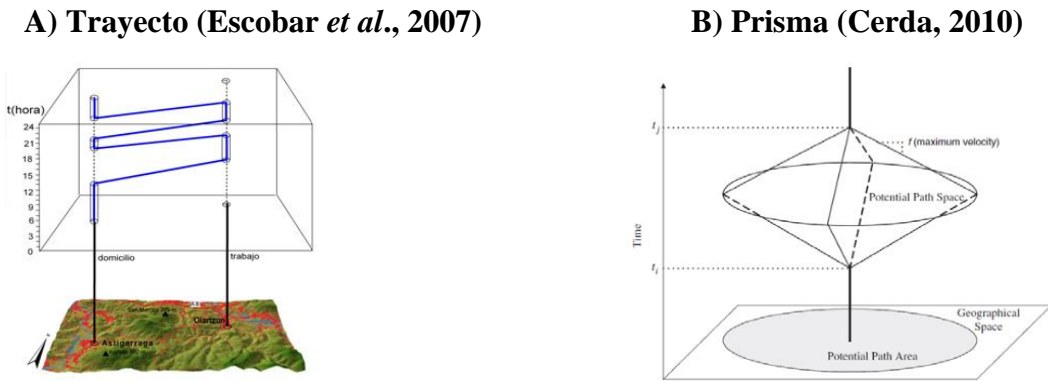
deben permitir en lo que a visualización respecta: crear representaciones dentro del entorno mismo de los GIS y generar representaciones autocontenidas que puedan imprimirse y den lugar a un documento cartográfico en sentido clásico. La representación en pantalla dentro de los GIS puede guardar similitud con la idea clásica de mapa, o bien ser distinta, aprovechando elementos que no son habituales en esos mapas y que la tecnología de los GIS permite (Olaya, 2011).

### ***Formas de representación de la dimensión temporal***

La geovisualización de los datos facilita la comprensión de las relaciones, patrones y tendencias geoespaciales. Geovisualizarlos de diferentes manera, ayuda a la interpretación de los mismos (Karrak, 2003). A continuación se presentan varias maneras de hacerlo, sin querer describir los modelos ni en el lenguaje que los soporta.

Hägerstrand (1970) a principios de los 70 propuso un modelo espacio-temporal que incluía los conceptos de *Spacetime Path* y *Spacetime Prism*. El aspecto visual consistía en representar de diferentes maneras el *time geography* (Geografía del Tiempo):

- **Lifelines** o **trayecto espaciotemporal** del individuo (*Space-time path*). Los trayectos individuales caracterizan el espacio de actividades de los mismos (limitado al entorno utilizado por el individuo), y de las influencias que otras actividades ejercen como puntos de anclaje de la movilidad cotidiana (Cerdeira, 2010). Se ha utilizado entre otras cosas para, realizar seguimientos personales (Escobar *et al.*, 2007) como para estudios arqueológicos (Mlekuz, 2010).
- **Prismas espacio-temporales** (*Spacetime prism*). Este elemento es una extensión del trayecto ST, que surge de cuantificar la capacidad de llegar a lugares en el espacio y el tiempo, dada la ubicación y la duración de las actividades fijas (Cerdeira, 2010).



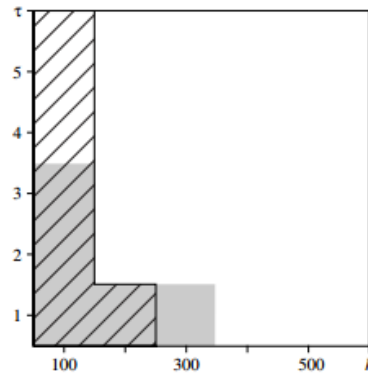
**Figura 1.4.** Diferentes representaciones de datos ST

También existen otras diferentes maneras de visualizar los datos teniendo en cuenta la componente temporal:

- **Estaciones (Stations).** Corresponde a una localización en el espacio donde los trayectos se pueden acoplar o agrupar en el espacio y el tiempo. Estos elementos se representan tradicionalmente por tubos verticales con una duración limitada, y con los trayectos ST agrupados en el interior (Cerde, 2010).
- **Instantaneas (Snapshots).** En este caso el tiempo se discretiza y se crean mapas de diferentes momentos (Figura 5.1). De esta manera se obtiene información sobre los momentos estudiados pero se carece de la información de los momentos intermedios (McBride *et al.*, 2002). Han sido muy utilizados para investigar los cambios que se han producido entre dos momentos, como puede ser el cambio de usos del suelo (Irwin *et al.*, 2001).
- **Clusterización e interacción espacio-temporal (Space-time clustering/interaction).** Para representar la clusterización de procesos como las epidemias y plagas se utilizan unos sencillos gráficos (Figura 1.5) que representan en un eje el nivel de la clusterización/interacción temporal y en el otro el de la clusterización/interacción espacial (Gabriel *et al.*, 2010).

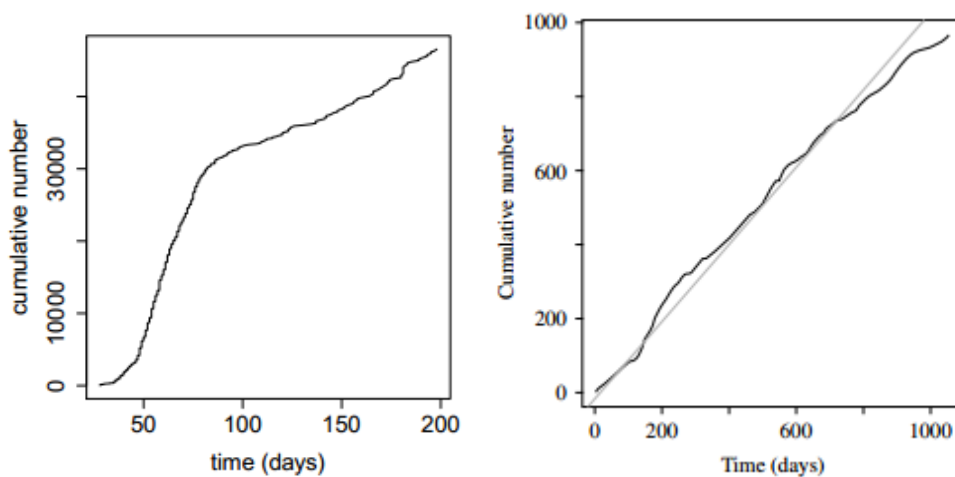
## 1. Introducción

---



**Figura 1.5.** Gráfico que sintetiza la clusterización e interacción ST. En el eje de ordenadas se representa el cluster temporal y en el eje de abscisas el espacial.

- **Gráficos acumulativos.** Se representan en un gráfico de dos dimensiones y de forma acumulativa los casos de un acontecimiento en el tiempo, para contrastar visualmente la existencia de algún patrón. La forma S representaría un acontecimiento explosivo donde al principio aumentan los casos exponencialmente y luego se mantienen constantes. Este sería el caso de una epidemia (*izquierda*). Una raya diagonal continua representaría algún proceso continuo (*derecha*)(Figura 1.6).



**Figura 1.6.** Gráfico epidémico (Diggle, 2006) y continuo (Gabriel *et al.*, 2010) de los gráficos acumulados.

- **Ficheros KML.** Proviene del acrónimo en inglés Keyhole Markup Language. Es un lenguaje de marcado basado en XML para representar datos geográficos en tres

dimensiones. Al poder representar espacialmente los acontecimientos ocurridos y poder interactuar temporalmente, permite analizar los datos desde una perspectiva ST (Figura 1.8).

### 1.4. Hipótesis y objetivos

Esta tesis se ha basado en el uso de dos diferentes pero a la vez complementarias disciplinas como son los GIS y la estadística inferencial, para modelar patrones de datos y extraer inferencias asociadas a los fenómenos de la población a investigar. Este estudio no desarrolla nuevas técnicas ni crea nuevas herramientas de GIS, sino que aplica estas herramientas en un ámbito diferente, poniendo en valor los GIS y creando puentes entre disciplinas para poner en contacto diferentes aspectos de la realidad y crear sinergias para conseguir un objetivo común.

La hipótesis de partida de esta tesis es que *un GIS bien diseñado y estructurado, alimentado con adecuados datos (alfanuméricos y cartográficos) y con la metodología estadística específica para cada situación, permite estimar el riesgo de plaga de una ciudad en términos ST, lo que a su vez puede redundar en una gestión que tenga en cuenta este riesgo.*

La investigación aquí presentada propone analizar detalladamente los avistamientos de ratas que se han producido en la ciudad de Madrid. El trabajo se centra en localizar dónde y cuándo ocurren estos acontecimientos, y caracterizar dichas situaciones. En relación con nuestra hipótesis se plantean los siguientes objetivos:

El **objetivo principal** de este estudio ha sido *desarrollar una metodología espacio-temporal integral orientada al análisis de plagas para proporcionar información sobre el riesgo de infestación al gestor de plagas y de medio ambiente urbano, aplicando métodos de análisis estadísticos y Sistemas de Información Geográfica.*

Con la finalidad de alcanzar el objetivo principal y contrastar la hipótesis de partida se plantean los siguientes **objetivos específicos**:

## 1. Introducción

---

- 1) Identificar, mediante bibliografía, sesiones de *brainstorming* y encuestas, los factores que pueden facilitar la aparición de ratas. La información obtenida en este punto servirá para desarrollar los apartados siguientes.
- 2) Identificar espacialmente la concentración de aparición de ratas, definiendo los *hot-spots* de la ciudad.
- 3) Caracterizar la aparición de ratas mediante factores ambientales que lo facilitan.
- 4) Identificar temporalmente la aparición de ratas.
- 5) Caracterizar la aparición de ratas mediante factores meteorológicos.
- 6) Modelizar espacio-temporalmente la aparición de ratas.

De esta manera obtenemos un perfil completo y detallado del problema, lo que permite caracterizar el riesgo de infestación. A su vez, esta información se convierte en una herramienta muy útil en la toma de decisiones y en la creación de modelos ST. Al gestor de plagas le ayuda a planificar y actuar de forma preventiva, mientras que al gestor del medio ambiente urbano le permitirá corregir los factores potencialmente peligrosos y en consecuencia, lograr una mejor salud ambiental en la ciudad. Debido a que permite focalizar los esfuerzos, mediante esta herramienta la detección de plagas puede ser menos costosa económica y temporalmente.

## 1.5. Metodología

### Área de Estudio

El área de estudio ha sido la ciudad de Madrid la cual se sitúa en torno a la latitud 40°25' Norte y presenta una altitud media sobre el nivel del mar de 655 metros (Figura 5.1). Cuenta con un clima templado de tipo mediterráneo continental. Según datos del Padrón a 1 de enero de 2012, tiene una población de 3.237.937 habitantes (INE, 2012), siendo la ciudad más densamente poblada de España.

### Diseño general de la investigación

A continuación se describen las fuentes de datos y los pasos más importantes de la metodología (Figura 1.7) que posteriormente, en cada artículo, se desarrollará de forma exhaustiva.

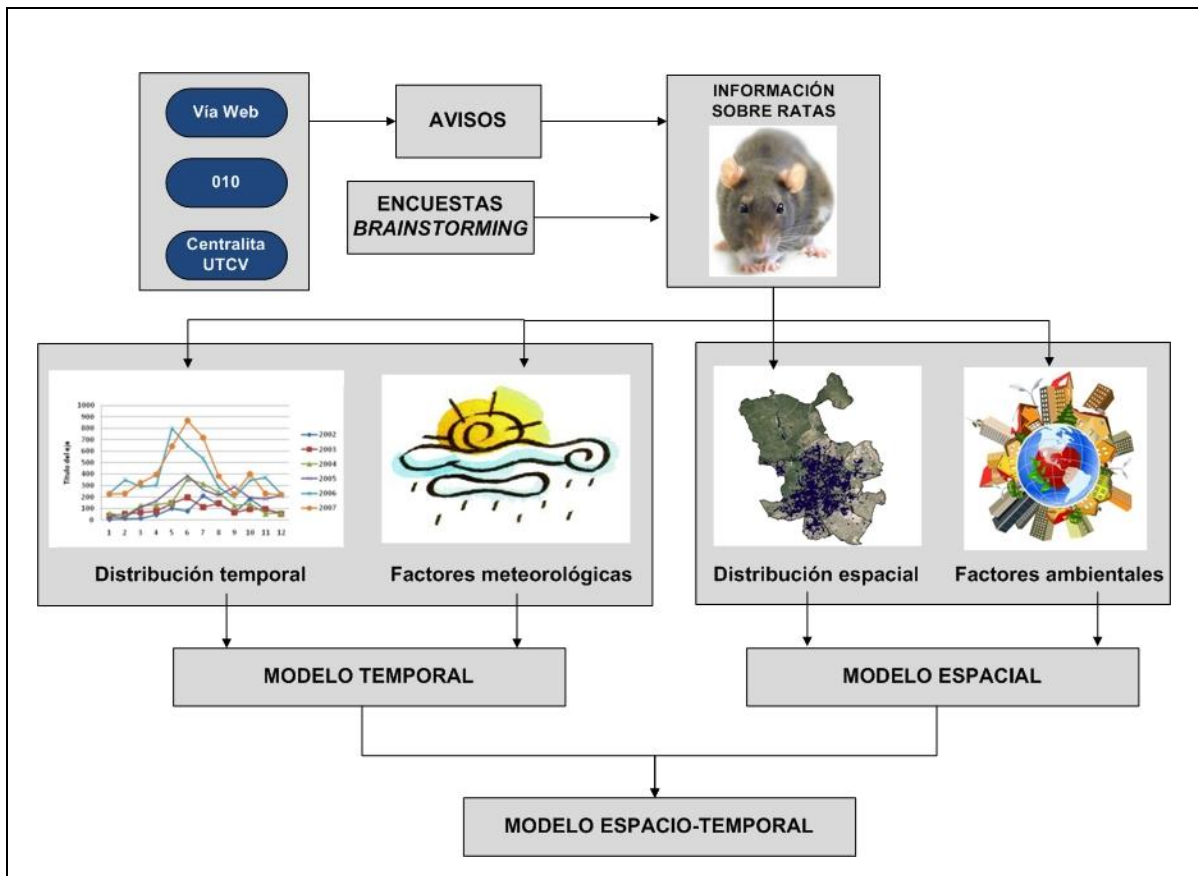






Figura 1.7. Esquema general del proceso.

## 1. Introducción

### *Fuentes de Datos*

Los datos utilizados para realizar esta investigación provienen de las fuentes citadas en la Tabla 1.4:

**Tabla 1.4.** Resumen de las fuentes de datos utilizadas en el estudio.

Logotipo	Unidad	Institución
	Unidad Técnica de Control de Vectores (UTCV)	Madrid Salud  (Ayuntamiento de Madrid)
	Departamento de Servicios Veterinarios	
	<i>Brainstorming</i> con profesionales de las plagas	
	Encuestas a los profesionales de la UTCV	
	Departamento de Cartografía	Ayuntamiento de Madrid
	Departamento General de Estadística	
	Instituto Nacional de Estadística (INE)	Ministerio de economía y hacienda
	Agencia Estatal de Meteorología (AEMET).	Ministerio de agricultura, alimentación y medio

### *El registro de avisos*

De todos los datos recopilados, el más importante y más utilizado, ha sido el registro de los avisos de avistamientos que realizan los ciudadanos (capítulo 2). Este estudio ha utilizado este registro para analizar la dinámica temporal (utilizando la fecha de registro) y espacial (utilizando la dirección postal) de los avistamientos de ratas. Se han utilizado los 10,956 registros de avistamientos de ratas, desde el 1 de Enero de 2002 al 31 de Diciembre de 2008. Para el análisis espacial se han utilizado todos ellos, pero en cambio para el caso temporal se han empleado los del 2006 al 2008. Esta decisión ha



## 1. Introducción

---

estado motivada por el cambio que se ha producido en la forma de registrar los datos (desde el 2006 se empezó a utilizar el *Call Center* 010 de Madrid lo que supuso un incremento considerable de avisos).

### *Tipos de datos espaciales*

En cada artículo se describe la obtención de las variables utilizadas y los procesos llevados a cabo. A continuación y para que sirva de apoyo se resumen en la Tabla 1.5 las variables espaciales utilizadas y los procesos empleados para obtenerlas.

### *Identificación de factores*

Con el objetivo de crear una primera lista de factores que inciden en la aparición de ratas, se realizó una búsqueda bibliográfica. Tomando esta información basal, se celebró una sesión de *brainstorming* con cuatro profesionales de las plagas con más de 50 años de experiencia. En esta sesión se debatió sobre los factores que se encontraron y los participantes aportaron más información hasta obtener una lista de 31 factores (Tabla 3.1). A continuación, se realizó una encuesta a 40 trabajadores de la UTCV especializados en plagas para valorar la importancia de cada factor. Posteriormente, con la ayuda de los GIS, se georreferenciaron y se cartografiaron los factores más importantes en forma de *mapas de densidades* (Figura 3.1). También se llevaron a cabo análisis algebraicos de los factores más importantes para crear un mapa final que expresara la exposición en conjunto (Figura 3.2).

La georreferenciación, es decir, la conversión de las direcciones postales a una capa de puntos, se ha realizado basándonos en la base de datos de portales georreferenciados proporcionada por el Departamento de Cartografía del Ayuntamiento de Madrid. Mediante la unión de esta base de datos con la de los avisos se creó una capa de puntos utilizable en programas GIS.

## 1. Introducción

**Tabla 1.5.** Resumen de la información y métodos utilizados.

Variable fuente	Tipo de dato (fuente)	Método aplicado	Variable obtenida	Tipo de dato (obtenida)
Edificios (E)	Puntos	-	-	-
Mercados (M)	Puntos	-	-	-
Fuentes y estanques (FE)	Puntos	-	-	-
Zonas verdes (ZV)	Polígonos	-	-	-
Sección censal (SC)	Polígonos	-	-	-
Dirección de avisos	Atributo de tabla	Georreferenciación	Localización de avisos	Puntos
Coordenadas de pto de alimentación de gatos	Atributo de tabla	Creación de capa de puntos	Localización de comederos (CG)	Puntos
Edificios (E)	Puntos	Calcular centroide	Centroide Edificios	Puntos
Centroide Edificios (CE)	Puntos	Consulta de atributo	Antigüedad de edificios	Atributo de edif
Localización avisos	Puntos	Kernel	Densidad de avisos	Raster
Densidad & CE	Raster & Puntos	Join espacial	Densidad de avisos para cada edificio	Puntos
Sección Censal	Polígono	Join atributos	SC con población	Polígonos
SC con población & Edif.	Polígonos & Puntos	Join espacial	Edif. con población	Atributo de edif
Mercados	Puntos	Cálculo de distancia	Distancia a mercado más próximo	Atributo de edif
Fuentes y estanques	Puntos	Cálculo de distancia	Distancia a FE más próximo	Atributo de edif
Pto alimentación de gatos	Puntos	Cálculo de distancia	Distancia a CG más próximo	Atributo de edif
Zonas verdes	Polígonos	Cálculo de distancia	Distancia a ZV más próximo	Atributo de edif
ZV & Edif	Polígonos & Puntos	Buffer 150 m & Intersección	Área verde alrededor de cada Edif.	Atributo de edif

## 1. Introducción

---

### *Importancia de los factores*

Toda la información generada mediante los GIS necesita de la estadística para poder parametrizar y definir el peso específico que juega cada factor en la etiología, prevención y el control de situación potencial de plagas. Entre ambas herramientas se ha consolidado la metodología que se detallará en los siguientes apartados.

Para valorar el peso de los factores más influyentes en la aparición de ratas, se han aplicado modelos GLM (Generalized Linear Model) y GAM (Generalized Additive Model). Los análisis estadísticos que son aplicados para describir la relación entre variables muchas veces se basan en modelos multivariantes. Si existe una relación lineal y la variable dependiente se distribuye de una manera Gaussiana, se utilizan modelos lineales como los conocidos modelos de regresión lineal. En cambio, si la variable respuesta no sigue una distribución Gaussiana, entonces los modelos lineales simples no son apropiados y tenemos que aplicar otros modelos como son los GLM y GAM.

Para estudiar la asociación entre los factores tempo-dependientes y los avistamientos se utilizaron los GLM. En estadística, GLM es una flexible generalización de la regresión de mínimos cuadrados ordinaria. Relaciona la distribución aleatoria de la variable dependiente (la *función de distribución*) con la parte sistemática (no aleatoria, o predictor lineal) a través de una función llamada la *función de enlace*. Los modelos lineales generalizados fueron formulados por John Nelder y Robert Wedderburn como una manera de unificar varios modelos estadísticos, incluyendo la regresión lineal, regresión logística y regresión de Poisson, bajo un solo marco teórico. Esto les permitió desarrollar un algoritmo general para la estimación de máxima verosimilitud en todos estos modelos (McCullagh *et al.*, 1989).

En un GLM se asume que la variable dependiente  $Y$  está generada por una función de distribución de la familia exponencial. La media  $\mu$  de la distribución depende de las variables independientes  $X$ , a través de la fórmula:

$$E(Y) = \mu = g^{-1}(X\beta)$$

donde  $E(Y)$  es el valor esperado de  $Y$ ;  $X\beta$  es el predictor lineal, una combinación lineal de parámetros desconocidos  $\beta$ ;  $g$  es la función de enlace.

## 1. Introducción

---

En este estudio hemos considerado un modelo de regresión de Poisson en el que la función de enlace viene dada por una función logaritmo. Este es un tipo de modelo lineal generalizado en el que la variable de respuesta tiene una distribución de Poisson y el logaritmo de su valor esperado puede ser modelado por una combinación lineal de parámetros desconocidos. Se usa, entre otras cosas, para modelar datos de conteo (número de veces que ocurre cierto fenómeno aleatorio). En nuestro caso, el número de avistamientos de ratas diario ha sido la variable dependiente, mientras que el día de la semana y los diferentes factores meteorológicos han sido los independientes.

Cuando la variable dependiente no sigue una distribución lineal ni Gaussiana los GAM se convierten en una alternativa para analizar la asociación de un conjunto de variables sobre la variable dependiente. En este caso, los valores esperados de la variable respuesta (que no sigue una distribución Gaussiana) están relacionados con variables de una forma no-lineal. En este tipo de modelo estadístico, desarrollado por Trevor Hastie y Robert Tibshirani (1990), se combinan las propiedades de los modelos lineales generalizados con modelos aditivos. Teniendo en cuenta una distribución aditivos dada (tal como una normal o una distribución binomial) y una función de enlace,  $g$ , el modelo relaciona el valor esperado con  $m$  variables predictoras e intenta ajustar las funciones  $f_i(x_i)$  para satisfacer:

$$g(E(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_m(x_m)$$

Las funciones  $f_i(x_i)$  se pueden ajustar utilizando procedimientos paramétricos o no paramétricos, y esto permite conseguir un mejor ajuste.

En este estudio, para analizar el peso de los factores espacio-dependientes se ha utilizado el nivel de infestación asociado a cada edificio como variable dependiente y los factores identificados como variables independientes (detallado en el capítulo 4). Para calcular este nivel se ha creado, mediante métodos Kernel, una capa de densidades con los avisos previamente georreferenciados. A cada edificio se le ha asignado un valor por cada variable (Figura 1.8).

## 1. Introducción

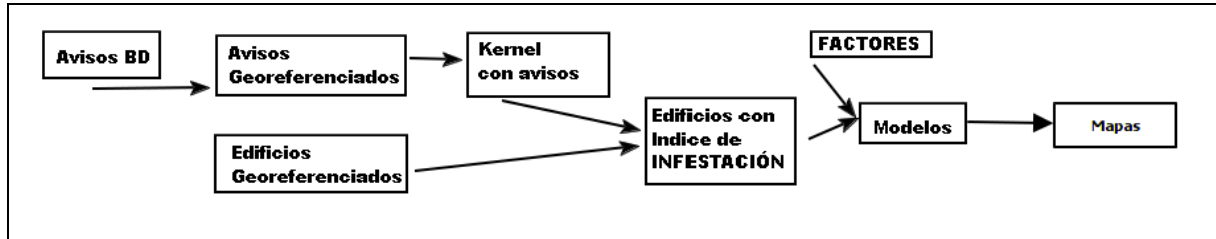


Figura 1.8. Procedimiento seguido en el modelo espacial

En nuestro caso, los análisis se realizaron tanto a nivel municipal como a nivel de distrito (Latina). Esto permitió identificar los *hot-spots* más importantes de la ciudad, examinar el efecto de cada uno de los factores sobre los avisos de ratas y valorar la adecuación de la escala de estudio.

Utilizando los valores obtenidos por los modelos, se han creado mediante métodos *Kriging* mapas de infestación para identificar los *hot-spots* de la ciudad.

### *Modelos espacio-temporales*

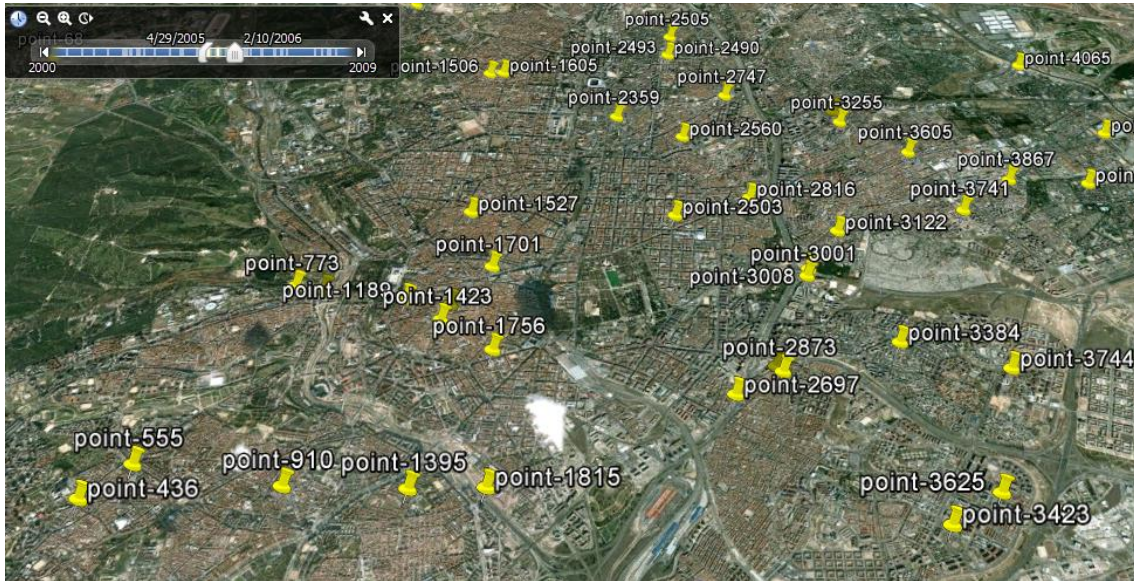
Para complementar el estudio se ha creado un modelo ST capaz de describir la dinámica de los avistamientos. Este aspecto se ha desarrollado desde 2 puntos de vista:

- 1) Se fusionaron los modelos espacial y temporal aplicados con anterioridad para medir la interacción existente entre ambas dimensiones y así definir el nivel de clusterización de los avistamientos. El modelo descompone la intensidad ST en 3 términos: un término de variación espacial global ( $\lambda_0(x)$ ) que ha sido modelado mediante el GAM, otro término de variación espacial ( $\mu_0(t)$ ) que ha sido representado mediante el GLM y el residuo de la variación ST ( $R(x, t)$ ) modelado como un proceso estocástico ST.
- 2) Por último se ha creado un modelo *mecánico* basado en el análisis de la parte estocástica del problema. El objetivo de este modelo ha sido intentar modelar el avistamiento de ratas en un entorno ST. Para entender la dinámica del proceso, antes de crear el modelo, hemos analizado exhaustivamente los datos. Y para ello, la creación de un fichero KML y un video interactivo de los avistamientos nos ha

## 1. Introducción

---

permitido entender mejor la dinámica (Figura 1.9 y 6.1). Posteriormente se ha creado el modelo matemático capaz de simular los acontecimientos ocurridos.



**Figura 1.9.** Ejemplo del fichero KML.

### *Software*

En el presente estudio se han utilizado los siguientes software, ordenados según la importancia del mismo para el estudio:

1. **ArcGIS 9.2.** Software de la compañía ESRI que proporciona una multitud de herramientas para llevar a cabo todo tipo de operaciones espaciales. Es el caso del almacenamiento de datos, análisis espaciales de todo tipo y la creación de mapas como producto final. Para más información sobre esta herramienta consultar esta página: <http://www.arcgis.com/about/>
2. **R.** Software libre de estadística libre que contiene todo tipo de paquetes para llevar a cabo análisis estadísticos (para más información consultar la página: <http://www.r-project.org/>). Los paquetes más utilizados:
  - a. **Spatstat.** Contiene funciones para el análisis espacial de los datos.
  - b. **Stpp.** Contiene funciones para realizar análisis ST.

3. **Microsoft Access.** Este software ha sido fundamental a la hora de trabajar con bases de datos y para relacionar los datos entre R y ArcGIS.
4. **Microsoft Excel.** Mucha de la información obtenida ha sido editada con este programa antes de poder ser utilizada en otros software.

### 1.6. Estructura de la tesis

La tesis se compone de 7 capítulos (ver Figura 1.10): el primero de introducción, 5 capítulos que recogen la investigación realizada en la tesis (cada uno se corresponde con una publicación (Tabla 1.6)) y uno de conclusiones. En el último apartado se ha citado toda la bibliografía utilizada. Cabe aclarar que los capítulos correspondientes a los artículos contienen una introducción, metodología, resultados y conclusiones.

En el **primer capítulo** se presenta una introducción de la tesis y se plantean la hipótesis y los objetivos del estudio.

En el centro denominado Unidad Técnica de Control de Vectores (UTCV) se gestionan las plagas de la ciudad de Madrid desde hace más de 100 años. Este Centro lleva a cabo distintas tareas, entre ellas el registro de todos los avisos sobre plagas que fueron utilizados como datos en esta tesis. Por la importancia del Centro y el peso que tienen los avisos en el estudio realizado, en el **segundo capítulo** se ha descrito la metodología utilizada para el control y gestión de plagas en la ciudad con el fin de proporcionar información sobre el origen y el proceso de adquisición de los datos utilizados en la tesis.

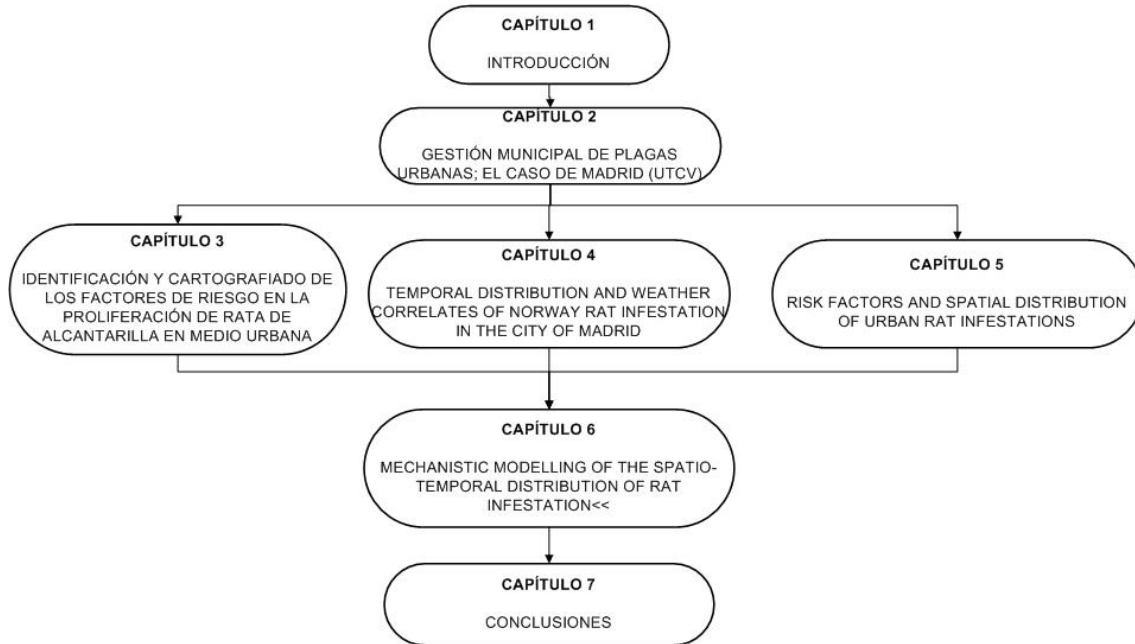
El **tercer capítulo** se inició con una amplia búsqueda bibliográfica para identificar los factores que pueden influir en la aparición de ratas en zonas urbanas. Posteriormente, se realizaron reuniones de *brainstorming* con los profesionales de la materia para debatir la información recopilada en la bibliografía y para que aportaran información adicional sobre las peculiaridades de la ciudad de Madrid. Para contrastar y ponderar los factores recopilados se realizó una encuesta a los trabajadores de la UTCV del Ayuntamiento de Madrid. Esta labor concluyó con la confección de una lista de factores definitiva y la valoración de su peso específico. Además, con los factores cartografiados se crearon



# 1. Introducción

---

mapas de densidad y con la suma ponderada de todos se creó un mapa de exposición que refleja las zonas potencialmente vulnerables a sufrir infestación de ratas.



**Figura 1.10.** Estructura de la tesis

Además de conocer el lugar, es importante saber cuándo aparecen las ratas y si existe algún factor meteorológico que lo facilite. Por esta razón, en el **cuarto capítulo**, se analizó el patrón temporal de los avisos de ratas y el efecto que tienen el día de la semana, la temperatura, la humedad relativa y la precipitación sobre ellos.

El éxito de la gestión se fundamenta en una buena identificación de los factores asociados con un aumento o una reducción del riesgo de aparición de ratas. Por ello, en el **quinto capítulo**, se describe la relación entre la aparición de ratas y algunos de los factores identificados en el tercer capítulo, tanto a nivel de distrito (Latina) como a nivel municipal. También se ha comprobado el efecto de estos factores durante el periodo de estudio, dividiéndolo en 3 periodos. Se finaliza el capítulo con los mapas de riesgo, que muestran la localización de los lugares más problemáticos.

Los datos espaciales y temporales aportan información sobre los eventos ocurridos, pero la interacción entre ambas dimensiones permite entender mejor los patrones del



## 1. Introducción

---

comportamiento. Debido a ello, en el **sexto capítulo** se han fusionado ambos modelos para describir la clusterización ST de los avisos y se ha propuesto un modelo mecanístico, capaz de describir la dinámica de los avistamientos de ratas.

Finalmente, en el **séptimo capítulo** se han resumido las conclusiones más importantes del estudio y se han propuesto futuras líneas de investigación..

**Tabla 1.6.** Publicaciones

Artículos	Estado
<b>Tamayo-Uria I</b> , Cámara JM, Escobar F. Gestión municipal de plagas urbanas; el caso de Madrid (UTCV). <i>Revista de Salud Ambiental</i> . 2013; 13 (1): 80-88.	Publicado
<b>Tamayo-Uria I</b> , Cámara JM, Escobar F. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo en la proliferación de rata de alcantarilla ( <i>Rattus norvegicus</i> ) en medio urbano. <i>Revista de Salud Ambiental</i> (artículo en prensa).	Aceptado
<b>Tamayo-Uria I</b> , Mateu J, Escobar F, Mughini-Gras L. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestations. <i>Journal of Pest Science</i> . DOI: 10.1007/s10340-013-0530-x (artículo en prensa)	Publicado (On line)
<b>Tamayo-Uria I</b> , Mateu J, Mughini-Gras L. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat ( <i>Rattus norvegicus</i> ) infestations in the city of Madrid, Spain. <i>Ecohealth</i> . 2013 Jun; 10(2):137-44. DOI: 10.1007/s10393-013-0829-3.	Publicado
<b>Tamayo-Uria I</b> , Mateu J, Diggle P. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution of rat infestations. <i>Environmental and Ecological statistics</i> .	Enviado



## Capítulo 2

# Gestión municipal de plagas urbanas; el caso de Madrid (UTCV)

Tamayo Uria I, Cámara JM, Escobar F<sup>3</sup>



---

<sup>3</sup> Manuscrito publicado: Tamayo Uria I, Cámara JM, Escobar F. Gestión municipal de plagas urbanas; el caso de Madrid (UTCV). *Revista de Salud Ambiental*. 2013; 13(1):80-88.



### 2.1. Introducción

Plaga se define como la “aparición masiva y repentina de seres vivos de la misma especie que causan graves daños a poblaciones animales o vegetales” (Real Academia Española, 2001). Debido a que a través de estas, pueden transmitirse enfermedades, producirse daños materiales, pérdidas económicas, molestias y un incremento de la percepción de riesgo (Childs *et al.*, 1998; Bonnefoy *et al.*, 2008), la eventual presencia de dichas plagas en una ciudad requiere de adecuadas y eficientes medidas de prevención y control. Por las citadas razones y al amparo de la normativa vigente, que obliga a las diferentes administraciones públicas a su prevención/control (Ley General 14/1986), los Ayuntamientos deben implementar programas y adoptar medidas específicas al respecto.

Frente al problema, existen dos posibles líneas de actuación: la de tipo “curativo” o reactiva (atención de incidencias comunicadas) y la preventiva o proactiva, que enfatiza la prevención, la vigilancia continua y –especialmente- promueve el correcto diseño y los mantenimientos adecuados que limitan los riesgos de plagas y facilitan su diagnóstico precoz y control eficiente. Ejemplos de esta última aproximación son: la correcta limpieza diaria y la gestión diligente de los residuos sólidos urbanos, el control de aguas residuales-sistemas de alcantarillado y especialmente las actividades de inspección y desratización, desinsectación y desinfección en los municipios y estructuras urbanas relacionadas con las actividades productivas, de ocio y de uso colectivo (Frutos, 1994). Como paso previo a un eficiente control, resulta imperativo conocer en profundidad la biología de los animales susceptibles de devenir en plagas y analizar detalladamente los factores ambientales que intervienen (Moreno, 2007). Ello implica la necesidad de adaptar los diferentes programas de lucha frente a plagas y riesgos vectoriales a esas características singulares. Todo ello lleva a plantear el control de plagas como una estrategia integral, que incorpora la realización y actualización de los diagnósticos de situación oportunos, planificación de las actividades a largo plazo, así como la correspondiente gestión de datos y capacidad de mapeo. En este escenario, la colaboración entre los diferentes departamentos y servicios municipales, los operadores de control de plagas privados y los grupos comunitarios es esencial (Colvin *et al.*, 1999).

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

En ciudades como Budapest o Buenos Aires, se han realizado estudios (Bajomi *et al.*, 1996; Sacchi *et al.*, 2008; Seijo *et al.*, 2009) encaminados a profundizar en el conocimiento y dinámica de las plagas urbanas. Pese a ello, se estima que las carencias actuales en conocimiento básico y en información relevante en prevención resultan frustrantes y potencialmente peligrosas, en términos de gestión de riesgos y amenazas vectoriales. Los estudios no son muy abundantes, difícilmente comparables entre sí y, en pocos casos se encuentra información sobre la metodología de los centros de control de plagas.

Ello ha motivado que abordemos la descripción de la metodología de un centro de gestión de plagas de larga tradición como es la Unidad de Control de Vectores (UTCV) de Madrid Salud (gestor de salud pública del Ayuntamiento de Madrid). Se describen los procedimientos que utilizan para llevar a cabo la gestión de plagas y se profundiza en uno de los indicadores que habitualmente se utilizan para analizar la situación y evolución de plagas en la ciudad: los avisos de los ciudadanos (avistamientos). Bien que este indicador (incidencias comunicadas) no constituya el indicador técnico más preciso y esté sujeto a diversos tipos de sesgos que condicionan su total correlación entre diferentes distritos o zonas de una ciudad y/o entre municipios diferentes, la complejidad técnica y costes asociados a la realización de censos (más factibles en otros escenarios de plagas urbanas como el caso de las palomas bravías), así como la disponibilidad de esos datos en series temporales conduce a que los avisos constituyan probablemente uno de los indicadores disponibles más frecuentemente explotado por los gestores municipales.

Se pretende con ello por tanto aportar información de utilidad que permita proponer mejoras en la gestión de plagas en todas sus etapas (captura, explotación de datos, análisis de estos y toma de decisiones asociadas). De esta manera, a partir del estudio de caso de Madrid, y dada la experiencia que tiene la Unidad y las mejoras continuas que sigue introduciendo tanto en la metodología como en la infraestructura, el contenido de este artículo se enfoca como una contribución al establecimiento de las bases necesarias para una eficaz gestión municipal en el control de plagas.

### 2.2. La UTCV (Unidad Técnica de Control de Vectores)

Una adecuada gestión y la prevención eficiente de plagas depende de la correcta colaboración y coordinación de todos los actores implicados (administración, investigación, empresas de control de plagas y, especialmente, el propio ciudadano) (Bonney *et al.*, 2008). En el caso de Madrid, la gestión municipal de plagas/vectores recae en la “Unidad Técnica de Control de Vectores” (UTCV) dependiente de Salud Pública. La UTCV trabaja desde 1892 en la gestión de la biodiversidad urbana susceptible de devenir en plaga. A lo largo de sus más de 100 años de existencia, ha visto evolucionar sus estrategias de prevención y control de plagas.

Los recursos humanos y materiales con que cuenta la Unidad han aumentado progresivamente, de forma paralela a la creciente mejora en la gestión de las plagas en la ciudad.

### 2.3. Recursos humanos

Para llevar a cabo sus funciones, la UTCV cuenta con una plantilla de 50 personas. El organigrama se presenta en la Figura 2.1:

- La **Jefatura de Unidad**. En coherencia con la normativa nacional sobre funcionamiento de las empresas de servicios biocidas, asume el papel de dirección técnica y administrativa de los equipos de trabajo. Coordina y gestiona toda la Unidad además de ser la persona responsable de interactuar con los niveles superiores.
- Otro **personal técnico** adicional (titulación universitaria), con funciones complementarias de gestión técnica y coordinación de los diferentes programas y actividades.
- **Personal administrativo**, con cualificación mixta en gestión administrativa y gestión de plagas. Este último aspecto se estima importante y facilita una mejor gestión de informes y documentación técnica; asimismo redundante en un mejor y más seguro nivel de información de los clientes (ciudadanos).

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

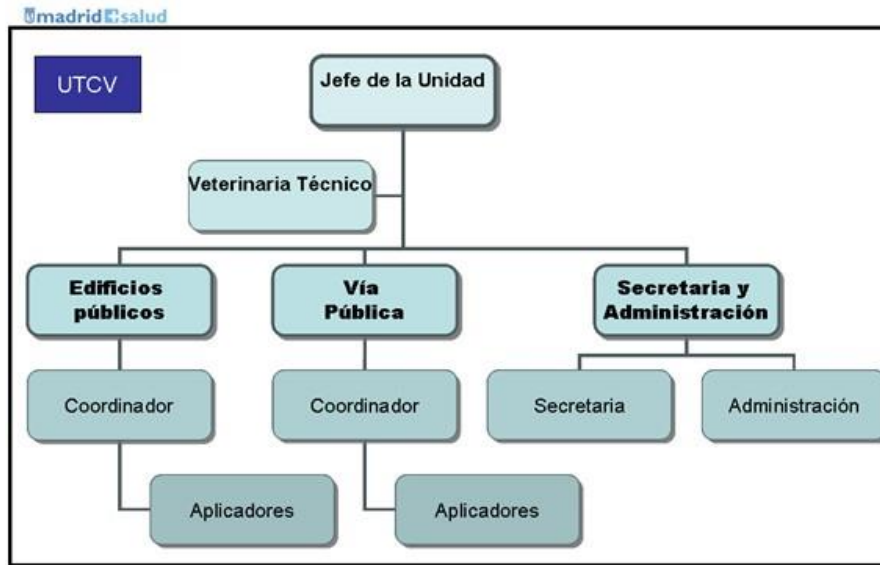


Figura 2.1. Organigrama de la UTCV

- Personal técnico “**aplicador de plaguicidas**”, denominación legal española que engloba a los profesionales con cualificación y autorización para la aplicación de productos biocidas. Estos puestos de trabajo requieren no obstante un importante nivel de formación adicional en múltiples aspectos relacionados con los múltiples factores ambientales que condicionan la presencia y/o la proliferación de plagas.

### 2.4. Recursos materiales

Además de lo mencionado anteriormente, la unidad de control cuenta con los siguientes recursos materiales:

- Entre las **instalaciones** que dan soporte a todas las necesidades logísticas del trabajo destacan: edificaciones con funcionalidades de oficina administrativa, locales con funcionalidad de vestuarios, instalación técnicas especiales (garajes para la flota de vehículos, almacenes, taller de trabajo, locales de tratamiento, sistemas de depuración de líquidos de lavado de equipos, logística de gestión de residuos, etc.), un laboratorio de entomología y otras instalaciones complementarias.
- **Vehículos**, a efectos de desplazamiento (inspecciones y tratamientos) del personal técnico responsable de ejecutar los diferentes trabajos previstos la UTCV cuenta con



## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

vehículos específicamente adaptados para el desplazamiento en los diferentes escenarios urbanos y el transporte y uso de biocidas.

- **Infraestructura informática.** En el contexto de las estrategias corporativas (Ayuntamiento de Madrid) en materia de gestión informatizada y de “administración electrónica”, La UTCV cuenta con un número significativo de equipos informáticos conectados a la red corporativa. En coherencia con esa política corporativa, esa red interna permite optimizar la potencia y recursos informáticos así como –aspecto de vital importancia en gestión de plagas- disponer y compartir datos e información con otros departamentos municipales. La gestión de avisos de plagas asimismo se apoya en la muy potente tecnología y recursos propios del “*call-center*” de la Ciudad (*LineaMadrid-010* y de su plataforma web corporativa (*www.madrid.es* & *www.madridsalud.es*). También se utilizan para la explotación estadística y geográfica de los datos propios y ajenos con la intención de mejorar los servicios realizados. En cuanto a **software**, se cuenta con licencias de programas GIS (dos licencias flotantes de ArcGIS 9.3), Microsoft Office 2007 y una licencia de SSPS 18 que soporta tanto la gestión administrativa como la técnica de los diferentes asuntos gestionados.
- Además la Unidad cuenta con una importante y creciente Base de datos (geodatabase) en donde quedan registrados eventos y sus localizaciones lo que hace posible la posterior realización de consultas, informes y diferentes investigaciones.
- Otros elementos de soporte y apoyo administrativo con que cuenta la Unidad son comunes a otras unidades del Ayuntamiento como los servicios jurídicos, información ciudadana, gestión de calidad, etc.

### 2.5. Gestión de incidencias comunicadas (Avisos)

El modelo que se expone a continuación constituye una de las actividades centrales de la UTCV. Implementado y en proceso continuo de mejora desde 2002, el sistema de avisos propone la incorporación de nuevas Tecnologías de la Información y de Comunicación (TIC) así como la participación ciudadana en la gestión de los eventos de avistamiento.

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

Tradicionalmente el control de vectores y plagas se realizaba mediante la aplicación de productos plaguicidas. Estas estrategias han conseguido disminuir la incidencia de las enfermedades transmitidas por vectores en países desarrollados, pero han introducido incertidumbres y riesgos adicionales relacionados con la eventual exposición directa del ser humano y/o indirecta vía contaminación de los diferentes compartimientos ambientales, cadena alimentaria, etc. Esta situación obliga a un replanteamiento global de las estrategias (Gestión o Control Integrado de Plagas) en la que se detectan, parametrizan y gestionan adecuadamente todos los factores que generan riesgo o vulnerabilidad frente a plagas y los biocidas se utilizan de manera proporcionada y eficiente (Moreno *et al.*, 2007).

En este sentido existe un consenso técnico general sobre el valor de esa "integración total" de las medidas de lucha antivectorial (Control Integrado de Plagas) como estrategia general de lucha frente a plagas y así es reconocido por numerosos autores e instituciones. Esta estrategia implica actuaciones "proactivas" y ha demostrado eficacia, pero exige unas mínimas condiciones y prerequisites favorables. Entre otras destacan los medios humanos y materiales adecuados, recursos técnicos y tecnológicos, financiación y tiempo. Estas circunstancias han conducido a que varios sectores profesionales de gestión de plagas sigan abordando el problema desde una óptica más "reactiva"<sup>13</sup>. En el caso del Ayuntamiento de Madrid, se intenta minimizar el uso exclusivo de métodos químicos a favor de una metodología más integral y basada en la aplicación práctica de esos principios de gestión integrada de plagas.

Para desarrollar una estrategia de control eficaz, es necesario evaluar la tasa real y la localización de las infestaciones e identificar y priorizar las eventuales soluciones técnicas aplicables al caso; asimismo es necesaria la incorporación sistemática de sistemas de monitorización de las poblaciones y de los indicadores de gestión correspondientes. La elección de dicha estrategia en un lugar donde previamente haya habido una infestación depende de varios factores, incluyendo la antigüedad y la extensión de dicha infestación, el tipo y el diseño de los edificios, y la presencia de especies no objetivo. La intención inicial de una estrategia debe consistir en controlar las poblaciones de plagas existentes por debajo del nivel o umbral de tolerancia preestablecido para esa situación concreta, todo ello seguido de la implementación de

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

estrategias para evitar la reinfestación (Bonney *et al.*, 2008). El Ayuntamiento de Madrid lleva muchos años analizando datos e intentando localizar tanto las zonas conflictivas como los factores relacionados.

En numerosos países, los plaguicidas son vistos como una solución inmediata, económica y de fácil aplicación. Estas prácticas provocan un exceso de confianza en este sistema y un desprecio por estrategias de saneamiento ambiental. Así, considerables programas municipales de control utilizan solamente las denuncias como indicador de gestión (Richards, 1989). Sin embargo, el nivel de avisos en las zonas urbanas depende de la percepción pública y de otros interrelacionados factores y, por tanto, no resultarían un indicador óptimo para inferir la población total de vectores y su evolución en el espacio-tiempo. Dependiendo del nivel de tolerancia de los residentes, el sistema de avisos puede reflejar una situación que no se corresponde directamente con la mayor o menor presencia real de vectores y por tanto dificulta su interpretación (Meyer *et al.*, 1995).

Por ello es necesario la adopción de políticas proactivas (inspección, saneamiento ambiental, tratamiento preventivo en su caso, etc.) que aporten información complementaria de mayor valor técnico-científico. Asimismo es necesario perfeccionar el “indicador-aviso” para extraer de él el máximo nivel de información posible. Las actuaciones preventivas serían útiles en situaciones en las que las tasas de infestación fueran superiores al 1% (Drummond, 1970). Esto implicaría, sin embargo, que la autoridad municipal disponga de información adecuada para realizar esta evaluación (censos, diagnósticos de situación, etc.). En Madrid, los avisos son centralizados y analizados como herramienta de seguimiento del problema pero, conscientes de las limitaciones de la información aportada por estos, se investiga acerca de otras metodologías para mejorar los niveles de salud ambiental de la ciudad. Con esa finalidad, desde el año 2005 se trabaja con los Sistemas de Información Geográfica (GIS) en la gestión global de plagas a efectos de diseñar y validar otros indicadores complementarios. En ese contexto, el uso de Sistemas de Información Geográfica, la cartografía temática y el análisis geoespacial introduce elementos muy interesantes de interpretación de datos y de gestión, particularmente en lo que se refiere a la dimensión territorial del problema.

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

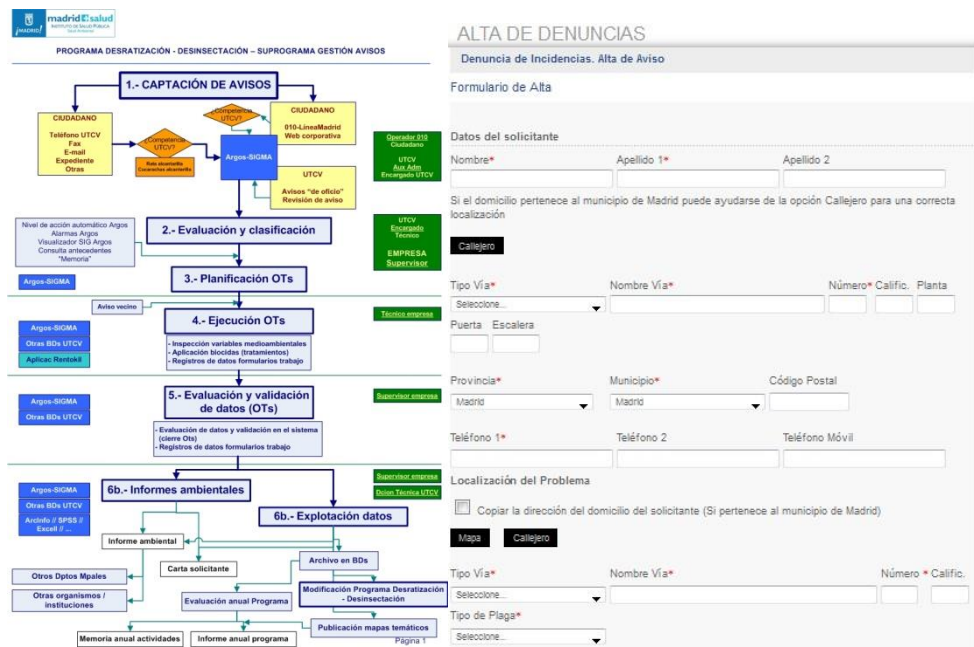
En el caso de Madrid, un aviso se define como cualquier comunicación realizada por cualquier medio aceptado (teléfono, fax, portal-web, etc.) que realiza un ciudadano, gestor de distrito u otra persona, mediante el cual se recopila información estructurada sobre el avistamiento o sospecha de presencia de un vector o plaga dados en un entorno concreto (espacios públicos, en el caso de administraciones municipales), todo ello al efecto de posterior investigación y gestión adecuada. Normalmente forma el primer eslabón de un proceso más o menos complejo en el que pueden llegar a interactuar diversos elementos. Entre la información que se recopila incluye:

1. Datos sobre la persona que lo ha comunicado, al objeto de contacto posterior (comprobación de datos, información adicional, comunicación final de actuaciones realizadas, control de calidad-encuestas, etc.).
2. Información georreferenciada (coordenadas geográficas UTM) sobre dónde se ha visto el vector (dirección postal, distrito, etc.) que permita la localización más precisa posible del problema.
3. Otros detalles pertinentes que permitan una mejor gestión del problema (observaciones no normalizadas).
4. Elementos que permitan la trazabilidad del aviso (registros administrativos).

Los avisos se gestionan de acuerdo al proceso indicado en la Figura 2.2. Cada incidente genera un nuevo evento de base de datos y una orden de trabajo para que los técnicos municipales se pongan en contacto con la persona que dio el aviso y para comprobación *in situ* (inspección-toma de datos de factores ambientales normalizadas o no) y eventual refuerzo de tratamiento necesario. La información ambiental resultante (diagnóstico de situación) genera una importante carga de trabajo relacionada con la emisión de los correspondientes informes/propuestas de actuación. En su fase final, el ciudadano es informado por escrito de los hechos, y el incidente es cerrado en la medida que no fuera necesario iniciar otro tipo de actuaciones (caso de detectarse incidencias ambientales). El conjunto de los avisos anuales así como su evolución en el contexto de los datos correspondientes a las series temporales previas es evaluado mediante herramientas de estadística tradicional y espacial (GIS). En todo caso, la fuente de información que suponen los avisos, bien que en cierta medida limitada, resulta muy valiosa siempre y

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

cuando los datos sean normalizados y convenientemente analizados en su conjunto, evitando sesgos que pudieran comprometer ese análisis individual y/o la comparación entre series temporales.



**Figura 2.2.** Izquierda: Esquema del proceso que sigue a la captación de los avisos en el Ayto. de Madrid. Derecha: Formulario de recogida de avisos.

### 2.6. Otras funciones

Además de la gestión de avisos la UTCV también lleva a cabo otras tareas con el objetivo común de mantener el nivel de plagas de la ciudad de Madrid por debajo de los umbrales de tolerancia previstos. Mantener la ciudad saludable y libre de plagas no depende exclusivamente del empleo de productos químicos biocidas sino del adecuado diseño y planificación, de la conservación diligente y de la concienciación y corresponsabilidad de todos. A continuación se describe cada una de ellas:

**Programas de prevención y control de ratas y cucarachas en espacios públicos de titularidad municipal.** Este programa incluye la totalidad de operativos encaminados a mantener la ciudad libre de plagas de roedores (principalmente ratas: *Rattus norvegicus* Berkenhout, 1769) y de insectos (cucarachas: *Blatta orientalis*, Linnaeus, 1758) y *Periplaneta americana*, Linnaeus, 1758), especies prevalentes en el alcantarillado de la ciudad de Madrid. Dentro de esta sección están la revisión y tratamientos programados

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

del sistema de alcantarillado, captación y gestión de los avisos, información y corresponsabilidad ciudadana.

**Control de plagas en edificaciones.** Este programa incluye la totalidad de operativos que Madrid Salud lleva a cabo en las edificaciones e instalaciones municipales en cuyo mantenimiento preventivo participa. Implica alrededor de 1.500 instalaciones (colegios públicos, centros culturales y deportivos, centros sociales, bibliotecas, instalaciones médicas, parques e instalaciones de Policía Municipal y Bomberos, etc.).

**Prevención y control de otros animales con potencialidad de devenir en plaga** (vectores, parásitos humanos y animales, otros artrópodos, aves urbanas en situaciones especiales, etc). Asimismo gestiona la atención de avisos relacionados con avispas y enjambres de abejas y da soporte y apoyo técnico en múltiples operativos municipales relacionados con la salud ambiental en espacios exterior y/o el medio interior (viviendas con problemas de insalubridad).

**Participación ciudadana.** Como soporte necesario de los programas de lucha frente a plagas, la UTCV diseña y participa en actividades encaminadas a la educación, información y concienciación ciudadana en materia de educación, información y de corresponsabilidad, Promueve asimismo la conservación diligente de edificaciones-propiedades y la divulgación científico técnica en aspectos de su competencia. El personal técnico de Madrid Salud participa, asimismo, como docentes en diversos foros e instituciones de formación (universidades, otras instituciones públicas, centros de formación etc.)

**I+D+i:** Todos los programas de gestión de plagas presentan un componente de investigación y desarrollo tecnológico que es posible gracias a los convenios y colaboración entre Madrid Salud y la Universidad y otras instituciones. El objetivo es conseguir la mejor calidad de estos programas y la posibilidad de aplicar los nuevos avances y tecnologías en la ciudad de Madrid, además de difundirlos en diferentes publicaciones (Aránjuez *et al.*, 2012).

### 2.7. Lecciones aprendidas

La gestión integral de plagas en una ciudad supone un complejo ejercicio de inteligencia y de colaboración entre numerosos departamentos municipales. Requiere asimismo la colaboración necesaria de otras administraciones, de los propios ciudadanos, de los diversos operadores privados (empresas de control de plagas) y requiere asimismo de la participación de la Universidad como proveedor del conocimiento. Llevar a cabo estas tareas por tanto necesita disponer de criterios y de objetivos con base científica adecuada, perfectamente definidos y escalados en el tiempo. Requiere asimismo diseñar y gestionar bajo criterios de mejora continua y de calidad y necesita dotarse de recursos humanos suficientes en número y en nivel de profesionalidad.

Los métodos desarrollados en la UTCV han permitido la reducción de roenticidas y de insecticidas en un 90 y 95% respectivamente así como reducir la tasa de recidiva en aquellos asuntos en los que se han podido aplicar las medidas ambientales correctoras oportunas. Todo ello se traduce en un mejor control del riesgo, una mayor eficiencia en la gestión y una práctica medioambiental más sostenible

El número de avisos ha aumentado. Los datos recogidos en los mismos y el cotejo de los mismos con series históricas ha permitido concluir que este aumento es más debido a la mayor concienciación y exigencia ciudadana que a un aumento real del número de ratas. En los últimos 10 años, la demora en la respuesta a los avisos dados por los ciudadanos ha pasado de 1 mes a menos de 24 horas.

La implementación de una página web ha permitido comunicar con el ciudadano de forma más eficiente y recibir los avisos de forma estructurada y rápida.

Además del sitio web y la plataforma de avisos, la UTCV ha invertido en TIC por medio de la adopción de técnicas de análisis espacial con Sistemas de Información Geográfica. Los análisis GIS han permitido mejoras en los diagnósticos y seguimientos que a su vez han contribuido a reducir tiempos de respuesta y de conclusión.

Actualmente la aplicación de los GIS es integral; no obstante, entre las actividades en las que los GIS están demostrando su potencial cabe destacar el establecimiento de censos de las poblaciones de animales urbanos (vgr. palomas), el monitoreo de insectos

## 2. Gestión municipal de plagas urbanas

---

(cucarachas) en el sistema de alcantarillado así como para evaluar los distintos indicadores poblacionales de ratas de alcantarilla (avisos, consumos de cebos) y planificar, por tanto, las diversas necesidades o esfuerzo de trabajo para los diferentes barrios de la Ciudad.

### 2.8. Conclusiones

Mediante el presente estudio se revisa el papel de los avisos ciudadanos como uno de los indicadores municipales más utilizados en gestión de plagas en el contexto de la ciudad de Madrid. Bien que se trate de un indicador con limitaciones y sesgos y que exige una infraestructura costosa, permite detectar zonas conflictivas y proporciona una idea general de las tendencias en la aparición y distribución de las plagas. Asimismo, supone una necesidad municipal en el contexto de servicios públicos que prestan los Ayuntamientos. Obviamente, la gestión de poblaciones animales urbanas tales que ratas o cucarachas, requiere de la investigación y parametrización de indicadores adicionales complementarios, aspecto técnico que las administraciones implicadas y el sector empresarial del control de plagas están asumiendo y que demandará esfuerzos considerables en el presente y en un futuro inmediato.

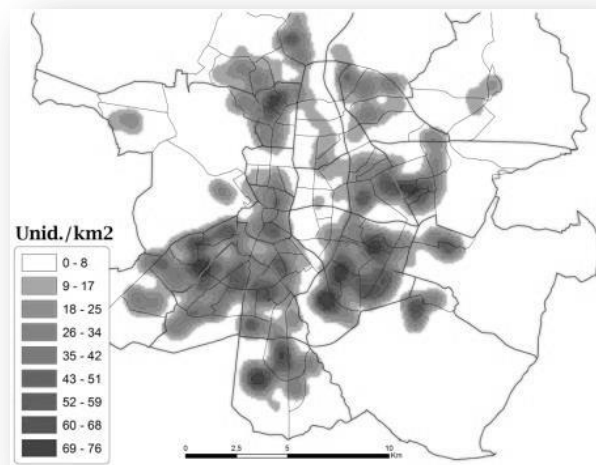
Además de la metodología de los avisos, se han abordado otros aspectos, no menos importantes, que se deberían analizar en futuros estudios; es el caso de la organización, la disponibilidad de recursos humanos y tecnológicos (sistemas informáticos de gestión y de análisis y correlación de factores).



## Capítulo 3

# Identificación y cartografiado de los factores de riesgo en la proliferación de rata de alcantarilla (*Rattus norvegicus*) en medio urbano

Tamayo Uria I, Cámara JM, Escobar F<sup>4</sup>



<sup>4</sup> Manuscrito aceptado para publicación: Tamayo Uria I, Camara JM, Escobar F. Identificación y cartografiado de factores de riesgo en la proliferación de rata de alcantarilla (*Rattus norvegicus*) en medio urbano. *Revista de Salud Ambiental* (artículo en prensa).



#### 3.1. Introducción

El medio ambiente urbano es un complejo ecosistema artificial creado por y para el ser humano que también ofrece notables oportunidades para la vida animal. La diversidad biológica puede ser considerada como favorable al introducir elementos que facilitan la sostenibilidad del medio y la calidad de vida de los ciudadanos. No obstante, varios animales que pueden acceder y colonizar el medio urbano son potencialmente peligrosos para el hombre, en la medida en que puedan actuar como reservorios o vectores con potencial zoonótico (Childs *et al.*, 1998). Asimismo, en determinados escenarios, también pueden estar relacionados con fenómenos de sensibilización y alergias (Mourier *et al.*, 1979).

Tal como se recoge en Buj (Buj, 1999), los riesgos epidémicos a nivel mundial son altos y entre ellos se encuentran las plagas causadas por las ratas de alcantarilla (*Rattus norvegicus*). Entre todas las especies de animales potencialmente adaptables al medio urbano, estos mamíferos presentan una muy especial flexibilidad biológica y capacidad de adaptación y supervivencia (Bajomi *et al.*, 1996). Están implicados en la epidemiología y ecología de numerosas enfermedades y es una de las especies más problemáticas en muchas ciudades europeas, junto a las cucarachas y los mosquitos (Bonney *et al.*, 2008). Aunque alguna de las enfermedades (vgr. peste), provocada por las pulgas de las ratas, no presenta actualmente el peligro que tuvo hace unos siglos, es preciso estar vigilantes ante los antiguos y nuevos riesgos que generan las poblaciones de estos roedores para el hombre (Buj, 1999b).

Frente a este problema, una Gestión Integrada de Plagas (GIP), basada en estrategias y actuaciones orientadas a la prevención y la proactividad frente a criterios exclusivos de reactividad y de uso excesivo de plaguicidas (biocidas en la Unión Europea) se perfila como la mejor opción (Colvin *et al.*, 1999; Langton *et al.*, 2001; Traweger *et al.*, 2006). En aras de una correcta implantación de políticas de GIP, el conocimiento y la consiguiente gestión posterior de los diferentes factores de riesgo medioambientales, socioeconómicos y demográficos que influyen en las vulnerabilidades frente a plagas resulta fundamental. Factores que muchas veces pueden ser identificados por los profesionales de la administración pública pero que por diferentes razones no llegan a

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

publicarse. Por consiguiente, dicha información se pierde o queda restringida su difusión, sin llegar a la generalidad de la comunidad científica.

A este respecto, la localización de los puntos calientes (*hot-spots*) que pueden causar estos factores es un elemento clave para una correcta gestión del problema. Este concepto es utilizado en estudios ecológicos (Nelson *et al.*, 2008) permitiendo detectar zonas con mayor concentración y/o reiteración de avistamientos así como de factores de riesgo identificados. Para poder llevar a cabo esta metodología resultan extremadamente útiles los análisis espaciales realizados con Sistemas de Información Geográfica (GIS), cada vez más empleados en Salud Pública (Aránjuez *et al.*, 2012).

En respuesta a esta necesidad, en el presente estudio se identificaron y espacializaron los factores que condicionan la proliferación de ratas de alcantarilla (*Rattus norvegicus*) en ámbitos urbanos. El lugar de estudio elegido para llevarlo a cabo fue la ciudad de Madrid, aunque los resultados podrían ser extrapolables a cualquier otra gran área urbana localizada en zonas de condiciones socioeconómicas y ambientales análogas.

#### 3.2. Metodología

##### *Área de Estudio*

La ciudad de Madrid ha sido sobradamente estudiada y descrita por otros autores (Carbajo, 1987; Montoliu, 1996; López, 1999), por lo que aquí recogemos únicamente los aspectos directamente involucrados en la generación de riesgos de la proliferación de ratas.

La ciudad de Madrid se sitúa en torno a la latitud 40°25' Norte y presenta una altitud media sobre el nivel del mar de 655 metros. Cuenta por tanto con un clima templado de tipo mediterráneo continentalizado. Según datos del Padrón a 1 de enero de 2012, tiene una población de 3.237.937 habitantes (Ayuntamiento de Madrid, 2012), tratándose de la ciudad más poblada (en número absolutos y densidad) de España.

Entre 1940 y 1970 se produjo un fuerte incremento poblacional debido a la inmigración interior (INE, 2013). El acelerado crecimiento y la falta de planificación urbana favorecieron la aparición de núcleos de infraviviendas y zonas residenciales, principalmente en los distritos del sur (Fusi, 1989). A partir de los años setenta y hasta

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

1995, pierde población, tendencia que se invierte a partir de ese momento con la llegada de población extranjera que hoy alcanza el 17% del total (Ayuntamiento de Madrid, 2013), aunque las tendencias más recientes en movimientos de retorno obligarían a recalcular estos datos. Estas últimas migraciones han atraído perfiles socioculturales distintos a los preexistentes (Dirección general de migración, 2013).

El Producto Interior Bruto de Madrid supone el 11.8% de la renta nacional (Ayuntamiento de Madrid, 2011). De los sectores económicos de la ciudad, el más importante es el terciario, que representa un 78% de su economía, y ocupa a dos terceras partes de la población activa. La agricultura tiene un carácter residual y la industria pierde peso paulatinamente (INE, 2010).

Según la cartografía proporcionada por el Ayuntamiento, el término municipal de Madrid cuenta (excluyendo zonas forestales singulares, Monte de El Pardo) con 5.889 hectáreas de zonas verdes con cobertura de mantenimiento municipal, lo que representa el 9.75% del total de la superficie de la ciudad.

#### *Identificación de factores*

Los gestores habituales del control de plagas en ciudad pertenecen a la Administración y raramente publican sus datos. Recabar la experiencia y el conocimiento práctico, sobre la materia, de estos técnicos resulta una fuente de información valiosísima y muy práctica que muchas veces no se valora (Himsworth *et al.*, 2012). Por ello y para abordar la identificación de factores que facilitan la proliferación de ratas, primeramente se recabaron los diferentes factores que aparecen citados en la bibliografía y después, esta información fue valorada, matizada y completada, en una sesión de brainstorming, por 4 expertos en control de plagas. Entre estos expertos suman más de 50 años de experiencia en la Unidad Técnica de Control de Vectores (UTCV) de Madrid.

#### *Jerarquización mediante encuesta*

Con el objetivo de jerarquizar la lista de los factores según su importancia o impacto sobre la proliferación de ratas se procedió a la realización de un estudio de Elicitación de Expertos (Expert Elicitation Study (Knol *et al.*, 2010)). En el marco del estudio se encuestó a 40 profesionales dedicados al control de plagas (toda la plantilla en activo de la UTCV en ese momento, exceptuando los expertos que participaron en la sesión de

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

Brainstorming). La encuesta se considera representativa de los trabajadores de plagas de vías públicas, ya que el Ayuntamiento es responsable de todos los trabajos de inspección, saneamiento, registro de datos y monitoreo de las vías y edificios públicos. Aun así, han quedado fuera de esta encuesta los trabajadores de empresas privadas, los cuales en Madrid se ocupan principalmente de los espacios de titularidad privada.

La encuesta fue de tipo directa, de opinión, individual, por escrito y sin intercambios. A cada encuestado se le proporcionó en mano la lista inicial de factores generada por los profesionales, solicitando una valoración (de 1 a 5) sobre su opinión acerca de cada factor [de 1 (factor poco determinante) a 5 (factor muy determinante)]. Una vez recopiladas todas las encuestas se realizó la suma de las puntuaciones de todos los factores y se ordenaron de mayor a menor.

#### *Espacialización de los Factores principales*

Para que el gestor municipal pueda optimizar las medidas y políticas conducentes a su adecuada gestión, es crucial la identificación de las zonas más problemáticas. Para localizar dichas zonas se utilizan herramientas de análisis GIS. Estas herramientas requieren disponer de datos georreferenciados y generan información espacial en forma de puntos, líneas o polígonos (vectorial), geometrías mejor adaptadas para el análisis de factores discretos, o en forma de superficies continuas estructuradas en píxeles (raster), geometría mejor adaptada para factores continuos (Olaya, 2010).

En nuestro caso la información se ha obtenido de las bases de datos alfanuméricas de la UTCV, así como de los Departamento de Estadística, de Cartografía y de Servicios Veterinarios del Ayuntamiento de Madrid. Dado que, en el momento de iniciar este estudio los datos todavía no se gestionaban con herramientas GIS, esas bases de datos fueron georreferenciadas para su utilización en los GIS. Dicha georreferenciación se ha realizado vinculando la dirección postal de cada evento, con la base de datos de portales georreferenciados proporcionada por el Departamento de Cartografía. Este departamento también nos ha proporcionado la cartografía correspondiente a los distritos y barrios de Madrid.

De entre las herramientas de análisis espacial disponibles para el estudio de la distribución geográfica de patrones puntuales, uno de los más utilizados es la estimación

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

de densidad de Kernel (Chainey *et al.*, 2005; Sabel *et al.*, 2006). Este método permite identificar clusters o zonas con mayor proporción de casos. Se parte de información puntual o lineal y de una malla cuyas celdas adoptan un valor igual a la suma de casos en su interior (Silverman, 1986). En nuestro estudio, a partir de las capas de información integradas en los GIS se ha utilizado este método para cartografiar los diferentes factores y crear un mapa de densidades para cada factor, expresada en unidades por km<sup>2</sup> y con una resolución de 20x20 m.

Por último, de cara a la obtención de un mapa integrado con toda la información disponible, se han ponderado los factores más importantes en orden inverso al obtenido en las encuestas y se han sumado algebraicamente, es decir, se ha creado un nuevo mapa de densidades con la suma de todas las anteriores. Con este mapa se han podido identificar las zonas más expuestas del municipio.

#### 3.3. Resultados

##### *Revisión con profesionales*

Tras las sesiones de brainstorming con los expertos, los factores fueron categorizados y estructurados según se muestra en la Tabla 3.1. Los factores fueron agrupados según su componente ambiental, demográfico, urbanístico, socio-económico, así como con factores medioambientales considerados relevantes, tales como las relacionadas con la gestión de residuos. Se incluyen en la tabla las relaciones existentes entre estos factores y las condiciones necesarias para la proliferación de las ratas (disponibilidad de agua, disponibilidad de comida, cobijo y posibilidad de construir madrigueras).

##### *Encuestas*

De las encuestas podemos concluir que, según los profesionales, el factor que más favorece la aparición de ratas es la “suciedad” (presencia de residuos orgánicos) del alcantarillado. Se detallan a continuación aquellos factores que obtuvieron un score medio superior a 4 (en una escala de 1 a 5)

1. La suciedad del alcantarillado (presencia de residuos orgánicos susceptibles de ser usados como alimentos por las ratas).
2. Problemas en la recogida de la basura

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

3. Presencia de chabolas o infravivienda
4. Suministro de comida a palomas en espacios públicos
5. Presencia de solares y ruinas
6. Suministro de comida a gatos en espacio públicos
7. Alcantarillado en malas condiciones de conservación (roturas y atrancos).
8. Insuficiente número de contenedores de basura
9. Eliminación de alimentos por el inodoro
10. Mala conservación de los edificios
11. Proximidad de mercados, mercadillos u otros centros de alimentación
12. Retardo en la limpieza de las calles.

#### *Cartografía*

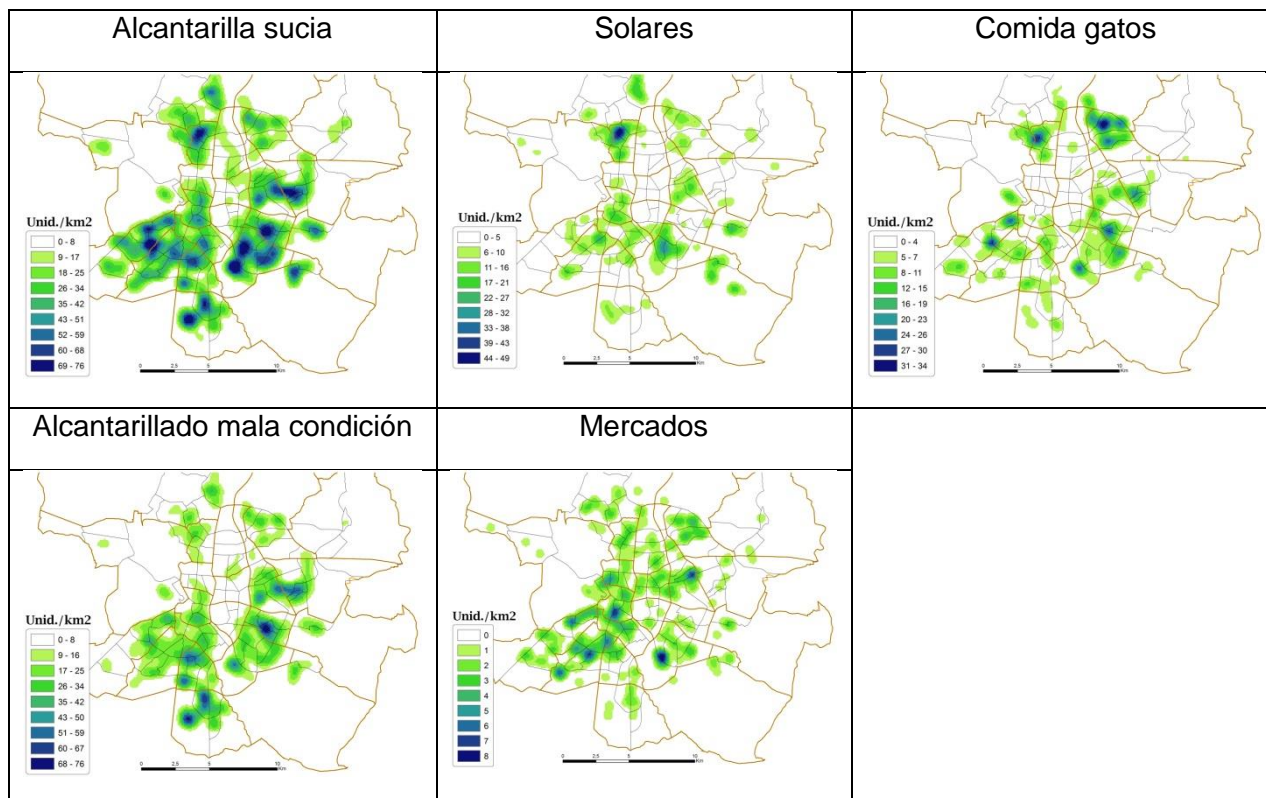
Los mapas de la figura 3.1 muestran la cartografía generada con la información recopilada en los GIS. Ciertos factores no han sido georreferenciados de manera directa como elementos con representación vectorial (puntos) debido a su propia naturaleza; es el caso del retardo en la recogida de la basura, la insuficiencia de contenedores de basura, la eliminación de alimentos por el inodoro o el retardo en la limpieza de las calles. Otras variables también podrían llegar a espacializarse con métodos de posicionamiento y georreferenciación pero requerirían de una inversión de recursos que exceden el alcance del presente proyecto.

En cambio, otros sí han podido ser georreferenciados. Cuando la UTCV hace trabajo de campo recopila información sobre factores ambientales que pueden influir en la aparición de plagas. Esta información se georreferencia en base a la dirección postal y es actualizada con la misma periodicidad con la que la UTCV realiza sus campañas de campo. Es el caso de las alcantarillas en malas condiciones o sucias, los edificios mal conservados, solares y ruinas. Todos los registros de estos factores fueron georreferenciados a una capa de puntos (una por factor). Otros factores como la localización de puntos de suministro de comida de gatos fue obtenida en formato de



### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

texto con coordenadas X e Y, y con ella se creó otra capa de puntos. Por último, el Departamento de Estadística nos proporcionó la localización de los mercados. Esta también fue recopilada en formato de código postal y se georreferenció. Para cada uno de los factores se creó un mapa de densidad.



**Figura 3.1.** Mapas de densidades de los factores cartografiados (unidades por km<sup>2</sup>). Representados los distritos (naranja) y barrios (negro). Fuente: Elaboración propia

Las alcantarillas sucias aparecen con mayor intensidad en los distritos de Latina, Tetuán, Villaverde, Puente de Vallecas, Moratalaz y San Blas. En el eje vertical de la ciudad se aprecia poca intensidad. En cambio las alcantarillas consideradas en malas condiciones se concentran más en la zona sur-sureste en los distritos de Villaverde, Usera y Moratalaz.

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

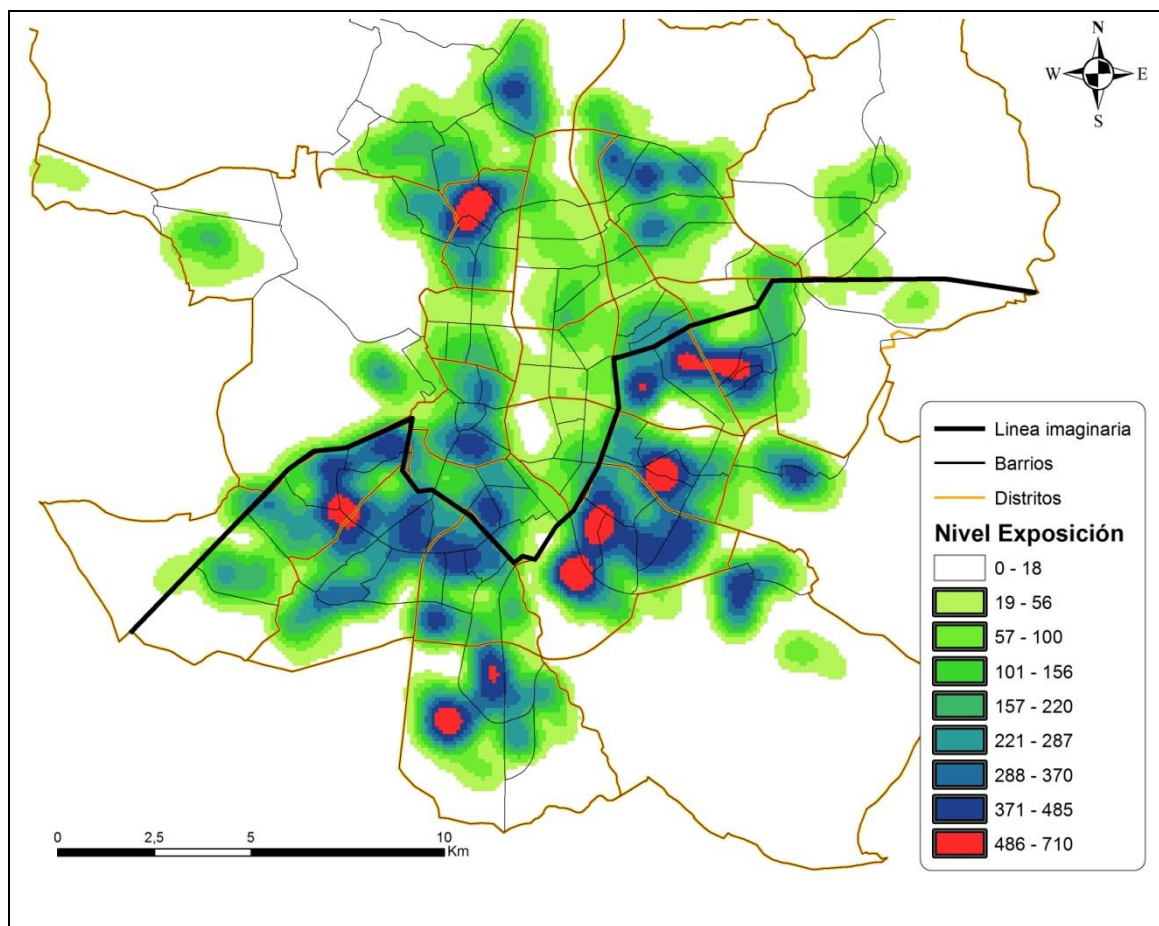
**Tabla 3.1. Factores potenciales que facilitarían la proliferación de ratas.** A: Disponibilidad de agua; C: Disponibilidad de comida; J: Cobijo; M: Posibilidad de crear madrigueras

Categoría	Subcategorías	FACTORES	A	C	J	M	Observaciones	
Medio Ambiente	Cubierta vegetal	Distancia a zona verde		X	X	X		
		Superficie verde en 150m		X	X	X		
		Tipo de cubierta	X	X	X	X	Parques, jardines, descampados...	
	Temperatura	Altas temperaturas						
	Disponibilidad agua	Aguas superficiales	X		X		Márgenes de ríos, fuentes ornamentales...	
		Aguas de alcantarilla	X	X	X	X	Zonas urbanizadas	
Urbanismo	Remodelación	Demoliciones y obras				X		
	Edificación	Diseño y ejecución de obras	X	X	X	X		
		Tipología de vivienda	X	X	X	X		Bloques, con patio, viviendas, unifamiliares...
		Antigüedad			X	X		Conservación de edificios
		Mantenimiento			X	X		Conservación de edificios
		Solares y ruinas	X		X	X		Posibles depósitos ilegales de residuos
	Infraestructura	Alcantarillado	X	X	X			Suciedad, defectuosos, vías de movimiento
		Carreteras y ferrocarriles		X	X	X		Vías de movimiento en superficie
		Red transporte de Metro	X		X			Vías de movimiento subterráneas
		Otras instalaciones soterradas				X		Posible interconexión con alcantarillado/exterior
	Locales	Bares		X	X			
		Tiendas de alimentación		X	X			Individuales
		Mercados		X	X			Instalaciones colectivas
Demografía	Densidad de población	Alta		X	X			
		Baja		X	X			
Socio económico	Vulnerabilidad	Perfil socioeconómico	X	X			Inmigración, zona de chabolas	
	Renta per cápita	Renta per cápita				X	Vulnerabilidad socio-económica	
	Desempleo	Desempleo				X	Vulnerabilidad socio-económica	
	Estructura poblacional	Personas mayores				X	Menos ingresos y movilidad, más vulnerables	
Gestión de residuos	Basura orgánica	Gestión propia del ciudadano		X			Eliminación residuos orgánicos por inodoro	
				X			Almacenamiento y deposito temporal de basuras	
		Gestión municipal		X			Sistema de recogida, y gestión de RSU	
				X			Frecuencia y modo de limpieza vía pública	
Otros	Alimentación animales (vagabundos/silvestres)	Gatos	X	X		X	Recursos alimenticios	
		Palomas		X		X	Recursos alimenticios	

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

Según se aprecia en el mapa de densidades el suministro de comida a gatos se produce sobre todo en Tetuán, Hortaleza, Latina.

Los solares identificados muestran una densidad menor que los factores anteriores afectando especialmente a la mitad norte de la ciudad (Distrito de Tetuán). En cambio los mercados se concentran más en la parte del sur, en Puente de Vallecas, Carabanchel y Centro.



**Figura 3.2.** Mapa de exposición final con la suma de los factores ponderados, y la línea de la pobreza (en negro). Fuente: Elaboración propia

El resultado final muestra la suma de las densidades de los factores cartografiados (Figura 3.2). De esta manera se han podido identificar las zonas de mayor exposición en la ciudad ante la proliferación de ratas. De este mapa podríamos concluir que las zonas más vulnerables serían Latina, Villaverde, Tetuán, Puente de Vallecas, Moratalaz y San Blas.

#### 3.4. Discusión

Los resultados de la encuesta reflejan la multifactorialidad del problema. De la misma se desprende que existirían dos grupos de factores críticos, las referidas a disponibilidad de alimentos así como las relacionadas con las oportunidades de obtener protección-cobijo.

La disponibilidad de alimentos es un factor clave de atracción y de proliferación de ratas. Los roedores son animales r-estrategas y omnívoros extremos (Sabel *et al.*, 2006), por lo que el acceso a comida resulta un factor limitante de especial importancia (Bonney *et al.*, 2008). Esta necesidad sería precisamente, la que las conduce a aproximarse a los asentamientos humanos donde encuentran abundantes recursos. La alta densidad de alcantarillas sucias (Figura 3.1) podría proporcionarnos una idea de los hábitos de los residentes en esas zonas o la falta de limpieza, mientras que la zona de poca densidad que se aprecia en el eje vertical identifica un gran vial (el Paseo de la Castellana), donde el tránsito de vehículos es importante y la acumulación de sustancias orgánicas es menor. El mapa de alcantarillas en mal estado muestra una aglomeración de zonas conflictivas en el sur y según datos del Ayuntamiento coincide con zonas socio-económicamente más desfavorables.

Respecto a las basuras urbanas y según la información inferible a partir de los estudios del municipio de Madrid, el factor limitante no sería tanto su volumen sino la disponibilidad (accesibilidad) de estos residuos como alimentos para las ratas aunque según otros estudios el exceso de basura sí influye en las poblaciones y el problema se agrava si el cebo se aplica inadecuadamente en el alcantarillado (Batterby *et al.*, 2002; De Masi *et al.*, 2009). Por este motivo, resulta fundamental mantener en buen estado el sistema de alcantarillado (hábitat frecuente de ratas urbanas) evitando que la basura o restos de alimentos (eliminada por sumideros e inodoros) llegue a ellos. En este sentido, es importante gestionar de manera cuidadosa e integral los residuos sólidos urbanos (RSUs).

Las ratas viven en los sistemas de alcantarillado, especialmente en sus componentes más próximos e interconectados con edificios, lo que explica que los desagües defectuosos y el envejecimiento de las infraestructuras del alcantarillado estén vinculados a las infestaciones de ratas (Sacchi *et al.*, 2008; Batterby, 2002; Langton *et*

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

*al.*, 2001). Por ello, el correcto diseño, un buen estado de limpieza y conservación de las alcantarillas serían factores determinantes a la hora de impedir el acceso de las ratas a interiores. Hay que tener en cuenta que los roedores destacan por su capacidad para detectar, explorar sistemáticamente y acceder por cualquier orificio o espacio existente tanto en puertas, ventanas, fachadas, conductos de ventilación, etc. (Mourier *et al.*, 1979).

Por otro lado, las ratas poseen la habilidad de refugiarse en espacios diversos (edificaciones) (De Masi *et al.*, 2010), lo que les permite pasar desapercibidas y a la vez protegerse. De esta forma y en teoría, las edificaciones antiguas serían más susceptibles de ser infestadas que las modernas. No obstante, esta cuestión debería tomarse con cautela en la medida que ciertos diseños modernos de edificios podrían resultar proclives a la colonización por plagas y a su posterior propagación interior. Asimismo, el proceso de ejecución de las obras no siempre incluye un plan de prevención de plagas adecuado. La pro-actividad en la conservación juega por tanto un papel muy importante y por esta razón, las condiciones socioeconómicas desfavorables podrían agravar el problema al limitar estos recursos.

Algo similar ocurre con respecto a solares y descampados. Estos lugares proporcionarían a menudo oportunidades interesantes de refugio para las ratas, normalmente debido a factores asociados a una gestión negligente (depósitos de basuras, acúmulos de escombros, sobrecrecimiento de maleza, etc). El mapa muestra una clara distribución periférica afectando sobre todo a Tetuán. Esto podría estar correlacionado con la mayor presencia de espacios semiurbanizados.

Los mercados y otras instalaciones donde se almacenan y/o procesan alimentos son espacios con un doble interés en prevención y control de poblaciones de ratas: el derivado de la necesidad de someterlos a protección especial frente a éstas (salud pública – seguridad alimentaria) y el resultante del mayor riesgo ambiental perimetral, asociado a la mayor generación de basuras.

En relación con la dinámica de población hay que tener en cuenta el teórico elemento de control derivado de la depredación y competición inter-especies (depredación) así como otros factores intraespecíficos (territorialidad, competición por la explotación de los recursos, etc). Aunque dicha depredación ha sido citada como un elemento que afectaría

### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

al comportamiento de las ratas (Macdonald *et al.*, 1995), ello no parece ser un elemento de control significativo en ciudad a juicio de los autores. Así, parece que la depredación por perros y gatos no tiene ningún efecto apreciable en la densidad de roedores en zonas urbanas (Calhoun, 1962). Todo ello lleva a la hipótesis que el control humano de los roedores es probablemente el principal mecanismo por el cual las poblaciones de estos animales pueden mantenerse bajo control (Bonney *et al.*, 2008). Calhoun (1962) concluye que las manzanas de la ciudad con presencia habitual de perros y gatos callejeros también presentan de manera simultánea alta densidad de ratas. Por lo tanto, la presencia de gatos en libertad y las ratas en las zonas urbanas parecen estar positivamente correlacionadas, tal vez debido a un beneficio común derivado del acceso a los residuos de alimentos (Langton *et al.*, 2001). Además, la presencia de animales de compañía puede dar lugar a la provisión de alimentos adicionales y refugio para los roedores (Langton *et al.*, 2001; De Masi *et al.*, 2010). Las encuestas dejan de manifiesto estos hechos al asignar importancia a los lugares donde se alimenta a gatos y palomas.

En cuanto a la distribución de los puntos de alimentación de gatos, destaca la distribución periférica que muestran, concentrándose sobre todo en el norte. Esto puede ser debido a la propia biología del animal, el diseño urbano y por elementos causales que afectan más a las zonas periféricas.

Por último, el chabolismo y la infravivienda, como sistema de asentamiento humano, constituiría un factor determinante para la proliferación de ratas ya que en el mismo se conjugan todos los factores más críticos que generan los riesgos más intensos de plagas (viviendas deficientes y poblaciones en situaciones de vulnerabilidad sanitaria, social y económica) (Batterby *et al.*, 2002; Colvin *et al.*, 1999).

A pesar de que en la Tabla 3.1 aparecen mencionados más factores que los discutidos posteriormente, los autores no han creído necesario extenderse sobre aquellos factores cuya importancia, según los resultados de las encuestas, es baja o muy baja.

En cuanto a la cartografía, la ausencia y la descentralización de los datos, además de la falta de estandarización, provoca la casi inexistencia de cartografía oficial sobre el tema y, en su caso, la falta de estandarización que permita una comparación de información de valor científico. Con el objetivo de suplir esta deficiencia y de abrir puertas a futuros análisis espaciales en donde puedan tenerse en cuenta los resultados de este estudio, la



### 3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo

---

recopilación de datos por parte de la UTCV y otros departamentos del Ayuntamiento nos ha permitido georreferenciar y cartografiar algunos factores, lo que a su vez ha permitido sintetizar una primera cartografía de exposición para la ciudad de Madrid. Estos trabajos han impulsado asimismo las estrategias corporativas del Ayuntamiento de Madrid en materia de gestión de plagas de manera que, actualmente, la aplicación de los GIS es sistemática en su gestión (Cámara *et al.*, 2008).

Si analizamos el último mapa (Figura 3.2) podemos ver que la zona sur de la periferia concentra la mayoría de los *hot-spots*. Según se ha contrastado con expertos del Ayuntamiento estos puntos podrían estar relacionados con apariciones de ratas, lo que daría validez a los factores identificados. Pero esta suposición debería contrastarse con datos científicos. En base a nuestros datos, con la excepción del caso de Tetuan, todos los demás puntos conflictivos se concentrarían debajo de una línea imaginaria que divide la ciudad en aproximadamente dos mitades, norte y sur (Figura 3.2). Esta línea coincide con estudios realizados por el Ayuntamiento de Madrid donde utiliza factores socio-económicos para definirla (Comunidad de Madrid, 2010).

#### 3.5. Conclusiones

El principal objetivo de este estudio consistía en determinar los factores que más influyen en la proliferación de ratas en medios urbanos y espacializarlos para de esta forma posibilitar una gestión del problema más completa y eficiente.

Ambos objetivos se han cumplido con la colaboración de los expertos y profesionales encargados de la gestión y control de las plagas urbanas en Madrid. La UTCV del Ayuntamiento de Madrid cuenta con más de 100 años de experiencia en la lucha contra las plagas animales urbanas por lo que la opinión de sus agentes ha constituido una aportación invaluable.

El criterio prevalente entre los profesionales experimentados en gestión de plagas del Ayuntamiento de Madrid puede resumirse en el carácter multifactorial del problema. Futuros trabajos deberán profundizar en el estudio estadístico, parametrización y de determinación del peso específico (factores ponderados) que jugaría cada una de éstas en la etiología, la prevención y en el control de situaciones potenciales o consolidadas de plaga.

### **3. Identificación y cartografiado de los factores de riesgo**

---

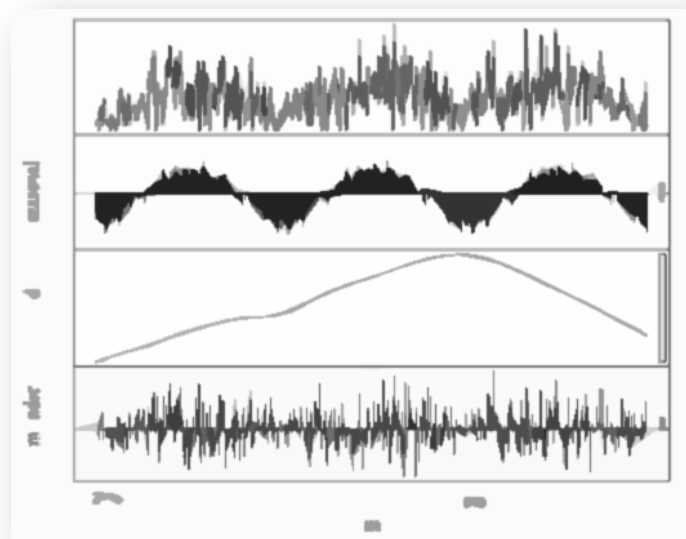
Por otro lado, desde el punto de vista metodológico, la importancia de utilizar los GIS a la hora de gestionar las plagas y apoyar los procesos de toma de decisiones queda evidenciada por las posibilidades de análisis espacial y de integración de factores que el modelo georreferenciado posee. Desde un punto de vista temático, la cartografía muestra cómo, en la Ciudad de Madrid, los factores más influyentes se circunscriben en algunas zonas conflictivas, lo que permite concentrar esfuerzos y maximizar recursos en esas zonas concretas, lo que redundaría en una mejora de las condiciones de salud ambiental de toda la ciudad. Dada la existencia en el Ayuntamiento de Madrid de una base de datos que recoge los avisos de ratas que recibe el Servicio de Salud, futuros trabajos deberían explorar la fiabilidad de los mapas de exposición producidos con la distribución de los avisos.



## Capítulo 4

# Temporal distribution and weather correlates of Norway rat (*Rattus norvegicus*) infestations in the city of Madrid, Spain.

Tamayo Uria I, Mateu J Mughini, Gras L<sup>5</sup>



---

<sup>5</sup> Manuscript publicado: Tamayo Uria I, Mateu J, Mughini Gras L. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat (*Rattus norvegicus*) infestations in the city of Madrid, Spain. *EcoHealth* 2013; 10(2):137-44.



## 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

### 4.1. Introduction

The Norway rat (*Rattus norvegicus*) is one of the most successful mammals on Earth, being present wherever humans live, particularly in urban areas, where they represent not only a nuisance, but also a significant public health and economic concern (Childs, 1986; Langton *et al.*, 2001; Battersby *et al.*, 2002; Bonnefoy *et al.*, 2008). Norway rats (hereinafter referred to simply as “rats”) are indeed potential carriers of several human and animal diseases, acting as both infected hosts and as hosts for arthropod vectors. Moreover, the incessant gnawing and burrowing rat activities can cause dangerous structural damages and economic losses (Bonnefoy *et al.*, 2008).

The great adaptability of rats to varying environmental conditions means that they can establish and proliferate wherever there is available food, water and shelter (Whitaker, 1980; Nowak *et al.*, 1999). This is particularly evident in urban areas, as the urban milieu provides rats with an abundance of supportive resources, favourable climatic conditions and protection from predation (Bonnefoy *et al.*, 2008). Urbanization is an ever-growing, and virtually irreversible, process that leads to pronounced environmental changes that significantly alter the structure and function of natural ecosystems. This impoverishes ecological services for humankind, including the long-term capacity of effectively controlling urban pest populations (Morello *et al.*, 2000).

In many parts of the world, there has been a rapid expansion of urban areas at a rate much faster than that with which municipal environmental services are able to cope. Moreover, citizen expectations for quality-of-life increase constantly, accentuating the need for the implementation of novel control programmes that account for sanitary, environmental, economic and aesthetic issues. Current difficulties in effectively controlling urban rats are also the result of overreliance on rodenticides as the sole control means (Mughini Gras *et al.*, 2012). To manage these rodents in a sustainable way, the so-called ecologically based integrated rodent pest management (EBIRM) framework nowadays offers a series of potentialities, constraints and challenges for the pest manager to deal with (Frutos, 1994; Colvin *et al.*, 1999; Koul *et al.*, 2007). In the multidisciplinary approach proposed by the EBIRM, control programmes should rely primarily on the understanding of ecological relationships between rodents and their environments, with emphasis on the processes that may influence rodent populations in the managed ecosystem. Although most EBIRM programmes have been based on short-

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

term experiments without much consideration of their long-term consequences on the ecosystem, they have proved to be able to raise the profile of rodent management in both rural (e.g. White *et al.*, 1998; Singleton *et al.*, 2003) and urban areas (e.g. Colvin *et al.*, 1999; Fernández *et al.*, 2007), with associated economic analyses indicating promising positive outcomes (e.g. Davis *et al.*, 2004). However, what has often been lacking was sound ecological information from basic research on the rodent species to be managed (Singleton *et al.*, 1999).

It has been shown that the local environment plays an important role in determining varying levels of rat infestation in urban areas (e.g. De Masi *et al.*, 2009); thus, to implement sustainable urban rodent management strategies that are ecologically grounded, it is extremely important to investigate the ecological complexity of the urban milieu with regard to murine infestations, for which research models are generally seldom reported (Cavia *et al.*, 2009). A first step towards understanding rat dynamics in urban ecosystems consists of outlining the temporal structure of urban rat infestations and identifying potential weather factors associated with such infestations. While in rural and natural settings the environment is subject to radical changes driven by weather so that resources used by rats (and consequently their population sizes) tend to be largely exogenously timed, the urban environment is relatively stable; thus, the impact of weather on urban rat populations is generally believed to be limited (Colvin *et al.*, 1999). Indeed, in urban areas, weather conditions seem to influence the behaviour of existing rat populations more than their size. For instance, it has been reported that weather conditions in which urban rats could possibly pass unnoticed, such as fog and rainfall, may encourage rodent movements and bait consumption, vice versa with a cold weather (Patergnani *et al.*, 2010). Moreover, indoor rat infestations appear to be more common in the winter, most likely because rats move indoors to escape cold, wet weather (Himsworth *et al.*, 2012).

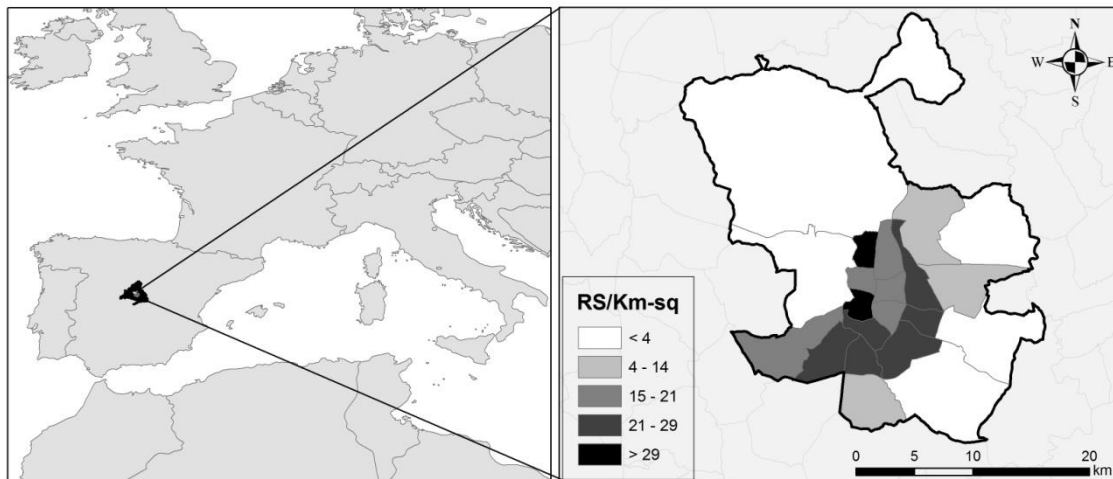
The aim of this study was to investigate the temporal distribution of Norway rat infestations in the city of Madrid, Spain, and to test for their association with three weather variables (temperature, relative humidity and precipitation). This information aims at generating ecological insights potentially able to support local authorities in implementing newly tailored EBIRM programmes in urban environments.

## 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

### 4.2. Materials and methods

#### *Study area*

The study area comprised the city of Madrid (latitude 40°25' North, Figure 4.1), which has an average altitude of 655 m above sea level and is characterized by a typical Mediterranean-type continental climate. In 2009, the total population was approximately 3.2 million inhabitants (INE, 2001).



**Figure 4.1.** Geographical localization of the city of Madrid (Spain) and the choropleth map showing the number of rats sightings per km<sup>2</sup> in each district of the city.

#### *Data sources*

The Technical Unit for Vector Control (TUVC) of the Municipality of Madrid is in charge for the management of pest problems within the municipal territory. When a sighting of a pest, including rats, is reported by citizens to the TUVC, information about the location, day and person reporting the sighting is collected by the TUVC staff and entered in a database dedicated to this type of citizen complaints. While citizens are generally aware of this municipal pest control service, no special sensitization or awareness programme is currently in place. Each reported pest sighting corresponds to an individual record (entry) in this database. Pest reports are processed daily and validated by the TUVC staff by inspecting the locations where the pest sightings have been reported from and, if necessary, by implementing appropriate control measures.

For the purposes of this study, we conducted a retrospective temporal analysis of rat sightings reported to, and subsequently validated by, the TUVC of Madrid from 1 January 2006 to 31 December 2008. Rat sightings were considered as indicators of

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

evident rat infestations, i.e. infestations that were likely to have exceeded the average human tolerance limits beyond which rats become pests and control measures are usually reactively implemented. It is indeed easy for urban rat infestations to build up without ever noticing a rat as their primarily nocturnal habits tends to keep them away from the sight of people. As a consequence, citizens generally do not realize they have a rat problem until rat densities reach a given level, as it has been noticed in rural areas as well (Brown *et al.*, 2003). However, tolerance to rat presence also depends on factors related to the local environmental context, socioeconomic status and individual sensitivity. In this regard, citizen-reported rat sightings reflect in themselves such tolerance limits.

Data on daily minimum, mean and maximum temperature (°C), daily total precipitation (mm) and relative humidity (%) at 7:00, 13:00 and 18:00 were obtained from the Spanish Meteorological Agency (AEMET, 2010) for the entire study period.

##### *Data analysis*

The daily time series of rat sightings (hereafter interchangeably referred to as "rat infestations") was decomposed using a moving average analysis to extract its notional components: 1) the 3-year trend (long-term variation); 2) the seasonal trend; and 3) the residual pattern (random or irregular variations) (Sio-Iong Ao, 2010).

Associations of exogenous factors with rat infestations were investigated using a time series Poisson generalized linear model (GLM) with a log link function (Breiman *et al.*, 1985). The Poisson GLM was developed using a standardized protocol (Katsouyanni *et al.*, 1996). To control for unobserved covariates with a systematic behaviour in time, we included a linear trend to control for long wavelength variations, sinusoidal terms to control for seasonality, and dummy variables for the day of the week to control for weekly variations as well as to identify those days of the week when the workload of the TUVIC of Madrid is significantly heavier than others. Weather covariates were first tested univariately and included in a multivariate model built in stepwise fashion based on those covariates that avoided multicollinearity and minimized the Akaike Information Criterion (AIC). Newey-West heteroskedasticity- and autocorrelation-consistent (HAC) standard errors were used to account for the extra-heterogeneity of

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

variance and the temporal dependence in the data. To examine lagged effects of weather variables, several lags were also tested but these were not significant and their inclusion did not improve the model. Once the best-fitted model was identified, we tested for normality of residuals using the Kolmogorov-Smirnov test and for residual autocorrelation using autocorrelation function plots.

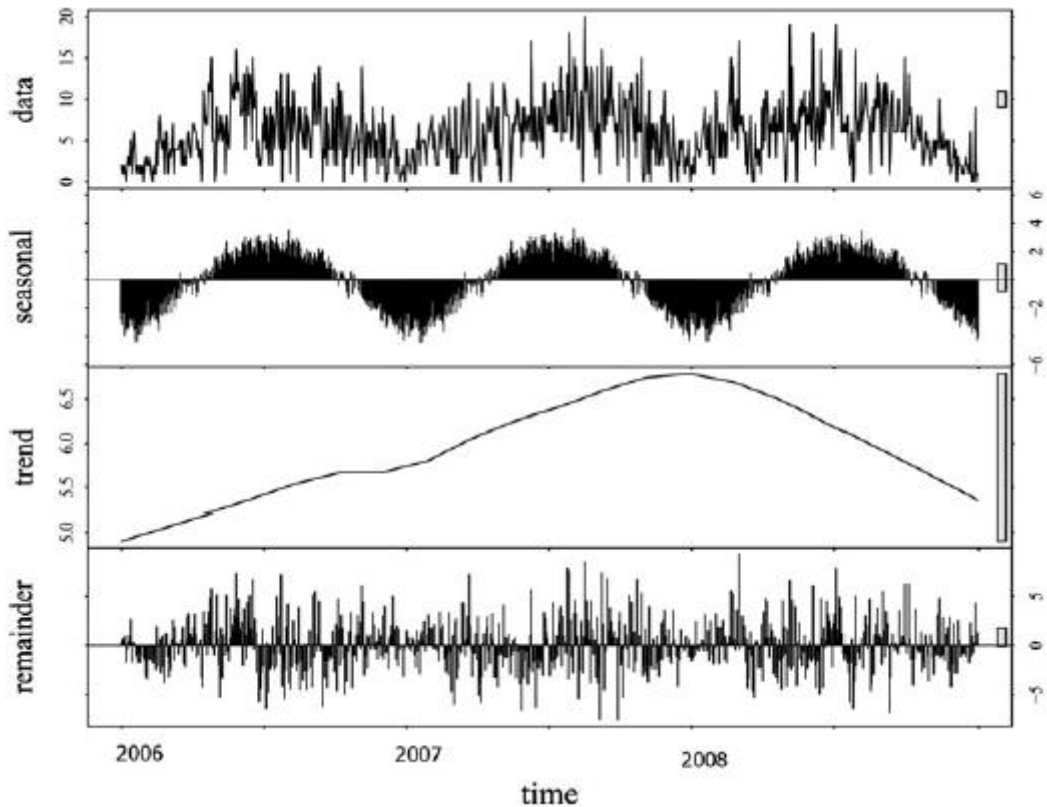
A model using the data from 2006 to 2007 was also constructed and data for the year 2008 were used to test the forecasting ability of the model. Statistical analysis was performed using the R statistical environment; statistical significance was set at  $p < 0.05$ .

#### 4.3. Results

Rat sightings reported during the weekends (Saturday and Sunday) and public holiday periods were uncommon (<1% of all sightings) and skewed positively their distribution; thus, these were excluded from the analysis. After excluding the weekends and public holiday periods, a total of 4689 rat infestations were reported to the TUVIC of Madrid from 2006 to 2008. These accounted for 29% of the total number of pest reports during the entire study period. The annual number of rat infestations was 1406 in 2006 (44 reports per 100,000 human population), 1657 in 2007 (53) and 1626 in 2008 (50). The daily mean number of reported rat infestations during the entire study period was 6 ( $\pm 3.6$  standard deviation).

The temporal distribution of rat infestations (Figure 4.2) showed a marked seasonality, peaking in the summer (particularly in August) and decreasing in the winter (particularly in December/January), while the 3-year trend showed an increase from 2006 to 2007 and a decrease later in 2008.

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat



**Figure 4.2.** Notional components of the temporal distribution of Norway rat infestations in Madrid, Spain, from 2006 to 2008: original data, seasonal pattern, 3-year trend and residual pattern (remainder) of the daily time series. The units in the vertical scales are rat sightings.

The best-fitted GLM included a linear trend, sinusoidal terms up to the second order, dummy variables for each day of the week (using Friday as reference), linear terms for minimum temperature, relative humidity at 18:00 and precipitation (Table 4.1). There was a significant effect of the day of the week, with a peak of rat sightings reported on Monday. A significant seasonal pattern was confirmed by the model. Minimum temperature and relative humidity were positively correlated with rat infestations, whereas the correlation with precipitation was negative.

The estimated/expected series of rat infestations from the model fitted well the observed series for the period 2006-2008 (Figure 4.3). In the diagnosis of the residuals of the model, a random distribution was observed with no autocorrelation; model residuals were also approximately normally distributed (Kolmogorov-Smirnov test,  $p = 0.075$ ).



#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

**Table 4.1.** Exponentiated coefficients and their 95% confidence intervals (CI) obtained by the GLM Poisson for urban Norway rat infestations in Madrid, Spain (daily time series from 2006 to 2008).

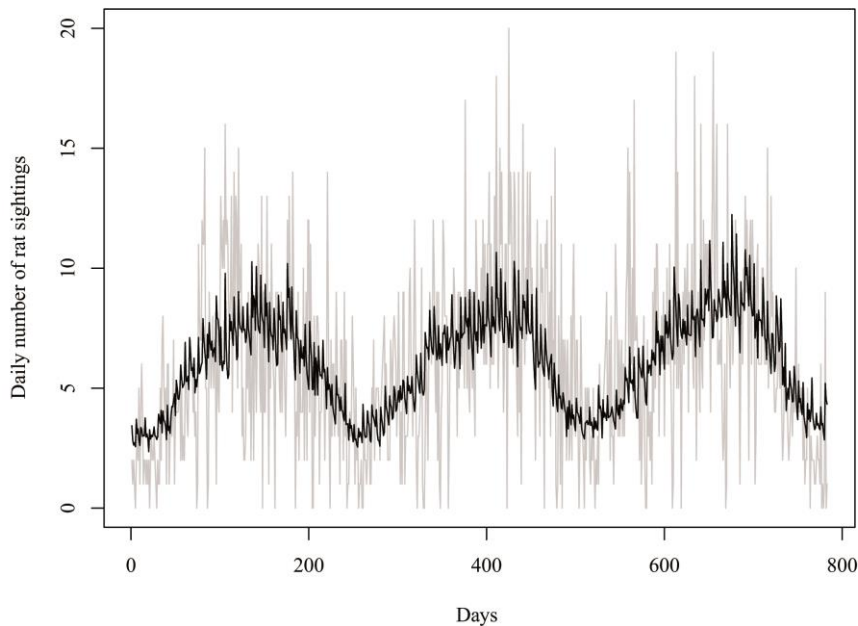
Variable	Exponentiated coefficient* (95% CI)	P value
Linear trend	1.090 (1.027-1.158)	0.005
Sine	1.001 (0.940-1.067)	0.969
Cosine	0.791 (0.699-0.894)	<0.001
Sine 2	0.975 (0.884-1.075)	0.605
Cosine 2	0.901 (0.868-0.935)	<0.001
Day of the week		
Monday	1.287 (1.240-1.337)	<0.001
Tuesday	1.116 (1.000-1.247)	0.050
Wednesday	1.089 (1.014-1.171)	0.020
Thursday	1.044 (0.998-1.098)	0.063
Friday	Reference	-
Minimum temperature (°C)	1.003 (1.002-1.004)	<0.001
Relative humidity (%)	1.002 (1.000-1.005)	0.047
Precipitation (mm)	0.999 (0.999-1.000)	0.041

\*>1: positive association; <1: negative association.

The estimated/expected series of rat infestations from the model fitted well the observed series for the period 2006-2008 (Figure 4.3). In the diagnosis of the residuals of the model, a random distribution was observed with no autocorrelation; model residuals were also approximately normally distributed (Kolmogorov-Smirnov test,  $p = 0.075$ ).

## 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---



**Figure 4.3.** Observed series of Norway rat infestations (grey line) together with the estimated series from the model (black line).

### 4.4. Discussion

In this study, the temporal distribution of rat infestations in Madrid, a major capital city of Southern Europe, was outlined and weather correlates of such infestations were identified, providing an ecological basis to inform decision makers engaged in preserving urban ecosystem health in the Western world, a goal that has important long-term implications achievable through collaboration with local government bodies and citizens themselves.

Urban rat populations do fluctuate in size over both multiannual and seasonal time scales (Channon *et al.*, 2000), an aspect of their biology that follows from a favourable to a less favourable breeding season combined with a relatively short lifespan. In this study, the annual number of rat infestations seemed to be relatively stable from 2006 to 2008. However, the 3-year trend showed a tendency towards decline when disentangled from the other temporal components (seasonal trend and irregular pattern). Although our time series is probably not long enough to draw firm conclusions, this observation

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

lends weight to the suggestion that the underlying long-term trend of urban rat infestations may be masked by other temporal patterns.

We also found a pronounced seasonal component in rat infestations. Although urban rats can reproduce throughout the year (Mourier *et al.*, 1979) there may be marked seasonal preferences leading to very large fluctuations in rat abundance within a single year, with individual peaks in the summer (Vadell *et al.*, 2010), spring and autumn (Sacchi *et al.*, 2008). This study suggests that the summer is the most suitable season of the year for urban rats to come out of their burrows and hidden pathways and be sighted by the citizens of Madrid. This may be due not only to the seasonal increase in the overall rat population related to periodic oscillations in exposure to a variety of biotic and abiotic factors that may favour the expansion of rat colonies to a level that may account for the frequent sighting of their members, but also to the greater propensity of citizens for outdoor activities during the warmest season of the year, which cannot be excluded to have increased the chance of noticing the presence of rats. This is in accordance with our other finding indicating that increasing minimum temperature and relative humidity increased the number of reported rat infestations, supporting a previously formulated hypothesis that a warm and humid weather may favour urban rat movements, whereas a cold environment would instead discourage rats to come out from their burrows to search for food (Patergnani *et al.*, 2010).

Precipitation was negatively associated with rat infestations. Scarce rainfall has been found to decrease the amount of food available to rodents in rural areas and consequently to reduce their population sizes (Retana *et al.*, 2003). However, this does not seem to be the case of urban areas, as the urban milieu usually provides rats with an abundance of (alternative) trophic resources that may compensate the lack of naturally occurring rainfall events. Nevertheless, it may be argued that sewers and other underground harbourages may flood when it rains, forcing rats to come out, and even migrate in case of permanent and semi-permanent flooding, making it easier to sight them (Epstein, 2001). A possible explanation of our finding is suggested by Patergnani *et al.*, (2010), who hypothesized that rainfall events proxies for situations where there is a general reduction of human outdoor activities; thus, rats would be more likely to pass unnoticed and relatively undisturbed in such occasions. If this hypothesis holds, our

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

weather variables would explain much of citizens' behaviour regarding the rat problem rather than explaining the influence on the rats themselves. This is also indicated by the fact that hardly any rat was sighted during the weekends and holiday periods, suggesting that societal habits play a paramount role in determining varying levels of public awareness and perception towards the rat problem and the consequent workload for the pest manager.

The level of complaints about rats reported to the TUVV may not always in itself mean an increased rate of infestation, nor an increase in the overall rat population, but it could also merely reflect more frequent rat sightings during daytime as a result of changes in local rat behaviour or reduced tolerance by some members of the public (Battersby *et al.*, 2002). Nevertheless, evidence that weather affects the morphophysiological and behavioural development of rats (Villareal *et al.*, 2007) as well as rat activity (Vickery *et al.*, 1981) is unquestionable. Therefore, further studies based on data less influenced by human habits are needed to support the hypotheses generated by our results.

In the GLM, temporal patterns of trend and seasonality, including the peaks, visible in the observed series of rat infestations were adequately described in the predicted series and were invisible in the residuals. This indicated that there was no underlying structure affecting the reliability of results and that the series was effectively accounted for by the considered exogenous factors, with no measurable dependence on intrinsic features of the daily counts of rat sightings. This is particularly likely for our data, where, except in cases of unusually large rat infestations with some media coverage, the individual sightings are sporadic and unrelated in time. However, it is possible that the observed temporal pattern of rat infestations may also depend, to some extent, by the spatial distribution thereof. Future studies in this field will therefore focus on analyses that investigate the space-temporal nature of urban rat infestations.

#### 4.5. Conclusions

This is the first study that describes the temporal distribution of Norway rat infestations in the city of Madrid and detects significant associations with temperature, humidity and rainfall using a time series multivariate modelling approach. This allowed for the

#### 4. Temporal distribution and weather correlates of Norway rat

---

identification of previously unrecognized time periods that are more prone to rat infestations than others and for the characterization of temporal and seasonal patterns thereof using a selection of weather predictors. However, because of the evident interaction of weather and human outdoor activities, it seems challenging to disentangle the effect of weather on rat activity, which is only possibly reflected by rat sightings. The same may be true for the impact of weather on food availability and rat population size. Therefore, hypotheses generated by this study are in need of further (field) investigations based upon independent data, particularly through the implementation of ad-hoc rat surveys and/or more in depth observational studies. Armed with such supportive knowledge, we will be able to focus on disentangling the major factors limiting the expansion of rat populations (Singleton *et al.*, 1999). By then, our model (fitted to unbiased data) is expected to be useful for local authorities in planning effective and targeted EBIRM programmes, and possibly generating economic benefits as in rural areas (Davis *et al.*, 2004).

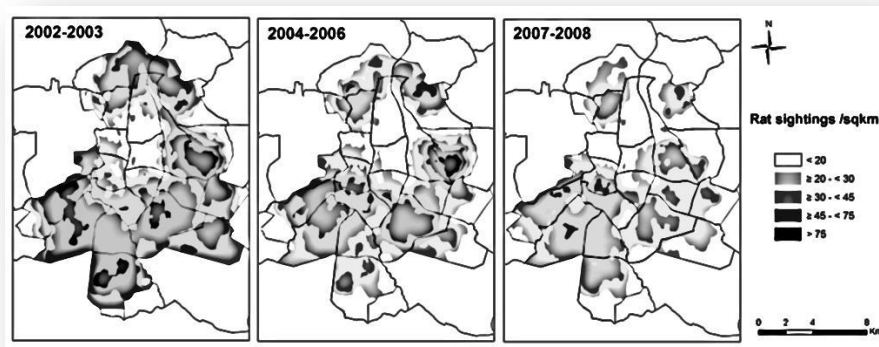
There have been few studies aimed at investigating ecological dynamics of rat populations in urban areas (e.g., Traweger *et al.*, 2006). This is mainly because, historically, the urban milieu does not allow for significant ecological considerations to be drawn due to the strong human influence (Colvin *et al.*, 1999). Consequently, little is known about the weather factors associated with rat infestations in urban ecosystems. Knowledge of these aspects is imperative for planning effective EBIRM programmes, as the implementation and assessment of efficacy of such programmes require understanding of the ecological processes that may regulate rat populations in field conditions. In this regard, information provided by this study may help in understanding rat population dynamics in urban ecosystems. EBIRM practitioners can apply control programmes that take into account this kind of ecological information where ecology has to play an important role that cannot be summarily ignored. A focused agenda based on these ecological concepts with specific priorities and strategic plans, which are designed with citizens' needs and practical implementation aspects in mind, should be targeted to the combined decrease of public health, environmental and economic risks posed by rats in the urban milieu.



## Capítulo 5

# Risk factors and spatial distribution of urban rat infestations

Tamayo Uria I, Mateu J, Escobar F, Mughini Gras L<sup>6</sup>



<sup>6</sup> Manuscript publicado (online ahead of print): Tamayo Uria I, Mughini Gras L, Mateu J, Escobar F. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestations. Journal of Pest Science. DOI: 10.1007/s10340-013-0530-x (artículo en prensa).





### 5.1. Introduction

The control of urban rat infestations, particularly those caused by the Norway rat (*Rattus norvegicus*) and the black rat (*R. rattus*), has primarily been seen as a matter of protecting public health and safety, as well as preserving urban ecosystem integrity. Rat feeding habits are highly destructive and their nesting behaviours can compromise the structure and functionality of infested premises. Squalor and fear generated by rats are embedded in human culture, encompassing medical, social and emotional dimensions. Recent developments in the field of rat-borne infections and other threats, such as allergies, injuries and psychological discomfort caused by the exposure to rats and their excreta (Bonney *et al.*, 2008), have led to a renewed interest in the environmental factors that may increase the risk of experiencing urban rat infestations (Langton *et al.*, 2001; Traweger *et al.*, 2005; Channon *et al.*, 2006; Traweger *et al.*, 2006; De Masi *et al.*, 2009; De Masi *et al.*, 2010; Tamayo Uria *et al.*, 2013), as well as those affecting the applied control measures (Patergnani *et al.*, 2010; Mughini Gras *et al.*, 2012). It is therefore becoming increasingly evident that urban rat infestations are the result of multiple factors that may eventually allow urban rat colonies to establish and proliferate to a level that exceeds human tolerance limits, resulting in the onset of a pest problem.

Although rats may adapt to live in virtually all habitats, including the urban milieu, some inner city areas have shown to exhibit significantly higher amounts of rat activity than others, the so-called “hot-spots” (Channon *et al.*, 2006). This suggests that the distribution of urban rat colonies is structured and that there are factors that make certain areas more prone to rat infestations than others. For instance, a strong correlation has been found between rat infestations and areas where problems of litter, vandalism, poor socioeconomic conditions, dishevelled green areas, neglect and vacant buildings are widespread (Langton *et al.*, 2001; Traweger *et al.*, 2006; De Masi *et al.*, 2010). Age and density of dwellings are also important factors that may influence urban rat infestations (Langton *et al.*, 2001; Bonney *et al.*, 2008). People, however, may exercise varying degrees of control over these factors, including the amount of food, water and shelter available to rats. Moreover, the behaviour of rat populations may vary from city to city due to the local environmental conditions. The identification of factors associated with an increased risk of urban rat infestations is important for effectively

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

targeting intervention efforts to high-risk situations, and in many parts of the world this is already considered in rat management interventions. There have been several documented instances of successful application of ecologically-based integrated rodent management programmes in urban areas. These programmes posit that control activities should rely primarily on the understanding of relationships between rodents and their environments, with emphasis on the processes that may regulate rodent populations in the managed ecosystem (Frutos 1994; Colvin and Jackson 1999; Koul and Cuperus 2007). Indeed it has been shown that gaining a better understanding of the environmental factors that favour infestation is able to raise the profile of rodent management in both rural (e.g. White *et al.*, 1998; Singleton *et al.*, 2003) and urban areas (e.g. Colvin and Jackson 1999; Fernández *et al.*, 2007), with associated economic analyses indicating promising outcomes (Davis *et al.*, 2004). A shift from managing rats to managing "ratty" environments as a means for controlling rat populations is therefore increasingly advocated.

With a focus on the urban area of the city of Madrid, Spain, the aims of this study were to: 1) investigate possible associations between the level of rat infestation and a selection of environmental factors that may guide future management efforts to areas prone to experiencing rat infestations; and 2) develop risk maps for rat infestation in order to identify *hot-spots* of rat activity on which control efforts should primarily be targeted. This is expected to provide local authorities with a practical tool to support the implementation of long-term policies for urban rat control programmes that are structured in a more effective and sustainable way. Moreover, so far no quantitative information on the risk factors and spatial distribution of urban rat infestations has been made available either for the city of Madrid or other Spanish cities. In this regard, the abundance of information gathered by the Technical Unit for Vector Control (TUVC) of the Municipality of Madrid offered a previously unattainable perspective to investigate the proneness to the rat problem of a major capital city of Southern Europe.

### 5.2. Methods

#### *Study area*

The study was carried out at two geographical levels: 1) municipality level, which comprises the whole city of Madrid (latitude 40°25' North, average altitude of 655 m above sea level, ~3.2 million inhabitants and 605 km<sup>2</sup> of surface area); and 2) district (borough) level, which comprises the district of Latina (~0.26 million inhabitants and 25 km<sup>2</sup> of surface area), the most problematic district of the city of Madrid with regard to rat infestations reported to the TUVV.

#### *Data*

In the city of Madrid, direct sightings of rats or signs of their presence (e.g. droppings, burrows, gnaw marks, etc.) can be reported by citizens to the TUVV by telephone, fax, email or in person at the front desk. The person reporting the sighting is asked to provide some personal information (at least the name and surname, birth date, residence address and phone number) in addition to information on where and when the sighting has occurred (exact date and address location). Only reports from people who declare to have sighted themselves the rat(s) or the rat sign(s) in areas falling within the administrative borders of the Municipality of Madrid are accepted. Reports are thus entered in a database dedicated to this type of citizen complaints and they are queued up for *in situ* inspection and validation by the TUVV staff. So far, all inspections have taken place within 24 h from reporting. The TUVV staff is composed by well-trained and equipped pest control professionals who inspect the locations where the rat sighting has occurred. The inspection, which may also include a direct interview of the reporting person, is largely based on standardized protocols (e.g. CDCP 2006) and is targeted to ascertain the presence of rats and/or other rodent species (e.g. house mouse, *Mus musculus*). Inspections can be observational only and/or trap-based when there is no other apparent evidence of rat presence. Both the infestation and its potential causative conditions (e.g. garbage, defective sewers, etc.) are investigated. For documentation purposes, minutes and photographs of field observations are taken during inspections. A premise is considered infested when at least one dead or alive rodent subject and/or its active signs of presence are detected by the TUVV staff.

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

Once the *in situ* inspection is performed and the presence of a rat problem is confirmed by the TUVV staff, the report is considered as validated, and depending on the type and extent of the problem, appropriate control interventions are implemented accordingly. Usually such interventions, which are based on either classical control measures (e.g. rodenticide baits) or environmental sanitization activities, remain in force and are followed-up with repeated inspections until the problem is resolved. During the inspections the TUVV staff is often able to identify morphologically the species involved through direct observation of closely sought, trapped, killed or dead subjects in the field, and/or by examining typical rodent signs (particularly burrows and droppings) attributable to the different species. It is worth mentioning that during the last 20 years, the TUVV has performed several morphometric surveys based on randomized overnight trapping designs to determine the composition of the mammalian microfauna of the city of Madrid, and neither *R. rattus* nor other rat species other than *R. norvegicus* have ever been found (TUVV, unpublished data). Also via *in situ* inspections the presence of rat species other than *R. norvegicus* has never been detected; thus, virtually all rat sightings in Madrid can be assumed to pertain to the Norway rat. It follows, therefore, that the findings presented here are particularly representative of this rat species.

For the purposes of this study, we conducted a retrospective spatial analysis of 10,956 validated rat sightings reported to the TUVV of Madrid from 2002 to 2008. This means that only those rat sightings that were validated by the TUVV staff (i.e. the presence of one or more rats was ascertained with at least one inspection) were retained, whereas doubtful or incomplete reports, or reports of rodent species other than rats, were discarded. Moreover, repeated reports made by the same or different people from a location where another rat sighting had previously been validated and control interventions were still ongoing at the time of reporting, were also discarded. This prevented the analysis from inflating with multiple reports from the same location that actually pertain to the same infestation.

Similar to previous studies (Tamayo Uria *et al.*, 2013), the visible presence of one or more rats was considered here as an indicator of evident rat infestation, i.e. an infestation that was likely to have exceeded the average human tolerance limits beyond which rats become pests and control measures are usually reactively implemented.

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

Rat sightings (hereafter interchangeably referred to as rat infestations) were georeferenced and mapped using Geographical Information Systems (GIS) tools to convert the available spatial information (addresses of the site locations where infestations were reported) to a two-dimensional Cartesian coordinate system (Universal Transverse Mercator [UTM] projections, European Datum 1950, zone 30-N). Kernel density function was then applied to the georeferenced rat sightings to estimate the level of rat infestation (expressed as number of rat sightings per km<sup>2</sup>) at a resolution of 20x20 m over the whole study area (Simonoff 1996). The centroids of each of the 109,077 buildings registered at the Madrid's Land Registry that fell in the study area were used as "anchor points" to be matched with the corresponding infestation level.

A comprehensive list of 31 environmental factors that could potentially influence the presence and density of rats in urban areas was obtained through an expert elicitation study (Tamayo *et al.*, submitted for publication). Spatial (mappable) data for the study area were available for seven of these putatively influencing factors (Table 5.1). Data on human population density (census block population/census block area) were obtained from the Spanish National Institute of Statistics (INE) at the resolution of census block, the smallest geographical unit used by the Spanish census bureau for tabulation of population data. Data on markets (centroids), cat feeding stations and water sources were provided by the Municipality of Madrid at the level of Cartesian coordinates. Data on green areas were also obtained from the Municipality of Madrid as a georeferenced shapefile. The year of construction of the building was provided by the Madrid's Land Registry together with the georeferenced shapefile of the buildings. Values of human density were directly assigned to the buildings. Euclidean distance was calculated to measure the distance between each building centroid and its closest market, cat feeding station, vegetated area and water source. The surface (m<sup>2</sup>) occupied by green areas was calculated within a 150 m radius buffer around each of the building centroids, according to the average rat home range (Bonney *et al.*, 2008).

The level of rat infestation at the points of buildings and the environmental factors were treated as the dependent and independent variables, respectively, in the analysis as follows.

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

**Table 5.1.** Environmental factors tested for association with urban rat infestations in Madrid.

Factor	Unit of measurement	Resolution <sup>3</sup>
Distance to the closest vegetated area	m	Coord
Surface of vegetated area <sup>1</sup>	m <sup>2</sup>	Coord.
Year of construction of the building	year	Coord.
Distance to the closest water source <sup>2</sup>	m	Coord.
Census of human population	no. of individuals	Sect
Density of human population	no. of individuals/km <sup>2</sup>	Sect
Distance to the nearest market	m	Coord
Distance to the nearest cat feeding station	m	Coord

<sup>1</sup>Within a 150 m radius around each buildings, according to the average rat home range (Bonney *et al.*, 2008). <sup>2</sup>Fountains and ponds. <sup>3</sup>Resolution of the data with which the measure was computed: Coord = Cartesian coordinates; Sect = Census block.

### 5.3. Statistical analysis

Associations between environmental factors and rat infestations were investigated using generalized additive models (GAMs) (Buja *et al.*, 1989; Hastie *et al.*, 1990; Wood 2006). GAMs are a special type of statistical model blending the properties of generalized linear models (GLMs) with additive models, where neither the linear structure nor the Gaussian distribution apply, and the expected value of the response variable is linked to covariates that are non-linear in form. Given a specified probability distribution and a link function ( $g$ ) relating the expected value of the response variable ( $E[y]$ ) to the  $m$  predictor variables, the model attempts to fit functions  $f_i(x_i)$  to satisfy  $g(E[y]) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_m(x_m)$ . Functions  $f_i(x_i)$  can be fitted using either parametric or non-parametric procedures, and hence better fits to data may be achieved (Buja *et al.*, 1989; Hastie *et al.*, 1990; Wood 2006). In this study, two Poisson GAMs with a log link function were developed. One model predicted rat infestations at the municipality level and the other one predicted rat infestations at the district level. Covariates considered were the seven environmental factors reported in Table 5.1 that

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

were included as parametric terms in the models plus a non-parametric smoothing term fitted with 29 knots that took into account the spatial structure of the data in terms of x and y coordinates. This latter term was constructed using penalized regression splines over the coordinates combined with the linear parametric form of the covariates, as reported elsewhere (Friedman *et al.*, 1981; Breiman *et al.*, 1985). The diagnosis of the models was performed by goodness-of-fit and residual plotting.

Finally, a closely spaced set of predicted values from the two GAMs was mapped both at municipal and district levels to obtain risk maps for rat infestation. This was done by generating the fitted values from the two GAMs (i.e. the values for the response variable that were predicted by the models fitted to the data) on which ordinary Kriging was then applied to infer the values at unknown points as the average of the known values at its neighbours, weighted by the neighbours' distance to the unknown point (Chiles and Delfiner 1999). This allowed us to model and map the risk of rat infestation as to identify *hot-spots* of rat activity.

In addition to the 2002-2008 cumulative models based on the whole set of data (10,956 rat sightings in Madrid, 1,265 of which in Latina), another three models were run on the data split in three time periods: 2002-2003 (3,869 rat sightings in Madrid, 428 of which in Latina), 2004-2006 (3,951 rat sightings in Madrid, 454 of which in Latina) and 2007-2008 (3,136 rat sightings in Madrid, 381 of which in Latina). This temporal arrangement was made in order to gain a good fit of the models to the data while preserving the utility of this time-split analysis in highlighting possible temporal trends in *hot-spots* occurrence.

The spatial analysis was carried out using ESRI ArcGIS 9.2 and the statistical analysis with R 2.11 statistical environment. The significance level in the analysis was  $\alpha = 0.05$ .

### 5.4. Results

Of the 10,956 validated rat sightings reported to the Madrid's TUVV from 2002 to 2008 (58 rat sightings/km<sup>2</sup>, on average), 1,265 (11.5%) were reported from the district of Latina (108 rat sightings/km<sup>2</sup>, on average). In the whole city of Madrid, an average of

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

4.3 rat sightings/day and 0.12 rat sightings/building were reported. In the district of Latina, an average of 0.49 rat sightings/day and 0.15 rat sightings/building were reported.

The  $\beta$ -coefficients, corresponding 95% confidence intervals and p-values estimated by the two GAMs predicting rat infestations at the level of municipality (Madrid) and district (Latina) are reported in Table 5.2. The  $\beta$ -coefficients show the change in the dependent variable (i.e. level of infestation, expressed as number of rat sightings/km<sup>2</sup>) per each unit increase in the values of the covariates in question, holding all the other covariates included in the model constant. The variance explained by the models (adjusted  $R^2$ ) was 55.5% in the model for Madrid and 94.2% in that for Latina. Overall, both models were statistically significant (z-test, p-value <0.0001), and all the environmental factors were significantly associated with the outcome, with the exception of the distance to the closest vegetated area in the model for Latina, for which this factor was only borderline significant (p-value = 0.0567).

**Table 5.2.** Coefficients, their 95% confidence intervals (95% CI) and p-values from the two GAMs for rat infestations in Madrid city and Latina district.

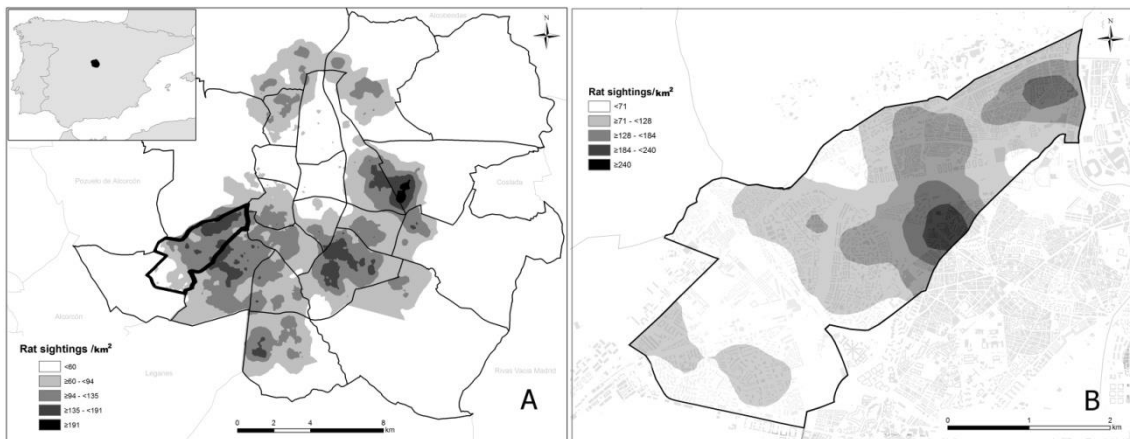
	Madrid				Latina			
	$\beta$ -coefficient	95% CI		p-value	$\beta$ -coefficient	95% CI		p-value
Distance to the closest water source	3.92 <sup>-04</sup>	3.85 <sup>-04</sup>	3.99 <sup>-04</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	2.36 <sup>-04</sup>	2.08 <sup>-04</sup>	2.64 <sup>-04</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>
Distance to the closest vegetated area	-7.16 <sup>-04</sup>	-7.33 <sup>-04</sup>	-7.00 <sup>-04</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	-7.48 <sup>-05</sup>	-1.52 <sup>-04</sup>	-2.13 <sup>-06</sup>	0.0567
Density of human population	3.77 <sup>-04</sup>	3.72 <sup>-04</sup>	3.80 <sup>-04</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	1.03 <sup>-03</sup>	7.30 <sup>-04</sup>	1.33 <sup>-03</sup>	1.38 <sup>-11</sup>
Year of construction of the building	-2.37 <sup>-03</sup>	-2.39 <sup>-03</sup>	-2.34 <sup>-03</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	-1.39 <sup>-04</sup>	-2.67 <sup>-04</sup>	-1.03 <sup>-05</sup>	0.0343
Distance to the nearest market	-5.95 <sup>-04</sup>	-5.99 <sup>-04</sup>	-5.91 <sup>-04</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	-7.38 <sup>-04</sup>	-7.60 <sup>-04</sup>	-7.17 <sup>-04</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>
Distance to the nearest cat feeding station	-2.38 <sup>-05</sup>	-2.87 <sup>-05</sup>	-1.88 <sup>-05</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	-6.22 <sup>-05</sup>	-8.79 <sup>-05</sup>	-3.67 <sup>-05</sup>	1.83 <sup>-06</sup>
Surface of nearest vegetated area	-3.64 <sup>-06</sup>	-3.79 <sup>-06</sup>	-3.48 <sup>-06</sup>	<2.0 <sup>-16</sup>	1.34 <sup>-06</sup>	6.76 <sup>-07</sup>	1.99 <sup>-06</sup>	7.40 <sup>-05</sup>



## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

In the model for Madrid (Table 5.2), factors significantly associated with an increased risk of rat infestations were the population density and the distance to the nearest water source, whereas those significantly associated with a reduced risk of rat infestations were the year of construction of the building, the distance to the nearest vegetated area, to the nearest market, to the nearest cat feeding station and the surface of the nearest vegetated area.

In the model for Latina (Table 5.2), factors significantly associated with an increased risk of rat infestations were the population density, the distance to the nearest water sources and the surface of the nearest vegetated area, whereas factors significantly associated with a reduced risk of rat infestations were the distance to the nearest vegetated area, to the nearest market, and to the nearest cat feeding station.

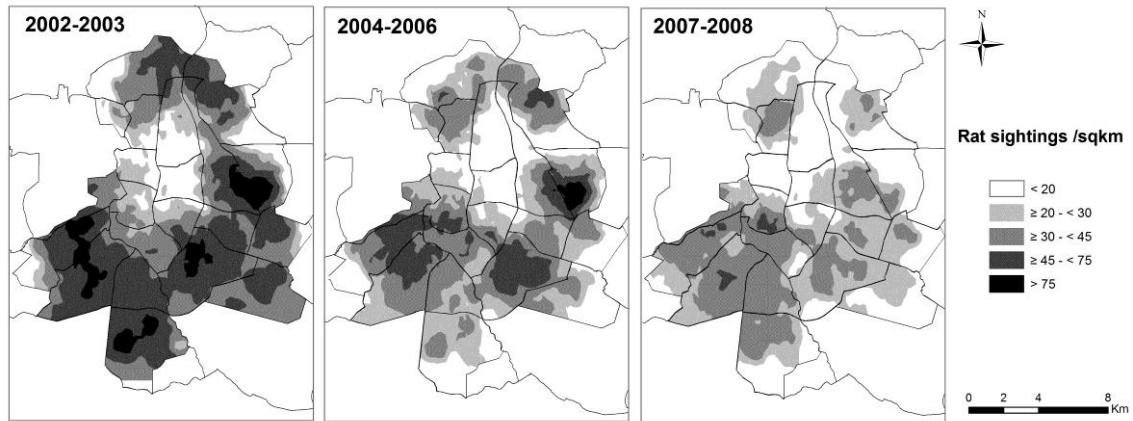


**Figure 5.1.** Risk maps of rat infestation as predicted by the two GAMs for the city of Madrid (A) and for the district of Latina district (B). The colorimetric scale represents the number of rat sightings per km<sup>2</sup>. The district of Latina is highlighted in black in the map of Madrid (A).

In both Latina and Madrid models, the non-parametric term was statistically significant ( $p < 0.05$ ). The non-parametric term provides information on the spatial structure of the data. As this term was significant, the expected value of the number of sightings depended on a set of covariates that were spatially correlated. The total variance explained by the three time-split models for Madrid was 53.1% (2002-2003), 49% (2004-2006) and 36.6% (2007-2008), while that explained by the three time-split models for Latina was 95.6% (2002-2003), 93.4% (2004-2006) and 88% (2007-2008).

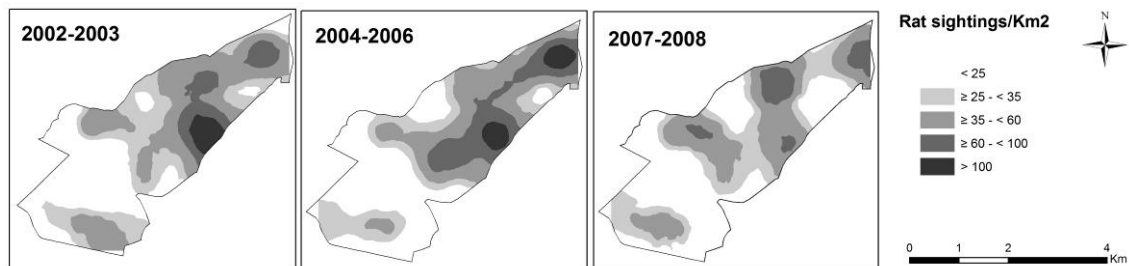
## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

Associations between the considered risk factors and the level of rat infestation in each of the time-split models were the same as those of the 2002-2008 cumulative models, so no further results are presented. In the diagnosis of the residuals of the models, a random distribution was observed with no residual structure not accounted for by the models. This is an indication of goodness-of-fit of the models.



**Figure 5.2.** Risk maps of rat infestation as predicted by the three GAMs for the city of Madrid in 2002–2003, 2004–2006 and 2007–2008. The colorimetric scale represents the number of rat sightings per km<sup>2</sup>.

*Hot-spots* of rat infestation were localized predominantly in the south-west and east parts of the city of Madrid, including the district of Latina, which showed important *hot-spots* in its north-east part (Figure 5.1). The time-split risk maps (Figures 5.2 and 5.3) showed that *hot-spots* tend to recur in the same inner city and inner district areas, although with a generally decreasing intensity, a reflection of the decreasing temporal trend in rat sightings.



**Figure 5.3.** Risk maps of rat infestation as predicted by the three GAMs for the district of Latina in 2002–2003, 2004–2006 and 2007–2008. The colorimetric scale represents the number of rat sightings per km<sup>2</sup>.

### 5.5. Discussion

This study was performed to investigate possible associations between a set of environmental factors and urban rat infestations in the city of Madrid and in the district of Latina, the Madrid's most problematic district with regard to rat infestations. Risk maps of rat infestation were also developed to identify *hot-spots* of rat activity.

We found that, in the city of Madrid, more recently constructed buildings were significantly less prone to rat infestation than older buildings. The age of housing is known to influence rat infestations in urban areas, with rat infestations being significantly more common in older properties (Langton *et al.*, 2001), and with higher infestation rates in dilapidated structures (Battersby *et al.*, 2002). Evidence indicating that defective drains, a proxy of a generally ageing community infrastructure, are associated with rat infestations has also been provided (Langton *et al.*, 2001; Battersby *et al.*, 2002). A coarse rule is that the older the building, the greater the likelihood for rats to be present. This can be attributed to the fact that, in general, ageing buildings usually require more intensive maintenance and they are more likely to be maintained under suboptimal conditions than newly constructed buildings. Moreover, older properties are less likely to have been built according to effective rat-proof criteria, and the "maturity" of the habitats around older buildings cannot be excluded to play a role in favouring rat infestations (Langton *et al.*, 2001).

It has been reported that the density of dwellings is associated with rat infestations and that there may be a two-sided effect, with both high and low densities making an area particularly prone to rat infestation (Langton *et al.*, 2001). In the case of Madrid and Latina, it seems that the higher the population density (expressed as people/km<sup>2</sup>), the greater is the chance of experiencing a rat infestation. High human population densities are usually associated with high densities of dwellings, and the higher the density of dwellings the more likely it is that a nearby dwelling acts as a source of rat infestation (Langton *et al.*, 2001), especially since the home range of rats may well encompass more than one dwelling at a time and dispersal is more likely to be successful over short distances (Dickman *et al.*, 1987). Moreover, high human densities could be representative of other important determinants of rat infestation, such as increased

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

amount of refuse and possibly even low socioeconomic status, as more impoverished areas tend to be more densely populated.

We also found that increasing distance to markets and vegetated areas decreases the risk of rat infestations. It is clear that food availability is an important factor in attracting rats to a given area as well as to allow them to proliferate. A characteristic of markets is that they usually produce large amounts of waste food. Although rats are omnivorous, opportunistic feeders and rarely find it hard to obtain enough food to survive, especially in urban environments, an easy access to food sources such as those provided by markets may well encourage infestation. Regarding vegetated areas, it is known that vegetation may regulate the local microclimate, in particular vegetation filters the direct solar radiation, reduces wind speed and moderates local temperatures. Vegetation also contributes to the decrease of noise generated by human activity, as well as shielding any visual intrusion, making it less disturbing for rodents (Bolund *et al.*, 1999; Patergnani *et al.*, 2010). Interestingly, the association between rat infestations and the surface of the nearest vegetated areas was positive in Latina and negative in Madrid. In Latina, where the general socioeconomic context is relatively low, most vegetated areas consist of dishevelled or neglected gardens, and in such circumstances the wider the garden then the more likely it is to provide rats with forage and harbourage. Moreover, compost heaps may be more common or more substantial in larger gardens, providing readily accessible food supply alongside the soft soil and sloping terrain suitable for constructing secure burrow (Calhoun 1963; Langton *et al.*, 2001). On the other hand, green areas of the city of Madrid as a whole, particularly in the central districts, are generally well maintained and mainly consist of large city parks with frequent attendance by people, especially during daytime, a factor which may explain the observed negative association. It is indeed conceivable that a person may be more likely to report a rat sighting if this actually occurred in his/her private garden than in a public space.

It has been suggested that the need for water would aggregate rats to areas in proximity to water sources such as fountains, ponds, streams and rivers. A particularly striking result from our study is that the closer the water source the lower the risk of sighting a rat. Possibly, this may be related to the structure of the sewage system in proximity to

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

water sources that may be less likely to provide rats with favourable harbourage. In fact, this part of the sewage system tends to be particularly well maintained due to the weightier water flow that the system itself usually has to deal with.

We found that increasing distance to cat feeding stations decreases the risk of rat infestation. Historically, cats have a reputation for being effective predators of small mammals, including rats. However, there is little evidence of their effectiveness, and studies of the diet of urban cats reveal virtually no predation of rats (Baker *et al.*, 2005), with considerably stronger impact on bird predation instead of on rodent (Nogales *et al.*, 2004). Moreover, in urban areas there may be a positive relationship between the presence of cats and rats, perhaps because of a common benefit derived from access to waste food (Jackson 1951), or because, as it is likely in our case, rats could take advantage of the food provided to cats.

The models for the city of Madrid explained approximately half of the variance encountered in the data (except for the 2007-2008 model which was based on less data), whereas the model for Latina explained almost all the variance. This may be due to the larger variation of the geographical features of the whole city compared to the smaller study area of Latina. The output of GAM modelling reflects the magnitude of the individual covariates present in the model. Any slight variation in their magnitudes implies a variation in the response variable, so that if the covariates are taking different values in the whole Madrid and in the smaller area of Latina, we also should expect having different outputs of the response variable and so of the intensity function. This lends weight to the suggestion that, although pest managers can benefit from the application of GAM methodologies, their usefulness may depend on the size of the area to be managed. Specifically, by applying GAMs to large areas there is a risk of losing fine-scale information that may eventually be important in order to determine what is needed to be done for keeping rodent populations at safe levels for the community. Yet, while a municipality-level map may not be representative of the sum of all its parts, its utility depends on the understanding of the scale on which the data are represented. For instance, the municipality level maps show the more problematic areas relative to all areas present within the city of Madrid, while the district level maps show the same matter but relative to the all areas within the district of Latina.

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

According to TUVVC historical data, areas identified as at increased risk of rat infestation do realistically reflect the *hot-spots* of the city. These *hot-spots* also appeared to recur over time, suggesting that the use of such information may well help us in identifying potentially (and possibly previously undocumented) problematic areas in the near future. The identification of these *hot-spots*, which reflects the balance of the foregoing limiting factors, will allow the focusing of resources to control or eliminate the problem of having rats and inter alia a potential source of diseases close to human housing.

An apparent limitation of this study was the use of citizens' complaints as the basis for analysis, especially since this response variable has not yet been validated with respect to real rat abundance in field conditions. Indeed, tolerance to rat presence depends on several factors related to the local environmental context, propensity for human outdoor/indoor activities, socioeconomic status and individual sensitivity. Moreover, the level of complaints about rats reported to the TUVVC may not always in itself mean an increased rate of infestation, nor an increase in the overall rat population, but it could also merely reflect more frequent rat sightings during daytime as a result of changes in local rat behaviour or reduced tolerance by some members of the public (Battersby *et al.*, 2002). Other limitations associated with the use of citizens' complaints as a proxy for rat abundance are due to the difficulty in objectively assessing the extent to which the local environment influences rat populations, which are only possibly related to the sightings of rats by citizens. The same may be true for the impact of environment on food availability and rat population size. For instance, it is possible that the positive association between population density and rat infestation was merely the result of more reports per km<sup>2</sup> (instead of more rats per km<sup>2</sup>) in densely populated areas. Given this, hypotheses generated by this study need to be supported by further (field) investigations based upon more independent data, particularly through the implementation of *ad hoc* rat surveys and/or more in depth observational studies. Besides the limitations of the dependent variable, there are limitations related to the use of environmental (independent) variables that are probably proxies for other factors that directly influence rat abundance. This prevents us from fully understanding those micro-environmental factors that are actually supporting or deterring rat infestations, and therefore prevents direct modification of such factors.

## 5. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestation

---

In conclusion, although this study has thrown up many questions in need of further investigation, a selection of environmental factors was found to be significantly associated with urban rat infestations, providing insights about target environments that should be priorities for management efforts because they are more likely to experience rat infestations. Although our selection of risk factors was constrained by data availability for the study area and some may argue that they are obvious predictors of rat infestations, they are in turn rather generalizable and can well predict the susceptibility of an area to rat infestations. Besides examining which micro-environmental factors the independent variables are actually proxying for, it would also be interesting to take into consideration the possible link between sewers and rat infestation by including, for instance, the types, materials and age of pipelines.

The GAM showed a better fit to the data at the smaller scale study area of Latina, probably because of more homogenous surroundings. Moreover, there was a decreasing temporal trend in rat sightings over the study period, a possible reflection of the rat control efforts made by TUVV in the city of Madrid. Although our maps show the risk of urban rat infestations in a relatively static way, their information is expected to have important implications for future rodent management practices, particularly in the monitoring of long-term responses to rat control.

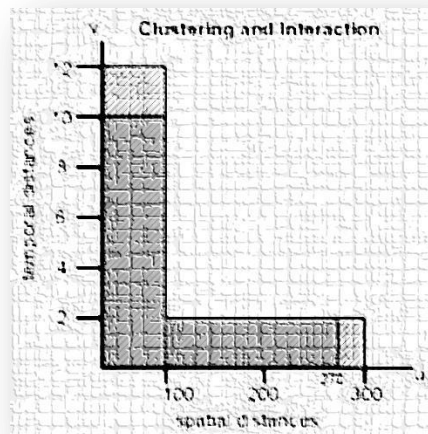




## Capítulo 6

# Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution of rat infestations in urban areas

Tamayo Uria I, Mateu J, Diggle P<sup>7</sup>



---

<sup>7</sup> Manuscrito enviado para publicar: Tamayo Uria I, Mateu J, Diggle P. Mechanistic modelling of spatio-temporal distribution of rat infestations. Environmental and Ecological statistics (en revision).



### 6.1. Introduction

In the last few decades there have been changes in cities that have facilitated the proliferation of pests and corresponding diseases associated with them. The cities have expanded through natural habitats of rodents and other pests, taking over their natural places and reactivating diseases that were thought to be extinct (Bonnefoy *et al.*, 2008). As it is impossible to reverse the expansion of cities, it is essential to manage pests in the best possible way through scientific assessments to help understand the biology and behaviour that they display within the city. In this way governments could implement the necessary policies and contingency plans to lessen their impact.

The presence of pests in cities requires adequate and efficient prevention and control. Pests can spread diseases, cause property damage, economic loss, inconvenience and increased perception of risk. In the case of rats, it is known that they cause damage to buildings and facilities. The direct and indirect costs of structural damage caused by rats can be substantial. In any case, the most important fact is its potential risk to public health (Bonnefoy *et al.*, 2008).

The brown rat (*Rattus norvegicus*) is a rodent that lives with humans in a wide variety of environmental contexts as they exploit any food, water or shelter that humans provide (Bonnefoy *et al.*, 2008; Kingdon, 1974). Its impressive adaptability and tremendous reproductive rate has made it ubiquitous around the world (Lund, 1994; Whitaker, 1980). This entails a greater physical and visual contact between rats and humans and facilitates the transmission of diseases, bites, allergies etc. as well as causing extensive damage to the infrastructure of cities and storage facilities, with its consequent economic impact (Battersby and Parsons, 2002). Therefore all the biological and behavioural aspects should be understood in order to manage and effectively control pests.

Several cities worldwide have run or are running studies to deepen their knowledge and dynamics of urban pests (Traweger and Slotta-Bachmayr, 2005; Traweger *et al.*, 2006; De Masi *et al.*, 2010). Nevertheless, it is estimated that current gaps in basic knowledge and information in respect to prevention are potentially dangerous in terms of managing risk and threat vectors. The existing studies are not complete and there is a lack of comparative studies.

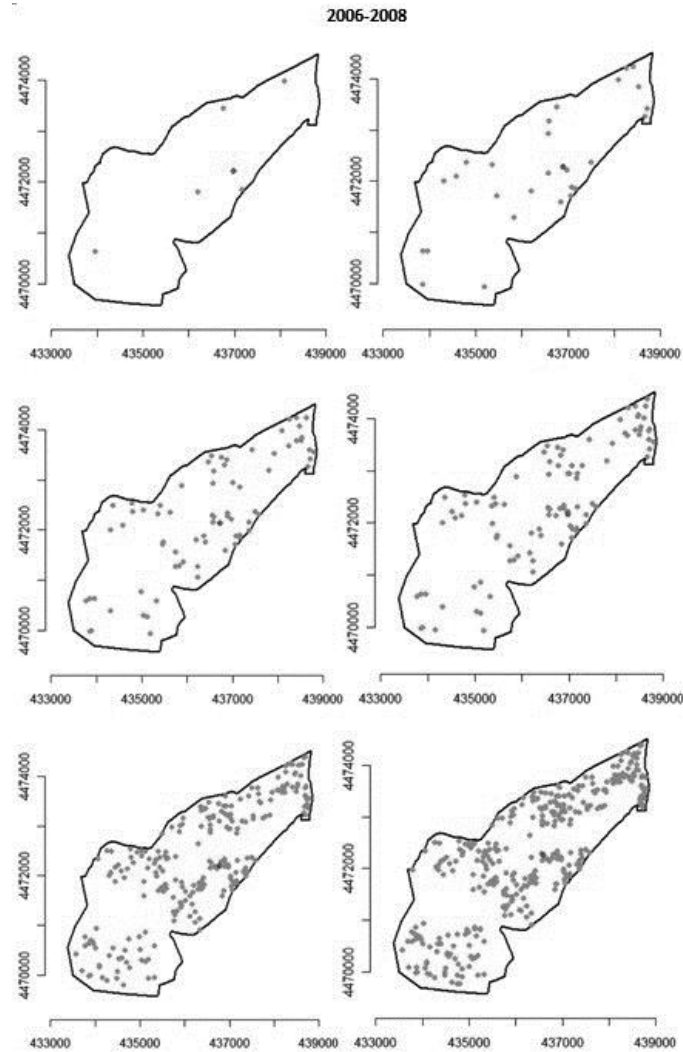
## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

Our objective is providing useful scientific insight on the spatio-temporal distribution of rat sightings in a large city. Rat sightings are directly related to rat infestations, and controlling the spatio-temporal movements helps reducing the potential epidemiological problem. Figure 6.1 shows the evolving spatial pattern through several temporal snapshots of rat sightings in a district of Madrid (Spain). We note the incidence and prevalent sightings as a discrete-time sequence of locations in Latina district. These patterns can be regarded as a spatio-temporal point pattern. Point processes are useful statistical tools that can be applied in a variety of scientific fields such as forestry, epidemiology or ecology. Modelling and inference for spatial and spatio-temporal point processes is an issue that has been investigated broadly in recent years. The wide range of application fields has been driving force behind this increasing interest.

The aim of this study is to build a space-time mechanistic model to help describe and analyse spatial and temporal occurrences of pests (in this case, rats) that have occurred in a particular region. At present there are no standards for spatio-temporal description of pests and this work can serve as a basis because of its methodological statistical development and easy applicability in all kinds of pest control that require a space-time analysis. So this study opens a range of possibilities to the world of pest management and prevention. In fact the results obtained in this study will be used directly to improve pest management of the City of Madrid, which is one of the largest municipalities in Europe and is making a great effort to improve technical and scientific pest management.

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution



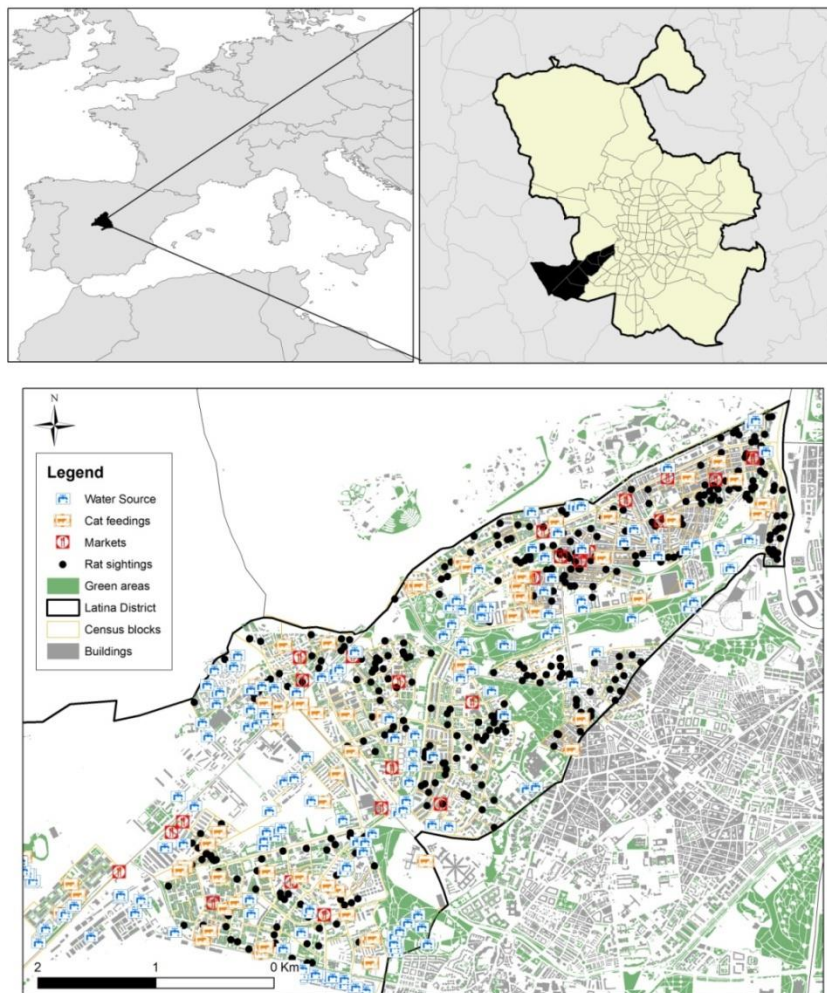
**Figure 6.1.** The evolving pattern of incident and prevalent cases (rat sightings) as a discrete-time sequence. Incident cases within the time interval between successive frames are shown in black. Prevalent cases on the dates indicated are shown in grey.

The plan of the paper is as follows: Section 2 presents and describes the dataset, the region of study and the available covariate information. Section 3 describes statistical and model formulation. Then Section 4 presents the estimate and respective results of the spatial and temporal variation, and describes the space-time dependence. The paper finishes with a general discussion in Section 5.

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

### 6.2. Dataset description

The study was carried out in the city of Madrid (latitude 40°25' North, average altitude of 655 m above sea level, ~3.2 million inhabitants). Specifically the study was focused in the district of Latina (~0.26 million inhabitants), which is the most problematic district of the city of Madrid with regard to rat infestations, as reported to the Technical Unit for Vector Control (TUVC) of the Municipality of Madrid. Figure 6.2 shows Latina district within the city of Madrid, the locations of the rat sightings for the considered temporal interval, and the available spatial covariates as reported in Table 6.1.



**Figure 6.2.** *Top.* Latina district within the city of Madrid. *Down:* Latina district with indication of the spatial covariates as described in Table 6.1. Black dots indicate the locations of the rat sightings.

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

We conducted a retrospective spatio-temporal analysis of 470 validated rat sightings (hereafter interchangeably referred to as rat infestations) reported to the TUVVC of Madrid from 1 January 2006 to 31 December 2008. The visible presence of one or more rats was considered as an indicator of evident rat infestation, i.e. an infestation that was likely to have exceeded the average human tolerance limits beyond which rats become pests and control measures are usually reactively implemented. In the city of Madrid, when a sighting of a rat is reported (notified) to the TUVVC, information about the location, day and person reporting that sighting is collected and entered in a database dedicated to this type of citizen complaints. Each reported pest sighting corresponds to an individual record (entry) in this database. Pest records are processed daily and validated by the TUVVC staff by inspecting the location where the pest sighting has been reported from and, if necessary, by implementing appropriate control measures.

Rat sightings were geo-referenced and mapped using Geographical Information Systems (GIS) tools to convert the available spatial information (addresses of the site locations where infestations were reported) to a two-dimensional Cartesian coordinate system (Universal Transverse Mercator [UTM] projections, European Datum 1950, zone 30-N). Taking into account that the previously studied rat's home range is around 200 metres (Bonney *et al.*, 2008), the counting of sights around each of the 8985 geo-referenced buildings that fell in the study area was calculated with buffers of 200 metres.

Spatial data for seven factors (Table 6.1) were obtained by querying existing official databases of the Municipality of Madrid, and from the Spanish National Institute of Statistics (INE) at a resolution of census block or Cartesian coordinates. Values of these factors were assigned to the corresponding buildings (see Figure 6.2 for a representation of these spatial covariates). The level of infestation was defined as the number of rat sightings within a buffer of 200 metres around each building. This value with the matched environmental factors constituted the units for the spatial analysis.

In addition, temporal data on daily minimum, mean and maximum temperature (°C), daily total precipitation (mm) and relative humidity (%) at 7:00, 13:00 and 18:00 were obtained from the Spanish Meteorological Agency (AEMET, 2010) for the entire study period.

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

**Table 6.1.** Set of environmental variables considered to analyse their association with urban rat infestations in Latina.

Factor	Unit of measurement
Distance to the closest vegetated area	m
Surface of vegetated area	m <sup>2</sup>
Year of construction of the building	year
Distance to the closest water source	m
Density of human population	no. of individuals/km <sup>2</sup>
Distance to the nearest market	m
Distance to the nearest cat feeding station	m

### 6.3. Statistical and model formulation

We are concerned with the analysis of data whose basic format is  $\{x_i, t_i\}$  with  $i=1, \dots, n$ , and where each  $x_i \in R^2$  denotes the location and  $t_i \in R^+$  the corresponding time of occurrence of an event of interest. We shall assume that the data form a complete record of all events which occur within a pre-specified spatial region  $A$  and a pre-specified time interval  $(0, T)$ . We call a dataset of this kind a spatio-temporal point pattern, and the underlying stochastic model for the data a spatio-temporal point process.

We assume that our point process is orderly, meaning roughly that coincident points cannot occur; for a rigorous discussion, see for example Daley and Vere-Jones (1988, Chapter 2). Thus the times  $t_i$  are distinct and can be ordered unambiguously as  $t_1 < t_2 < \dots < t_n$ .

Many of the tools used to analyse spatial point process data can be extended to the spatio-temporal setting. However, the spatio-temporal setting opens up other modelling and analysis strategies which take more explicit account of the directional character of time, and the consequently richer opportunities for scientific inference.

We define a case as any rat report to the TUVV indexed by location and date of the report. The primary statistical objectives of the analysis are to estimate the normal pattern of spatial and temporal variation in the incidence of sightings, and to identify



## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

any anomalous variations from this normal pattern. We address these objectives through a multiplicative decomposition of the space-time intensity of incident cases, with separate terms for:

1. Overall spatial variation,  $\lambda_0(x)$  modelled parametrically through a combination of a set of factors as listed in Table 6.1.
2. Temporal variation in the mean number of sights per day,  $\mu_0(t)$ , modelled parametrically through a combination of day-of-week, time of the year effects, temperature and humidity as described in Tamayo *et al.*, (2013a).
3. Residual space-time variation modelled as a spatio-temporal stochastic process,  $R(x,t)$ .

Hence, the spatio-temporal incidence,  $\lambda(x,t)$ , is given by

$$\lambda(x,t) = \lambda_0(x)\mu_0(t)R(x,t) \quad (1)$$

Our proposed model for space-time variation has a hierarchical structure, in the sense that it combines a model for a latent stochastic process, representing the unexplained space-time variation in incidence, with a model for the observed data conditional on this latent process. Model parameters are intended to describe global properties of the formulation, whereas the latent stochastic process describes local features.

Our point process model is an adaptation of the model proposed by Brix and Diggle (2001), see also Diggle *et al.*, (2005) and Diggle (2006), which in turn is an example of a spatio-temporal Cox process (Cox, 1955). Conditional on an unobserved stochastic process  $R(x,t)$ , cases form an inhomogeneous Poisson point process with intensity  $\lambda(x,t)$ , which we factorise as in (1). Here  $\lambda_0(x)$  represents purely spatial variation in the intensity of reported cases. Similarly,  $\mu_0(t)$  represents temporal variation in the spatially averaged incidence rate. For identifiability, we scale  $\lambda_0(x)$  to integrate to 1 over the study region, so that  $\mu_0(t)$  describes the temporal variation in the mean number of incident cases per day. Note that each of these deterministic components of the model combines aspects of the underlying population at risk and of the pattern of rat sightings.

Following Diggle (2006), a distinction between empirical and mechanistic modelling should be preserved. An empirical model aims to provide a good descriptive fit to the data, but does not necessarily admit a context-specific scientific interpretation. A

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

mechanistic model is more ambitious, embodying features which relate directly to the underlying science. However, this distinction is sometimes hard to underline, and even a mechanistic model will be at best an idealised, and quite possibly a crude, approximation to the truth. From a statistical perspective, a simple but well-identified model may be more valuable than an over-complicated model incorporating more parameters than can reasonably be estimated from the available data. Following this simple philosophy, we prefer to consider a mechanistic approach based on a simple and a well-identified model.

Note that under an empirical approach, the remaining term  $R(x,t)$ , is modelled as a stationary, unit-mean log-Gaussian stochastic process with  $R(x,t) = \exp\{S(x,t)\}$  where  $S(x, t)$  is a stationary Gaussian process. For a general discussion of log-Gaussian Cox processes, see Møller *et al.*, (1998). Within the log-Gaussian Cox process framework, model-specification corresponds exactly to the problem of specifying a model for a spatio-temporal Gaussian process.

Here we opt for a mechanistic model, which seeks to explain how the evolution of the process depends on its past history, in a way which can be interpreted in terms of underlying scientific mechanisms. A natural way to specify a model of this kind is through its conditional intensity function. A defining property of a Poisson process is that its conditional intensity function is equal to its unconditional intensity. In other words the future of the process is stochastically independent of its past.

Following (1), we analysed separately the spatial and temporal distribution of the rat sightings using, respectively, generalised additive and linear models (see Tamayo, 2013a,b). Then we have scrutinised the spatio-temporal degree of clustering and interaction as a door to providing a particular statistical model that will be fitted to the data through partial likelihood analysis.

### 6.4. Estimation

#### 6.4.1. Overall spatial variation

To estimate  $\lambda_0(x)$  we used generalised additive models (GAM) to model the association between environmental factors and urban rat infestations (Buja *et al.*, 1989; Hastie *et al.*, 1990; Wood, 2006).

GAM are a special type of statistical models that mix the properties of generalised linear models (GLM) with additive models, where neither the linear structure nor the Gaussian distribution apply, and the expected value of the response variable is linked to the covariates, that are nonlinear in form. Here, we fitted a GAM with a Poisson response and a log link function to predict rat infestations at the district level. The set of covariates considered were the seven environmental factors reported in Table 6.1 that were included as parametric terms in the model plus a non-parametric smoothing term fitted with 29 knots that took into account the spatial structure of the data in terms of the spatial coordinates. This latter term was constructed using penalised regression splines over the coordinates combined with the linear parametric form of the covariates (Friedman *et al.*, 1981; Breiman *et al.*, 1985).

Table 6.2 reports the regression coefficients, the corresponding 95% confidence intervals, and p-values estimated from the GAM when predicting rat infestations in Latina. The coefficients show the change in the dependent variable (i.e. level of infestation) per each unit increase in the values of a particular covariate, keeping constant all the other covariates included in the model. The variance explained by the model (adjusted  $R^2$ ) was 94.2%. Overall, the model was statistically significant (p-value <0.0001), and all the environmental factors were significantly associated with the outcome, except the density of human population (p=0.61).

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

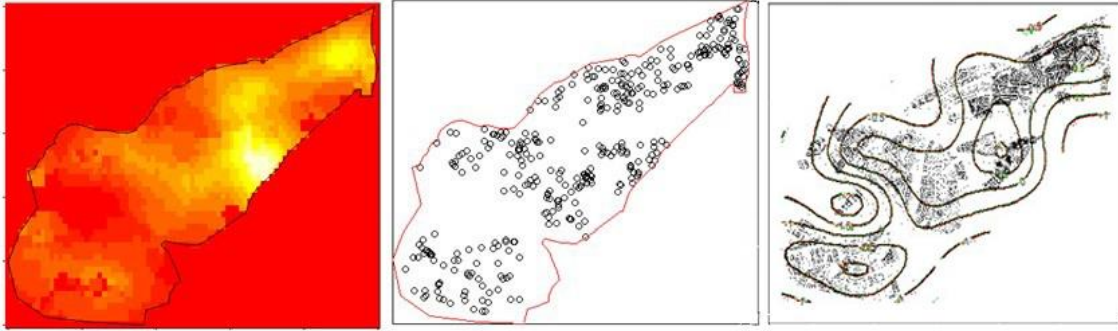
**Table 6.2.** Coefficients, their 95% confidence intervals (95% CI) and p-values from the two GAMs for rat infestations in Madrid city and Latina district.

	$\beta$ -coefficient	95% CI		p-value
Distance to the closest water source	$1.02^{-04}$	$6.97^{-05}$	$1.34^{-04}$	$<2.0^{-16}$
Distance to the closest vegetated area	$-2.01^{-04}$	$-2.88^{-04}$	$-1.13^{-04}$	$<2.0^{-16}$
Density of human population	$8.89^{-05}$	$-2.55^{-04}$	$4.33^{-04}$	0.612
Year of construction of the building	$-4.55^{-04}$	$-6.03^{-04}$	$-3.07^{-04}$	$<2.0^{-16}$
Distance to the nearest market	$-2.38^{-04}$	$-2.65^{-04}$	$-2.11^{-04}$	$<2.0^{-16}$
Distance to the nearest cat feeding station	$-1.83^{-04}$	$-2.13^{-04}$	$-1.53^{-04}$	$<2.0^{-16}$
Surface of nearest vegetated area	$1.1^{-06}$	$3.07^{-07}$	$1.85^{-06}$	0.0062

In this fitted model, factors significantly associated with an increased risk of rat infestations were the distance to the nearest water sources ( $\beta = 1.02\text{E-}04$ ), and the surface of the nearest vegetated area ( $\beta = 1.1\text{E-}06$ ), whereas those significantly associated with a reduced risk of rat infestations were the distance to the nearest vegetated area ( $\beta = -2.01\text{E-}04$ ), to the nearest market ( $\beta = -2.38\text{E-}04$ ), and to the nearest cat feeding station ( $\beta = -1.83\text{E-}04$ ), and the year of construction of the building ( $\beta = -4.55\text{E-}04$ ).

The non-parametric term was statistically significant (with a p-value  $<0.05$ ), indicating that the expected number of sightings depends also on the spatial location of the sightings. Figure 6.3 shows the estimated surface  $\lambda_0(x)$  of the intensity of the reported cases, and the estimated smoothing term. They both closely mimic the spatial distribution of the observed number of cases shown in the centre plot of Figure 6.3.

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution



**Figure 6.3.** *Left:* Predicted spatial intensity  $\lambda_0(x)$  using GAM. *Centre:* Locations of rat sightings. *Right:* Estimated non-parametric smoothing term depending on the spatial locations.

### 6.4.2. Overall temporal variation

With the scalings adopted for  $\lambda_0(x)$ , the function  $\mu_0(t)$  represents the unconditional expectation of the number of sightings on day  $t$ . We therefore estimated  $\mu_0(t)$  by a standard Poisson log-linear regression model (a generalised linear model (GLM)); note that the over-dispersion induced by the stochastic component  $R(x,t)$  does not affect the consistency of point estimates derived from the Poisson model, but does invalidate the nominal standard errors obtained under the Poisson assumption.

Rat sightings reported during the weekends (Saturday and Sunday) and public holiday periods were uncommon (<1% of all sightings) and skewed positively their distribution; these were therefore excluded from the analysis. After excluding the weekends and public holiday periods, a total of 470 rat infestations were reported to the TUVIC of Madrid from 2006 to 2008. The temporal distribution of rat infestations showed a marked seasonality, peaking in the summer (particularly in August) and decreasing in the winter (particularly in December/January), while the 3-year trend showed an increase from 2006 to 2007 and a decrease later in 2008. Thus based on the behaviour of the empirical pattern of daily incident counts, we considered day-of-week effects, time-of-year effects, and environmental factors such as the temperature and the humidity.

The Poisson GLM was developed using a standardised protocol (Katsouyanni *et al.*, 1996). To control for unobserved covariates with a systematic behaviour in time, we included a linear trend to handle long wavelength variations, sinusoidal terms to control for seasonality, and dummy variables for the day of the week to control for weekly

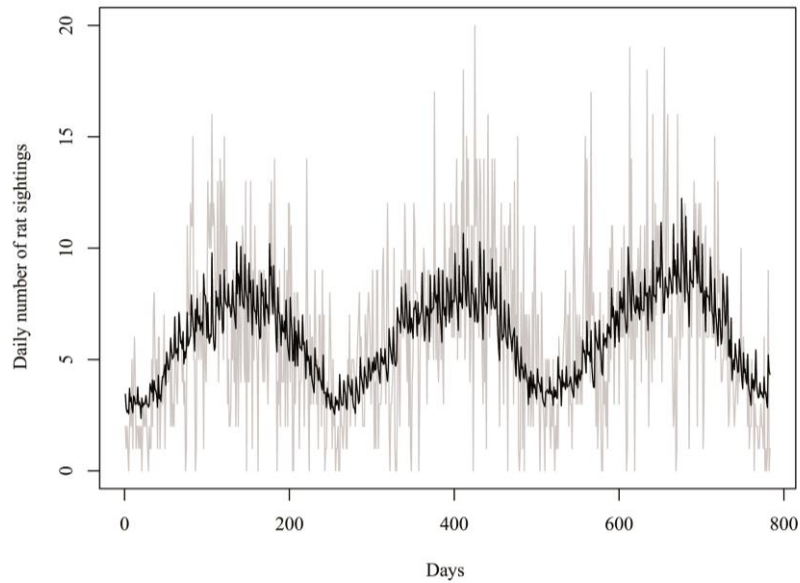
## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

variations as well as to identify those days of the week when the workload of the TUVIC of Madrid was significantly heavier than others. Weather covariates were first tested in a univariate way, and then included in a multivariate model. This model was built in a stepwise fashion based on those covariates that avoided multicollinearity while minimising the Akaike Information Criterion (AIC). Newey-West heteroskedasticity and autocorrelation-consistent (HAC) standard errors (Andrews, 1991) were used to account for the extra-heterogeneity of variance and for the temporal dependence in the data. To examine lagged effects of weather variables, several lags were also tested but these were not significant and their inclusion did not improve the model. Once the best-fitted model was identified, we tested for normality of residuals using the Kolmogorov-Smirnov test and for residual autocorrelation using autocorrelation function plots.

**Table 6.3.** Coefficients, their 95% confidence intervals (95% CI), and p-values from the GLM for the number of rat sightings per day in Latina district.

Latina					
	coefficient	95% CI		p-value	
Linear trend	0.0002	0.0001	0.0003	<0.0001	
Sine	-0.0156	-0.0669	0.0357	0.5505	
Cosine	-0.3448	-0.4426	-0.2470	<0.0001	
Sine 2	0.0141	-0.0319	0.0601	0.5483	
Cosine 2	-0.1041	-0.1456	-0.0627	<0.0001	
Day of the week					
Monday	0.2248	0.1361	0.3135	<0.0001	
Tuesday	0.0741	-0.0177	0.1659	0.1135	
Wednesday	0.0581	-0.0342	0.1504	0.2170	
Thursday	-0.0642	-0.1593	0.0308	0.1851	
Friday	Reference				
Minimum temperature (C)	0.0015	0.0005	0.0024	0.0031	
Relative humidity (%)	0.0036	0.0013	0.0059	0.0026	
Precipitation (mm)	-0.0005	-0.0003	-0.0009	0.0512	

The fitted GLM included a linear trend, sinusoidal terms up to the second order, dummy variables for each day of the week (using Friday as reference), linear terms for the minimum temperature, relative humidity at 18:00 and precipitation (see Table 6.3). There was a significant effect of the day of the week, with a peak of rat sightings reported on Monday. A significant seasonal pattern was confirmed by the model. Minimum temperature and relative humidity were positively correlated with rat infestations, whereas the correlation with precipitation was negative. The estimated temporal variation of rat infestations fitted well the observed variation for the period 2006-2008 (see Figure 6.4).



**Figure 6.4.** Observed temporal variation of Norway rat infestations (grey line) together with the fitted variation from the Poisson regression model (black line)

### 6.4.3. Spatio-temporal dependence

#### *Testing for spatio-temporal clustering and interaction*

We first scrutinised the spatio-temporal degree of clustering and interaction as a door to provide a particular statistical model that will be fitted to the data through partial likelihood analysis. A natural starting point for analysis of spatio-temporal point process data is to investigate the nature of any stochastic interactions among the points of the process after adjusting for spatial and/or temporal inhomogeneity. Assuming thus that our process is second-order intensity-reweighted stationarity (Baddeley *et al.*, 2000) with a trend given by  $\lambda(x, t) = \lambda_0(x)\mu_0(t)$  we consider the spatio-temporal inhomogeneous K-function (STIK function, Gabriel and Diggle, 2009)  $K_{ST}(r, t)$  which measures the distribution of pairs of cases that occur less than or equal to  $r$  metres, and  $t$  days apart.

For any inhomogeneous spatio-temporal Poisson process with intensity bounded away from zero,  $K_{ST}(r, t) = \pi r^2 t$ . Hence,  $K_{ST}(r, t) - \pi r^2 t$  can be used as a measure of the spatio-temporal aggregation or regularity, using an inhomogeneous Poisson process as a

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

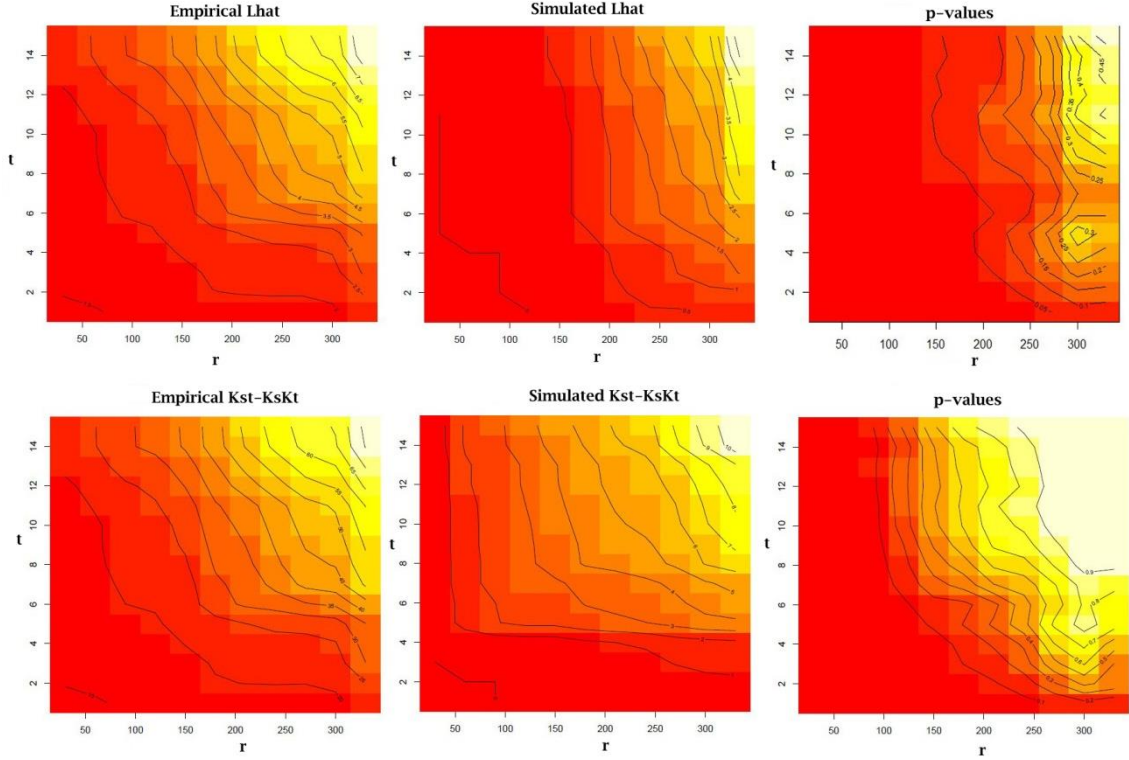
benchmark. In particular, values of  $K_{ST}(r,t) > \pi r^2 t$  indicate clustering, or aggregation, at spatial and temporal separations less than  $r$  and  $t$ , respectively, while  $K_{ST}(r,t) < \pi r^2 t$  indicates regularity. Moreover, separability of  $K_{ST}(r,t)$  into purely spatial and temporal components,  $K_{ST}(r,t) = K_S(r)K_T(t)$  indicates absence of spatio-temporal interaction (Diggle *et al.*, 1995).

To assess the data for evidence of spatio-temporal clustering or spatio-temporal interaction, we follow common practice by comparing the estimator  $K_{ST}(r,t)$  with estimates calculated from simulations under a suitable null hypothesis. For evidence of clustering, the null hypothesis is that the underlying process is an inhomogeneous Poisson process, and we compare the data with simulations of a Poisson process with intensity  $\lambda(x,t) = \lambda_0(x)\mu_0(t)$ . To test the hypothesis of no spatio-temporal interaction, for the null hypothesis we proceed by randomly relabeling the locations of the cases holding their notification dates fixed. This hypothesis states that the data are a realisation of a pair of independent but otherwise arbitrary spatial and temporal point processes with respective intensities  $\lambda_0(x)$  and  $\mu_0(t)$ .

We can follow a local and a global testing procedure. For the local case, we compared pointwise the empirical function  $L_{ST}(r,t) = K_{ST}(r,t) - \pi r^2 t$  with  $L_{ST}(r,t)$  functions coming from 1,000 simulations of inhomogeneous spatio-temporal Poisson patterns evaluated over a grid of spatial distances (ranging from 30 to 330 metres) and temporal distances (ranging from 1 to 15 days). In case of testing for interaction, the simulations were run under the independence condition. In both cases simulation-based local p-values can be calculated (see Figure 6.5).



## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution



**Figure 6.5.** First row: Empirical (*left*) and simulated under a Poisson pattern (*centre*) images of  $L_{ST}(r,t) = K_{ST}(r,t) - \pi r^2 t$  evaluated over a set of spatial distances ranging from 30 to 330 metres, and temporal distances from 1 to 15 days; Image of local p-values (*right*). Second row: Empirical (*left*) and simulated under a spatio-temporal point pattern with independent components (*centre*) images of  $K_{ST}(r,t) - K_S(r)K_T(t)$  evaluated over a set of spatial distances ranging from 30 to 330 metres, and temporal distances from 1 to 15 days; Image of local p-values (*right*).

For a global testing procedure we proceeded as follows. Let  $\widehat{K}_{ST}(r,t)$  be the empirical estimated inhomogeneous spatio-temporal K-function. Let  $E(r,t)$  and  $V(r,t)$  the expectation and variance of  $\widehat{K}_{ST}^1(r,t)$  obtained under the null hypothesis by repeatedly re-estimating  $\widehat{K}_{ST}^1(r,t)$  from simulations under the null. We then use the following statistic

$$T = \int_0^{r_0} \int_0^{t_0} \frac{\widehat{K}_{ST}^1(r,t) - E(r,t)}{\sqrt{V(r,t)}} dt dr \quad (2)$$

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

In practice, we compute the integrand in (2) at a discrete set of equally spaced values of  $r$  and  $t$  and replace the integral by a sum. The choice of  $r_0$  is essentially arbitrary, although limited in practice by the size of the spatial region on which the data are observed. Ideally,  $r_0$  and  $t_0$  should be informed by contextual considerations of the spatial scale on which clustering might be expected to occur. The test is implemented by comparing the value of  $T$  for the data with the values  $T_r$ ,  $r = 1, \dots, R$  say, computed from  $R$  simulated spatio-temporal inhomogeneous Poisson point patterns. The one-sided attained significance level of the test is then given by  $(k + 1)/(R + 1)$ , where  $k$  is the number of simulated  $T_r$  greater than  $T$ .

Under the null hypothesis of independence of no spatio-temporal interaction, the spatio-temporal  $K$ -function can be built from the product of the marginal  $K$ -functions. Then  $L_{ST}(r, t) = K_{ST}(r, t) - K_S(r)K_T(t) = 0$  under independence. Let  $\hat{L}_{ST}^1(r, t)$  be the empirical estimated inhomogeneous spatio-temporal  $L$ -function. Let  $EL(r, t)$  and  $VL(r, t)$  the expectation and variance obtained under the null hypothesis by repeatedly reestimating  $\hat{L}_{ST}^1(r, t)$  from simulations under the null. We use the following statistic

$$T = \int_0^{r_0} \int_0^{t_0} \frac{\hat{L}_{ST}^1(r, t) - EL(r, t)}{\sqrt{VL(r, t)}} dt dr \quad (3)$$

And the previous comments hold again for (3).

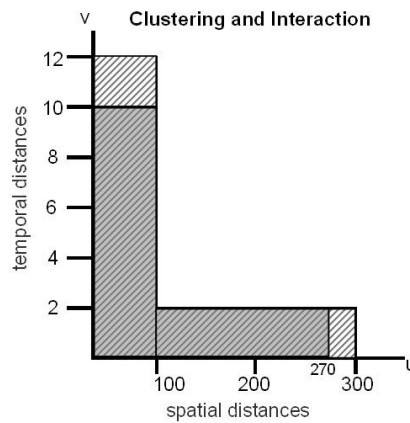
**Table 6.4.** Global p-values when testing for spatio-temporal clustering and interaction

$r_0, t_0$	Clustering (see eq. (2))	Interaction (see eq. (3))
$(r_0 = 90, t_0 = 3)$	0.00015	0.00199
$(r_0 = 150, t_0 = 5)$	0.00023	0.00399
$(r_0 = 210, t_0 = 7)$	0.00027	0.00798
$(r_0 = 270, t_0 = 10)$	0.00031	0.03393
$(r_0 = 300, t_0 = 12)$	0.00033	<b>0.05189</b>

The results of the global testing are shown in Table 6.4. We compared observed values of the spatio-temporal clustering test statistic against the 95% confidence interval of values obtained under the null hypothesis of randomness. In Figure 6.6, diagonal black hatching indicates that the observed values are greater than expected, white regions indicate that they lie within the tolerance interval. This indicates where and when cases

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

are more clustered than expected. Graphical analysis when testing for spatio-temporal interaction highlights those distances and times at which interaction occurs. Figure 6.6 also compares the observed values of the interaction test statistic against the 95% confidence interval of values obtained under the null hypothesis of no interaction. Grey regions indicate that observed values do not lie within the confidence interval. The global results suggest spatio-temporal clustering up to a distance of 300 metres and a time-lag of 12 days, and spatio-temporal interaction at distances up to 270 metres and time-lags up to 10 days. These findings suggest the existence of stochastic structure that cannot be explained only by the deterministic intensity function given by  $\lambda(x, t) = \lambda_0(x)\mu_0(t)$ .



**Figure 6.6.** Comparison between  $K_{ST}(r, t) - \pi r^2 t$  and tolerance envelopes indicating spatio-temporal clustering (black shading lines), and between  $K_{ST}(r, t) - K_S(r) \times K_T(t)$  and tolerance envelopes indicating spatio-temporal interaction (grey shading)

### *Partial likelihood analysis*

The previous findings note that the data shows spatial variation, temporal variation and spatio-temporal interaction, justifying our attempt to formulate and fit a mechanistic model to the spatio-temporal evolution of the rat sightings. The mechanistic model seeks to explain how the evolution of the process depends on its past history, in a way which can be interpreted in terms of underlying scientific mechanisms. A natural way to specify a model of this kind is through its conditional intensity function.

The data consists of locations and times of successive sightings  $\{x_i, t_i\} \in W \times T$  with  $i = 1, \dots, n$  where each  $t_i \leq t_{i+1}$ . The window  $W$  denotes Latina region (see Figure 6.2), and  $T$  denotes the temporal interval. Each location  $x_i$  is one of a larger number of potential

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

locations (buildings)  $X_j : j = 1, \dots, N$ . Each potential location has associated with it a number of potential explanatory variables (note that these must be available for all potential locations, not just the locations of the actual sightings). A model for the data is completely specified by the conditional intensity function  $\lambda(x, t|H_t)$ , where  $H_t$  denotes the history of the process up to time  $t$ . The conditional intensity function represents the conditional intensity for an event at location  $x$  and time  $t$ , given  $H_t$ .

Following the previous analysis, we factorise the conditional intensity as a product of a purely spatial, a purely temporal and a spatio-temporal interaction term, hence

$$\lambda(x, t|H_t) = \lambda_0(x)\mu_0(t)\rho(x, t|H_t) \quad (4)$$

where any of these terms include explanatory variables, as previously fitted. In equation (4)  $\rho(x, t|H_t)$  models the stochastic dependence of the location of each new rat sighting on the history of the process (Diggle *et al.*, 2010). Following Daley and Vere-Jones (1988, Chapter 13) we could in principle use the log-likelihood function for estimation purposes. However, as noted by Diggle (2006), there are some drawbacks to the routine use of the likelihood. The form of the conditional intensity may be intractable, and the evaluation of the integral term may be impractical. A partial likelihood approach sets a simpler alternative computational approach to inference for models defined through their conditional intensity (Diggle, 2006; Diggle *et al.*, 2010). This approach consists of conditioning on the locations  $x_i$  and times  $t_i$  and considering the resulting log-likelihood for the observed time-ordering of the sightings  $1, \dots, n$ . It is an adaptation to the spatio-temporal setting of the formulation first given in Cox (1972). In practice, ties can be broken randomly, and repeated randomisations used to establish whether the inferences are materially affected by this ambiguity. Let  $R_t$ , the risk set at time  $t$ , denote the indices of all potential locations that are at risk of reporting a sighting at time  $t$ ; this may simply be the complete set  $i=1, \dots, N$ , but the more general notation allows for new buildings to be added, or old ones removed, during the follow-up period. The partial log-likelihood associated with the model (4) is

$$PL(\eta) = \sum_{i=1}^n \log p_i = \sum_{i=1}^n \log \frac{\lambda(x_i, t_i|H_{t_i})}{\sum_{j \in R_{t_i}} \lambda(x_j, t_i|H_{t_i})} \quad (5)$$

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

where  $\eta$  denotes the complete set of model parameters. As is the case in its original setting, the partial likelihood does not identify all model parameters, but provided that it identifies the parameters of interest, this can be a virtue. It is worth noting that the temporal variation  $\mu_0(t)$  is not identifiable through the partial likelihood because it cancels out in the numerator and denominator of (5).

We considered two different formulations for  $\rho(x, t|H_t)$ , following Diggle *et al.*, (2010). In our first model (M<sub>1</sub>) we assume that the position of a new sighting at  $(x, t)$  depends only on the distance between  $x$  and the closest existing sighting, hence

$$\rho(x, t|H_t) = h(u^*(t)) \quad (6)$$

where  $u^*(t) = \min_{j:t_j < t} (||x_j - x||)$ .

Our second model (M<sub>2</sub>) takes into account the distances between  $x$  and the locations of all existing sightings, whose effects are assumed to operate multiplicatively, hence

$$\rho(x, t|H_t) = \prod_{j:t_j < t} h(||x_j - x||) \quad (7)$$

For either model the function  $h(\cdot)$  describes the nature of the interaction between a potential new sighting at  $x$  and an existing sighting at  $x'$  as a function of the distance  $u$  between  $x$  and  $x'$ . We specified a parametric family of functions of the form

$$h(u) = 1 + \theta \exp\left(-\frac{(u-d_0)^c}{\phi}\right) \quad (8)$$

for  $u > d_0$ , and  $h(u) = 0$  for  $u \leq d_0$ .

In equation (8),  $d_0$  represents the minimum permissible distance between any two buildings imposed by the physical size which in our case was set to the value  $d_0 = 1$  metre. The parameters of scientific interest are  $\theta$  and  $\phi$ . Values of  $\theta$  between -1 and 0 represent a form of inhibitory interaction over and above the physical size constraint,  $\theta = 0$  corresponds to no interaction, and  $\theta > 0$  represents attractive interaction, i.e., a preference for the rats to cluster together to a greater extent than can be explained by the covariates. The parameter  $\phi$  is a scale parameter representing the rate at which the interaction between a pair of sightings locations decays with increasing distance. As in Diggle (2006) and Diggle *et al.*, (2010) rather than treating  $c$  in (8) as an additional

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

parameter to be estimated, we limit ourselves to a comparison of the fits obtained with several values of  $c$ .

Our previous results based on the inhomogeneous spatio-temporal second-order K-function identified spatio-temporal interaction for distances up to 270 metres. To be consistent with our definition of the infestation level per building as the number of sightings in a buffer (circle) of 200 metres centred in the building, we defined the risk set at time  $t$ ,  $R_t$ , as the indices of all potential locations (buildings) that are at risk of reporting a sighting at time  $t$  within a buffer of 200 metres of each existing sighting.

The derivatives of the partial log-likelihood of (5) are difficult to evaluate, and therefore we used the Nelder and Mead (1965) simplex algorithm. Table 6.5 shows the maximum partial likelihood estimates for  $\theta$  and  $\phi$ , for  $c=0.5,1,2$  and for both models  $M_1$  and  $M_2$ , together with the maximised values of the partial log-likelihood for each model.

**Table 6.5.** Maximum partial likelihood estimators for  $\theta$  and  $\phi$ , and the corresponding maximum partial log-likelihood, for models  $M_1$  and  $M_2$

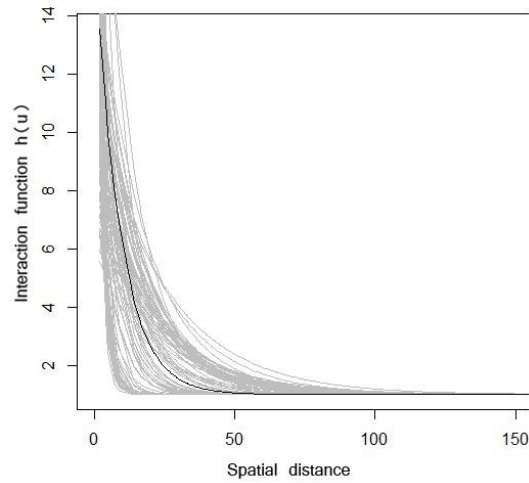
Model $M_1$				Model $M_2$			
c	$\theta$	$\phi$	log-likelihood value	c	$\theta$	$\phi$	log-likelihood value
0.5	1.35	49.89	-2019	0.5	1.64	127.09	-2071
1	24.37	1.53	-1947	1	17.37	2.09	-1915
2	65.03	2.24	-1936	2	14.05	8.97	-1902

Model  $M_2$  with  $c=2$  gives the best fit to the data. We therefore adopt model  $M_2$  and report results only for  $c = 2$ . A (partial) likelihood-ratio test rejects the hypothesis of  $\theta = 0$  (the maximised partial log-likelihood when  $\theta = 0$  is -4970.32), confirming the existence of the interaction effect. For the selected model, we obtained parametric bootstrap standard errors of the estimated parameters. To calculate these, we simulated 100 realisations of the fitted model conditionally on the times of occurrence of events, re-estimated the model parameters from each simulated realisation, and used the empirical distribution of the parameter estimates over the 100 simulations as an approximation to their sampling distribution. The estimated values of  $\theta$  and  $\phi$  are of less interest in themselves than is the estimate of the interaction function,  $h(u)$ . Figure 6.7 shows the parametric bootstrap assessment of precision for the estimated interaction

## 6. Mechanistic modelling of the spatio-temporal distribution

---

function  $h(u)$ , using model  $M_2$ . The spread among the 100 simulated realisations indicates the precision with which  $h(u)$  is estimated.



**Figure 6.7.** Parametric bootstrap assessment of precision for the estimated interaction function  $h(u)$ , using model  $M_2$ : the estimate from the data is shown in black, estimates from simulations of the fitted model in grey

### 6.5. Conclusions and discussion

The most attractive feature of the partial-likelihood approach to inference is its flexibility. The partial likelihood can be analytically tractable when the full likelihood is intractable, and when this is not the case numerical evaluation of the required spatial integral is achievable even for quite complex models. Also, if Monte Carlo methods of integration are needed at all, they involve only direct, independent sampling from the required distributions, making estimation of the Monte Carlo error straightforward.

We have investigated aspects of the temporal, spatial and spatio-temporal distribution of the incidence of sightings of *Rattus norvegicus* in the district of Latina (Madrid, Spain). We have found that the sightings show strong seasonal variation but also strong influence from the human behaviour. We have also found a significant spatio-temporal clustering and interaction over and above the separate temporal and spatial components of variation in risk. These findings are consistent with the rat's ecological behaviour, which may lead to multiple cases from a common source that are relatively close both in space and in time. They also suggest the existence of a stochastic structure that cannot be explained by  $\lambda_0(x) \times \mu_0(t)$ .





## **Capítulo 7**

### **Conclusiones**



## 7. Conclusiones generales

---

### 7.1. Conclusiones

En esta tesis se han fusionado métodos de dos disciplinas (GIS y estadística) para diagnosticar una problemática de gestión de plagas en áreas urbanas. Se ha llevado a cabo una metodología integral que comienza por la adquisición de la información hasta la creación de modelos ST, pasando por el uso de los GIS en los diversos análisis espaciales y la aplicación de varios modelos estadísticos. Con el objetivo de dotar a la investigación de una dimensión aplicada, se ha realizado un caso-estudio con ratas en la ciudad de Madrid.

Las siguientes líneas son el producto de la consecución del objetivo general de la tesis, así como de los objetivos específicos que de él emanan. El producto final ha sido la identificación de las zonas más problemáticas de la ciudad, así como la identificación y ponderación de los factores meteorológicos y ambientales (abióticos y bióticos) más influyentes, y el desarrollo de un modelo ST para el estudio de la dinámica poblacional de plagas urbanas. Todo ello es información que permite localizar y caracterizar el riesgo de plaga y por lo tanto permite ayudar a los gestores de plagas y del medio ambiente urbano en la toma de decisiones en relación a temas de salud pública y ambiental.

El detectar el máximo de factores asociados con la aparición de plagas es fundamental para realizar un buen diagnóstico. En nuestro caso hemos conseguido uno de los objetivos iniciales al identificar un número importante de factores que pueden facilitar la aparición de ratas (31 en total). Las técnicas utilizadas para este propósito, tanto el *brainstorming* como las encuestas a expertos han demostrado ser herramientas adecuadas para dar a conocer el conocimiento aplicado que se obtiene con la experiencia *de campo* a lo largo de los años y que frecuentemente no llega a la comunidad científica.

## 7. Conclusiones

---

Los **modelos** estadísticos aplicados a los datos para la gestión de plagas, a menudo tienden a simplificar los complejos sistemas biológicos existentes, aun así son herramientas fundamentales para comprender los procesos subyacentes a los cambios ocurridos en los patrones de distribución ST, especialmente para medir el efecto, peso y significación estadística de diferentes factores exógenos que pueden afectar a estos patrones y sobre los cuales el ser humano puede ejercer un cierto grado de control.

Desde un punto de vista metodológico, la importancia de utilizar los **GIS** a la hora de gestionar las plagas y apoyar los procesos de toma de decisiones queda evidenciada por las posibilidades de análisis espacial y de integración de factores que los **modelos espaciales** poseen. Sin esta herramienta, el presente estudio hubiera sido sumamente difícil.

Desde un punto de vista temático, la cartografía creada muestra cómo, en la ciudad de Madrid, los factores más influyentes se circunscriben a algunas zonas conflictivas (*hot-spots*), lo que permite concentrar esfuerzos y maximizar recursos en esas zonas en lugar de aplicar planes de gestión uniformes (no específicos) que en general son más costosos en términos económicos y de carga de trabajo para las autoridades municipales. Por otra parte, una gestión más selectiva y eficaz redundaría en una mejora de las condiciones de salud ambiental de toda la ciudad.

En el caso de las ratas de Madrid, los factores espacio-dependientes más importantes valorados por orden de importancia, se describen en las siguientes líneas:

- a. **La antigüedad de los edificios.** Se ha comprobado que los edificios antiguos presentan mayor riesgo de infestación. Esto puede ser debido, entre otras cosas, a que sus necesidades de mantenimiento y sus costes son elevados, y como consecuencia su estado está más deteriorado, lo que facilita la entrada a las ratas.
- b. **La distancia al mercado más próximo.** El acceso a la comida es un aspecto fundamental para la reproducción y supervivencia de las ratas. El hecho de que en los mercados el movimiento de comida es continuo y muchas veces la gestión de los residuos generados (basuras) alrededor de los mismos no es el adecuado, hace que las ratas tengan más posibilidades para alimentarse. Este estudio corrobora esta hipótesis.

## 7. Conclusiones

---

- c. **La distancia a la zona verde más próxima.** Lo que las ratas buscan en las zonas verdes es la protección, debido a que la vegetación regula el microclima, filtrando la radiación solar, reduciendo el viento y moderando la temperatura local. Además, reduce el ruido producido por los humanos, les permite pasar más desapercibidas y pueden crear madrigueras. Las zonas verdes también proporcionan importantes fuentes de alimento, sobre todo si tienen árboles de frutas y/o semillas u otras plantas comestibles, incluso otros animales. En Madrid cuanto más cerca se está de las zonas verdes, más avistamientos se producen.
- d. **La densidad de población humana** (habitantes/km<sup>2</sup>). La alta densidad de casas influye en las infestaciones debido a que el radio de acción de las ratas puede abarcar más de una vivienda, y por lo tanto mayor es la facilidad para infestar otras casas. Además, la alta densidad provoca otros problemas como puede ser la acumulación de más basura, facilitando aún más la alimentación a las ratas.
- e. **La distancia al punto de suministro de agua más próximo (fuentes y estanques).** Por la necesidad de agua que tienen las ratas tienden a concentrarse alrededor de puntos de suministro de agua. En este estudio hemos conseguido un resultado inesperado ya que cuanto más cerca estén las ratas de una fuente de agua menos avistamientos hay. Puede aventurarse la hipótesis de que el mantenimiento continuo de estos sistemas dificulte la creación de madrigueras. Futuros estudios deberían profundizar en el papel del agua en la distribución urbana de las ratas.
- f. **La distancia al punto de alimentación de gatos más cercano.** Históricamente se ha atribuido a los gatos ser los depredadores de ratas. Pero diferentes estudios sobre la dieta de los gatos urbanos demuestran que no se alimentan de ratas, sino más bien de aves. En nuestro estudio la cercanía a estos comederos aumenta el nivel de infestación. Esto puede ser debido a que las ratas se benefician de la comida que se le proporciona a los gatos.
- g. **El tamaño de la zona verde más próxima.** El tamaño del área verde parece estar relacionado con varios aspectos. Mientras que en Latina la correlación con el nivel de infestación es positivo, a nivel municipal es negativo. Esto puede ser debido a que Latina se considera una zona socio-económicamente desfavorable y las zonas verdes están más descuidadas por lo que las ratas encuentran más protección. Mientras que en general en Madrid, y sobre todo en el centro, los jardines están más cuidados y las condiciones óptimas para las ratas se ven reducidas.

## 7. Conclusiones

---

Así, los objetivos *identificar y caracterizar la aparición espacial de ratas* quedan satisfactoriamente alcanzados. Quedarían otros factores que se podrían analizar pero la ausencia y la descentralización de los datos, además de la falta de estandarización, provoca la casi inexistencia de cartografía oficial sobre las plagas. Esto nos lleva a tener que crear la cartografía en cada estudio que se quiere llevar a cabo. En este sentido la base de datos y geo-datos creada en este estudio puede ser un punto de partida para futuros trabajos. Ejemplos de cartografía que podrían ayudar a este tipo de estudios serían por ejemplo el mapa de **alcantarillado** o el **LIDAR**. En el primer caso se tendría acceso a información muy valiosa, ya que las ratas se mueven habitualmente por estos sistemas. Desgraciadamente este tipo de información está protegida. Por otro lado, el LIDAR es una tecnología que permite determinar la distancia desde un emisor láser a un objeto o superficie. De esta manera se pueden crear capas de información con la altitud de los elementos de la ciudad como pueden ser la altura de los edificios o zonas verdes. Esta información sería muy útil para diferenciar distintos tipos de zonas verdes o diferentes tipos de edificios. En otras comunidades esta información está accesible de forma gratuita pero lamentablemente no es el caso de Madrid. Esperamos que en un futuro próximo estén disponibles para estudios similares y de esta manera se pueda profundizar más.

El **modelo temporal** llevado a cabo ha permitido identificar los patrones temporales en las series históricas de datos e identificar los factores exógenos tempo-dependientes más importantes asociados con la aparición de ratas. Existen avisos de ratas casi durante todo el año pero en primavera-verano es cuando se dan la mayoría de los avistamientos. La temperatura y la humedad relativa también están relacionadas con épocas de mayor incidencia. En cambio la precipitación según este estudio, está negativamente relacionada con el nivel de infestación de ratas. En zonas rurales la escasez de precipitaciones puede disminuir los alimentos disponibles para las ratas, pero no es el caso de las zonas urbanas donde la alimentación siempre es abundante. Por lo tanto esta relación puede ser explicada debido a que al aumentar las precipitaciones, la actividad humana se reduce y las ratas pasan más desapercibidas. Esto nos lleva a concluir que este modelo explica más el comportamiento humano que la dinámica de las ratas. Esta conclusión se consolida con la escasa incidencia de avisos registrados los fines de semana y los días festivos. Con estos resultados se dan por cumplidos los objetivos

## 7. Conclusiones

---

*caracterizar e identificar temporalmente la aparición de ratas* y se identifica una de las grandes limitaciones del estudio, que se deberá solventar en futuros estudios.

Los modelos **espacio-temporales** permiten combinar los resultados expuestos en los dos apartados anteriores y describir patrones ST que ayudan a entender mejor y de manera más completa la dinámica de las poblaciones de plagas. Hay que tener en cuenta que las dinámicas espacial y temporal no actúan por separado, sino que interactúan conjuntamente y esta interacción solo puede ser analizada por modelos ST. Tal como se ha explicado anteriormente el aspecto temporal de los GIS se analiza de diferentes maneras. En este estudio se ha analizado por un lado la dinámica de los *hot-spots* mediante *instantánea* (tanto a nivel municipal como a nivel de distrito) y por otro lado el nivel de clusterización ST que se produce en el distrito de Latina. Por último se ha creado un modelo mecanístico ST que ayuda a explicar la dinámica ST.

En el primer caso, se han agrupado los avisos en bi- o tri-anualidades para poder analizar en tres momentos diferentes y la tendencia general de los avisos (Figura 5.2 y 5.3). Se ha comprobado que los núcleos problemáticos se repiten en los diferentes momentos y que con el tiempo la intensidad ha disminuido. Este suceso puede estar influenciado por el esfuerzo que hace el Ayuntamiento de Madrid para disminuir la población de ratas.

Es bien conocido que las ratas viven en colonias pero no está tan claro cuál es su área de movimiento en zonas urbanas. El nivel de clusterización calculado mediante la K-función inhomogénea en el distrito de Latina confirma que el avistamiento de ratas, y por tanto el comportamiento (ecológico) de las mismas se representa por *clusters*, es decir de manera aglomerada. En particular, el cluster ST de las ratas es de 270 metros y 10 días.

Para entender la dinámica ST se han analizado conjuntamente los modelos espaciales y temporales. También se ha creado un video interactivo y un archivo KML para poder analizar la dinámica de forma visual y poder interactuar con el proceso. Después de analizar los resultados, hemos interpretado la dinámica de la siguiente manera:

## 7. Conclusiones

---

- 1) Los avistamientos se repiten en ciertos lugares, pero por alguna razón son intermitentes. En los siguientes 10 días desde que se produce un aviso, se repiten nuevos eventos alrededor de los 270 metros, pero una vez transcurridos, desaparecen. Lo que hace suponer que las acciones reactivas del Ayuntamiento de Madrid tienen sus efectos en la población de ratas, reduciéndola u obligándolas a migrar. Hipótesis que se deberían contrastar con nuevos estudios.
- 2) A los 3-4 meses (dependiendo de la zona y época), los avistamientos vuelven a producirse alrededor del primer foco. Este hecho podría ser debido a que el efecto de los biocidas empleados pierda fuerza y las ratas vuelvan al mismo lugar, ya que las condiciones ambientales se mantienen favorables para ellas. Este hecho vuelve a remarcar que las ratas aparecen donde aparecen por las facilidades que se les ofrece y de ahí la importancia de detectar los factores más influyentes y gestionarlos de la mejor manera para que se pueda mejorar la salud ambiental de la ciudad.

Aunque con este punto se da por alcanzados todos los objetivos planteados en este estudio, a continuación se describen otros aspectos interesantes del mismo:

Tal como se ha expuesto anteriormente, se han utilizado, como fuente de información, los **avisos** de ratas de Madrid. Aunque se trate de un indicador con limitaciones y sesgos y que exige una infraestructura costosa, permite detectar zonas conflictivas y proporciona una idea general de las tendencias en la aparición y distribución de las plagas. Por lo tanto los avisos son una fuente de información muy útil para la gestión de plagas, aunque los aspectos temporales son más vulnerables que los espaciales, y convendría investigar nuevas formas de seguimiento de ratas.

Es imprescindible contar con una **infraestructura** mínima para dar una respuesta óptima a los problemas de las plagas, ya que un buen centro de gestión va a permitir capturar datos de una manera precoz y rápida, caracterizar los problemas y gestionarlos. Resultaría este un mínimo para atacar la problemática de las plagas.

Tal como se ha comprobado en este estudio, las plagas de ratas tienen una característica **multifactorial**. No hay un factor que explique la dinámica completa de las ratas por lo



## 7. Conclusiones

---

que es importante calcular el peso específico de cada uno. Seguramente en cada ciudad esta importancia varíe, por lo que se debe individualizar la problemática de cada caso.

Las plagas de ratas se deben abordar desde una perspectiva **multiescalar**. Según la escala utilizada los resultados pueden llegar a ser distintos. En nuestro caso, a nivel de distrito (alrededor de 250.000 habitantes) se han conseguido mejores resultados que en el ámbito municipal (alrededor de 3 millones). Por lo tanto, la gestión de plagas debe tener en cuenta la problemática general pero sobretodo la particular. Debe ser una gestión multiescalar.

Conclusión final. La metodología aquí aplicada demuestra ser una herramienta útil para definir el riesgo de plaga urbana, no solo de forma teórica sino de forma práctica tal como se ha comprobado con el caso estudio. Además, ayuda a comprender mejor la dinámica espacio-temporal de las plagas y enriquece el conocimiento sobre las mismas.

### 7.2. Futuras líneas de investigación

Durante el desarrollo del presente estudio se han detectado problemas que se han podido subsanar y otros que lo han limitado. A medida que se ha profundizado en el estudio se han detectado posibles mejoras y futuras líneas de investigación. A continuación resumimos las más importantes:

1. Debido a la influencia del comportamiento humano sobre los avisos, se debería buscar métodos alternativos. Sobre todo destaca la influencia que tiene sobre el modelo temporal, donde hay factores que informan más del comportamiento humano que del de las plagas (ratas en este caso).
2. Los resultados obtenidos se han contrastado con los expertos del Ayuntamiento de Madrid y todo hace indicar que son coherentes pero sería conveniente verificar que lo expuesto en este estudio se cumple en años venideros. De esta manera se validarían los modelos utilizados, abriendo así camino hacia análisis de carácter predictivo.
3. El modelo ST se ha realizado en el Distrito de Latina. Sería muy interesante llevar a cabo un meta-análisis de toda la ciudad aplicando la metodología en cada uno de los distritos. Sería interesante también contrastar este estudio con otros similares en otras ciudades y con otros animales (vectores o plagas).

## 7. Conclusiones

---

4. Estudiar el efecto de otros factores meteorológicos y ambientales ayudaría a complementar este estudio. Sobre todo factores que no se han podido utilizar por la inexistencia o inaccesibilidad de cartografía, como por ejemplo, la red de alcantarillado.
5. Sería interesante estudiar los efectos de competición inter- e intra-específicas de colonias de ratas u otras especies como pueden ser las cucarachas con quien comparten entre otras cosas la red de alcantarillado.
6. Para comprobar la aportación real de este estudio, sería interesante analizar si una gestión de plagas mejorada con estos resultados reduce el número de avisos y si los resultados y conclusiones extraídas de este estudio ayudan a los gestores de plagas y/o del medio ambiente.

## 7. Conclusions

---

### 7.1. Conclusions

In this thesis, GIS and statistical modelling were used combinedly to provide tools and insights to address the pest problem in urban areas. This methodology was applied to a case-study on urban rats in the city of Madrid, Spain.

The most problematic inner-city areas, as well as the most influential abiotic and biotic factors of urban rat infestations were identified, providing relevant information for pest managers as to target future rat control programmes more effectively.

A total of 31 putative environmental factors that may favour rat infestations was provided through semi-structured surveys and brainstorming sessions with a sample of municipal pest control professionals of Madrid. This approach proved useful in gathering practical knowledge, especially because this kind of field experience is hardly available to the scientific community.

Although models are by definition a simplification of existing (complex) systems, they are important tools for understanding the underlying biological processes. They are particularly useful in determining the direction, effect size and significance of various exogenous factors that may drive the observed patterns and upon which humans may exercise some degree of control.

From a methodological point of view, the added value of using GIS tools in pest management was evidenced by the potential of spatial analyses to unveil structured patterns in the data and to relate them to the local environmental conditions. Moreover, maps were able to show in a visually appealing way how some environmental factors may lead certain areas (hot spots) to be more problematic than others, allowing authorities to concentrate efforts and maximize resources in those areas. More selective and targeted pest management plans are in fact expected to raise the profile of their outcomes in the near future.

In the case of rats in Madrid, the significant environmental factors we identified are summarized as follows:

- **Age of the buildings.** It was confirmed that old buildings have a higher risk of experiencing rat infestations than more recently constructed buildings. This may be

## 7. Conclusions

---

due to the fact that old buildings are more likely to be maintained in suboptimal conditions or be built according to effective rat-proof criteria.

- **Distance to the nearest market.** Access to food is fundamental for reproduction and survival of rats. Markets are indeed places that usually produce large amounts of organic waste so that rats may have plenty of options to feed.
- **Distance to the nearest green area.** Vegetation provides rats with food and protection, as it regulates the microclimate, and filters solar radiation. It also reduces the noise produced by human activities and provides a place where rats can build their burrows. Green areas also provide important food sources, especially if they have fruit/nut trees and animals. This is why the closer is the green areas, the greater is the risk of experiencing rat infestations.
- **Human population density** (inhabitants per km<sup>2</sup>). High densities of buildings favour pest proliferation since the home range of rats may encompass several premises. Furthermore, high human densities may cause problems such as accumulation of garbage, further facilitating rat proliferation.
- **Distance to the nearest water source** (fountains and ponds). It is known that rats tend to concentrate around water sources. However, we found that the closer the distance to a water source, the less likely is a rat to be sighted. Although the reasons of this association are largely unknown, it may be due to the ongoing maintenance of these water systems, which is generally good and would therefore make it difficult for rats to build their burrows. Future investigations should, however, better investigate the role of water sources in the distribution of rats in the city of Madrid.
- **Distance to the nearest cat feeding stations.** Historically cats have the reputation to be excellent predators of rats. However, several studies about urban cat diet have demonstrated that urban cats do not have a significant impact on rat predation, and they rather prefer birds. We found that proximity to cat feeding stations increases the risk of experiencing rat infestations. This may be due to the fact that both rats and cats may have access to common food sources, and particularly that rats may benefit from the food given to cats.
- **Size of the nearest green area.** While in Latina district the correlation between the size of the nearest green areas and the risk of infestation was positive, at the municipal level this was negative. This may be due to the fact that in Latina, a rather

## 7. Conclusions

---

socioeconomically depressed district, green areas tend to be more neglected and disheveled than in the rest of Madrid.

Many other factors that could potentially influence the spatial distribution of urban rat infestations were left unstudied because of data availability issues and the lack of exhaustive cartography. In this regard, the data (specifically geo-data) generated in the framework of this thesis may be the starting point for future works in this field. Examples of data that could help developing this type of research would be those regarding the sewer systems, as rats do move through these systems. Unfortunately this type of information is not of public domain. LIDAR technologies would also allow informing our analysis with data on, for instance, the height of buildings or altitude of gardens. This information would be very useful to distinguish different types of green areas or different types of buildings. Also this type of information is not made accessible for Madrid.

The temporal model identified structured patterns in the historic data and identified the most important weather factors associated with the appearance of rats in urban areas. Rat sightings may occur all year round but the number rises during spring and summer, when there are higher temperatures and humidity. On the other hand, rainfall events were negatively associated with rat sightings. While in rural areas scarce rainfalls may decrease food resources for rats, this is not the case in urban areas where food is hardly unavailable to rats. This raises the question as to why there should be less rat sightings during when it rains. Possibly, outdoor human activities may be reduced during rainfalls and rats may therefore be more likely to pass unnoticed. This leads to the conclusion that this model might be explaining human behaviors more than rat dynamics. This is also supported by the low numbers of rats reported to be sighted on weekends and holidays. Rat sightings therefore seem to be a robust spatial indicator of the presence of a rat problem, but they have some shortcomings as a temporal indicator due to the impossibility of disentangling the effect of human behaviour.

Spatiotemporal models may combine both temporal and spatial data and so better describe dynamics of pest populations. As explained previously, the temporality of spatial distribution was examined in different ways. First, we looked at the recurrence of rat hot spots by snapshots (both at municipal and district level). Second, we examined the spatiotemporal clustering of rat sightings in the district of Latina. Third, we have

## 7. Conclusions

---

developed a mechanistic model simulating the spatiotemporal dynamics of rat infestations.

In the first case, sightings were grouped bi- or tri-annually so that the temporal trend of the spatial distribution of rat sightings is represented statically over three different moments (Figure 5.2 and 5.3). This confirmed that hot spots tend to recur in the same locations at different times, and that their intensity is decreasing, a possible reflection of the rat control efforts of the Municipality of Madrid.

The fact that rats live in colonies is well known but it is less clear what is their movement range in urban areas. K-inhomogeneous functions in the district of Latina, confirmed that rat sightings are clustered in time and space. The spatiotemporal cluster was estimated to be 270 meters and 10 days. An interactive video and a KML file were also created to examine this spatiotemporal dynamic in a visual way. We observed that rat sightings recur in specific spots, intermittently. Ten days after the first sighting, new sightings occur within a radius of 270 meters around the first sighting and they disappear a few days later. This mirrors the efficacy of the reactive actions of the municipal pest control services of Madrid. Three to four months (depending on the area and period of time) after the first sightings, rats reappear around the first spots. One possible explanation is that the effect of control interventions (mainly rodenticides) put in place wane after this time period. This further reinforces the notion that it is only a matter of few months until rats will reappear in a given areas as long as feeding and nesting favorable conditions will be present therein.

Data on notifications of rat sightings used in this thesis have limitations and are biased, to some extent, by the human behaviour. Nevertheless, when these limitations are taken into account and an appropriate analysis is set up, they may prove useful in detecting the most problematic areas, providing also a realistic overview of the trends and distribution of rat infestations, as well as their associated risk factors. Moreover, when using these data, the temporal, rather than spatial, aspects should be expected to be more vulnerable to bias.

It is essential to have a dedicated infrastructure in local administrations to provide timely solutions to pest problems. A good pest management system will allow us to collect data quickly, to characterize the pest problem and to manage it as fast as

## 7. Conclusions

---

possible. As shown in this thesis, rat pests have a multifactorial traits. No single factor by itself would explain rat dynamics, so the pest problem should be addressed on a case-by-case basis. Finally, rat infestations should be addressed from a multi-scale perspective. Results may in fact change in resolution and precision depending on the scale used. In our case, at district level we have achieved better results than at the municipal level.

### 7.2. Future research

Future research in the field of enquiry should consider the following aspects:

1. Due to the influence of human behavior on rat sightings, more independent data (e.g. trapping counts) should be used. This is particularly relevant in temporal models where most exogenous factors tend to explain human behavior instead of that of pests.
2. It would be appropriate to corroborate whether the (modelling) findings presented in this thesis point to the right direction in field conditions. In this way the models will be validated, paving the way towards a more predictive analysis.
3. The spatiotemporal model was developed for Latina only. It would be interesting to extend the methodology in each of the other districts of Madrid. It would be also interesting to compare our findings with similar ones in other cities and on other pests.
4. Studying the effect of other weather and environmental factors would help complementing our findings, especially those factors that were not used due to the lack or to the inaccessibility of data and cartography.
5. It would be interesting to study the possible effects of inter- and intra-specific competition of rat colonies, or with other pest, such as cockroaches.
6. It would be appropriate to check whether the information generated by this thesis will effectively improve future pest control programmes by, for instance, monitoring the number of notifications of rat sightings over space and time.





## **Bibliografía**



1. AEMET. Datos de la Agencia Estatal de Meteorología. 2010 [citado 10 Agosto, 2012]. Disponible en: <http://www.aemet.es/es/portada>
2. Andrews DWK. Heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix estimation. *Econometrica*. 1991; 59: 817-858.
3. Aplin KP, Brown PB, Jacob J, Krebs CJ, Singleton GR. Field Methods for Rodent Studies in Asia and the Indo-Pacific. *Animal Health*. 2003.
4. Aránjuez Ruiz E, Arribas García M, Aránjuez Gilarranz J, Ordoñez Iriarte JM. Salud y territorio. Aplicaciones prácticas de los sistemas de información geográfica a la salud ambiental. Madrid. Sociedad Española de Sanidad Ambiental. Serie De aeribus, aquis et locis 2012; 2.
5. Arizaga J, Tamayo I. Connectivity patterns and key nono-breeding areas of white-throated bluethroat (*Luscinia svecica*) European populations. *Animal Biodiversity and Conservation*. 2013; 36(1): 69-78.
6. Aronoff S. Geographica Information Systems: A managment perspective. Ottawa, WDL. 1989.
7. Ayuntamiento de Madrid. Demografía y población. Tasa de crecimiento. [citado 1 Diciembre 2011] Disponible en: <http://www.munimadrid.es/portal/site/munimadrid/menuitem.ec7bec4d2ccca0aa7d245f019fc08a0c/?vgnnextoid=dfd9ef637004a010VgnVCM100000d90ca8c0RCRD>.
8. Baddeley A, Moller J, Waagepetersen R. Non- and semi-parametric estimation of interaction in inhomogeneous point patterns. *Statistica Neerlandica*. 2000; 54:329-350.
9. Bajomi D, Gúthy CS, Markos T. Efficacy of large-scale rat and cockroach control actions in Budapest as shown by experiences over a 23-year period. Proceedings of the Second International Conference on Urban Pests 1996. En Wildey KB ed., Proc. 2 Int Conf on Insect Pests of the Urban Environment. Edinburgh, Scotland.
10. Baker PJ, Bentley AJ, Ansell RJ, Harris S. Impact of predation by domestic cats *Felis catus* in an urban area. *Mammal Rev*. 2005;35:302-312.
11. Battersby SA, Parsons R, Webster JP. Urban rat infestations and the risk to public health. *Journal of Environmental Health Research*. 2002;1:57-65 [citado 27 Julio 2012]. Disponible en: [http://www.cieh.org/JEHR/urban\\_rat\\_infestations.html](http://www.cieh.org/JEHR/urban_rat_infestations.html).

12. Battersby SA. Urban rat infestations – society’s response and the public health implications. [PhD thesis]. Guildford, United Kingdom, University of Surrey. 2002.
13. Battersby SA. Public Health policy - Can there be an economic imperative? An examination of one such issue. *JEHR*. 2004;3(1):10.
14. Bolund P, Hunhammar S. Ecosystem services in urban areas. *Ecol Econ*. 1999;29: 293-301.
15. Bonnefoy X, Kanpen H, Sweeney K. Public Health Significance of Urban Pests. World Health Organization Regional Office for Europe. Copenhagen, Denmark, 2008.
16. Breiman L, Friedman JH. Estimating Optimal Transformations for Multiple Regression and Correlation. *J Am Statist Assoc*. 1985; 80: 580-598.
17. Brenner RJ. Economics and medical importance of German cockroaches. In Rust MK, Owens JM, Reiersen DA, eds. *Understanding and controlling the German cockroach*. New York, Oxford University Press. 1995: 77–92.
18. Brillinger DR, Stewart BS, Littnan CL. Three months journeying of the Hawaiian monk seal. *Probability and Statistics: Essay in Honor of David A. Freedman*. 2008; 2: 246-264.
19. Brown PR, Davies MJ, Croft JD, Singleton GR. Impact of farm management practices on house mouse populations and crops in an irrigated farming system. 2003. In: Singleton GR, Hinds LA, Krebs CJ, Spratt DM. (eds). *Rats, Mice and People: Rodent Biology and Management*. ACIAR Monograph 96. ACIAR: Canberra, ACT, Australia. 1996: 338–342.
20. Buj A. Los riesgos epidémicos actuales desde una perspectiva geográfica. *Scripta Nova Revista electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*. 1999;39. [citado 25 Febrero 2012]. Disponible en: <http://www.ub.edu/geocrit/sn-39.htm>
21. Buj A. El reto de las epidemias en Iberoamérica ante el nuevo milenio. *Scripta Nova Revista electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*. 1999, 45. [citado 25 Febrero 2012]. Disponible en: <http://www.ub.edu/geocrit/sn-45-29.htm>
22. Buja A, Hastie T, Tibshirani R. Linear Smoothers and Additive Models. *Ann Stat*. 1989; 17: 453-555.
23. Calhoun JB. *The ecology and sociology of the Norway rat*. Bethesda, Maryland, USA: Department of Health, Education and Welfare, Public Health Service. 1962.

24. Carbajo M. La población de la villa de Madrid desde finales del siglo XVI hasta mediados del siglo XIX. Madrid: Siglo veintiuno de España Editores. 1987.
25. Cauvin C, Escobar F, Serradj A. Thematic Cartography and Transformations. London, Ed. Wiley-ISTE. 2010.
26. Cavia R, Cueto GR, Suarez OV. Changes in rodent communities according to the landscape structure in an urban ecosystem. *Landscape and Urban Planning*. 2009;90(1-2):11-19
27. CDCP - Centers for Disease Control and Prevention (2006) Integrated pest management: conducting urban rodent surveys. Atlanta: US Department of Health and Human Services.
28. Cerda J. Análisis crítico de la geografía del tiempo como base conceptual para el entendimiento de la funcionalidad espacio-temporal de las ciudades. Report de recerca. 2010; 7.
29. Chainey S, Ratcliffe J. GIS and Crime Mapping. John Wiley and Sons, UK. 2005
30. Channon D, Cole M, Cole L. A long-term study of *Rattus norvegicus* in the London borough of Enfield using baiting returns as an indicator of sewer population levels. *Epidemiology and Infection*. 2000;125(2):441-5.
31. Channon D, Channon E, Roberts T, Haines R. Hotspots: are some areas of sewer network prone to re-infestation by rats (*Rattus norvegicus*) year after year? *Epidemiol Infect*. 2006;134: 41-8.
32. Childs JE. Size-dependent predation on rats (*Rattus norvegicus*) by house cats (*Felis catus*) in an urban setting. *Journal of Mammalogy*. 1986;67(1):196-199.
33. Childs JE, McLafferty SL, Sadek R, Miller GL, Khan AS, DuPree ER, Advani R, Mils JN, Glass GE. Epidemiology of Rodent Bites and Prediction of Rat Infestation in New York City. *Am.J.Epidemiol*. 1998;148(1):78-87.
34. Chiles JP, Delfiner P. Geostatistics, Modeling Spatial Uncertainty, Wiley Series in Probability and statistics.1999
35. Colvin BA, Jackson WB. Urban rodent control programs for the 21st century. Singleton GR, Hinds LA, Leirs H, Zhang Z. Ecologically based management of rodent pests. *ACIAR Monograph*.59:494. Camberra, Australian Centre for International Agricultural Research. 1999;242-257.
36. Colvin B. Opinion: Interview The rat catcher. *New Sci*. 2001;169:40.

37. Cox DR. Regression models and life tables (with Discussion). *Journal of the Royal Statistical Society B*. 1972; 34:187-220.
38. Cox DR, Isham V. Point Processes. Chapman & Hall, 1980.
39. Daley DJ, Vere-Jones D. An Introduction to the Theory of Point Processes. Volume I: Elementary Theory and Methods, second edn, Springer-Verlag, New York. 2003.
40. Davis S, Leirs H, Pech R, Zhang Z, Stenseth N. On the economic benefit of predicting rodent outbreaks in agricultural systems. *Crop Protection*. 2004;23(4): 305-314.
41. De las Cuevas Suárez A, Escobar Martínez F. Caracterización espacial de la vulnerabilidad sociodemográfica en dos distritos madrileños ante riesgos tecnológicos, *Cuadernos Geográficos*. 2009; 45:137-152.
42. De Masi, E. Roedores na cidades de São Paulo: levantamento da taxa de infestação predial e sua relação com fatores socioeconômicos e ambientais. [PhD thesis]. São Paulo: Instituto Biológico, de Agência Paulista de Tecnologia dos Agronegócios, 2009.
43. De Masi E, Vilaça P, Razzolini MT. Environmental conditions and rodent infestation in Campo Limpo district, Sao Paulo municipality, Brazil. *International Journal of Environmental Health Research*. 2009;19(1):1-16.
44. De Masi E, Pino FA, Santos MDS, Genehr L, Albuquerque JOM, Bancher AM, Alves JCM. Socioeconomic and environmental risk factors for urban rodent infestation in Sao Paulo, Brazil. *Journal of Pest Science*. 2010;83: 231-41.
45. Dennis DT. Borreliosis (relapsing fever). In: Palmer SR, Lord Soulsby EJJ, Simpson DIH, eds. Zoonoses. Oxford, Oxford University Press. 1998:17–21.
46. Diaz MA. Unas notas sobre las posibilidades docentes y aplicaciones de la Geografía del Tiempo. Geografías personales. *Serie Geográfica*. 1992; 2: 81-111.
47. Dickman CR, Doncaster CP. The ecology of small mammals in urban habitats. I. Populations in a patchy environment. *Journal of Animal Ecology*. 1987; 56: 629–40.
48. Diggle PJ. Statistical Analysis of Spatial Point Patterns. (2nd ed). Arnold, London, UK. 2003.
49. Diggle PJ, Rowlingson B, Su TL. Point process methodology for n-line spatio-temporal disease surveillance. *Environmetrics*. 2005;16:423-434.

50. Diggle PJ. Spatio-temporal point processes, partial likelihood, foot and mouth disease. *Statistical Methods for Medical Research*. 2006; 15(4):325-336.
51. Diggle PJ, Gomez-Rubio V, Brown PE, Chetwynd AG, Gooding S. Second-order analysis of inhomogeneous spatial point processes using case-control data. *Biometrics*. 2007; 63: 550-557.
52. Diggle PJ, Kaimi I, Abellana R. Partial likelihood analysis of spatio-temporal point process data. *Biometrics*. 2010; 66:347-354.
53. Dirección general de migración y cooperación al desarrollo. La población extranjera en la ciudad de Madrid. Dossier de magnitudes básicas. [citado 1 Diciembre 2011]. Disponible en: <http://www.madrid.es/UnidadesDescentralizadas/CooperacionEInmigracion/Inmigracion/EspInformativos/MadridConvive/Observatorio/Publicaciones/Magnbasicas2011.pdf>
54. Drummond DC. Rat free towns. The strategy of area control. *Journal of Royal Society of Health*. 1970; 90:131–133.
55. Eggleston P. Methods and effectiveness of indoor environmental control. *Annals of Allergy, Asthma & Immunology*. 2001; 87 (3): 44–47.
56. Epstein PR. Climate change and emerging infectious diseases. *Microbes and Infection*. 2001; 3(9): 747-54.
57. Escobar F, Green J, Waters E, Williamson I. Geographic Information Systems for the Public Health: A proposal for a research agenda, in Flahault *et al.*, (eds): *Geography and Medicine*, Paris, Elsevier. 2001;139-148. (ISBN 2-84299-244-X).
58. Escobar F, Saraçoglu D, Sánchez B. Automating visualization and analysis of lifelines in a GIS environment, *XXIII International Cartographic Conference*, Moscow, 4 - 7 August 2007.
59. Esnaola S, Calvo M, Aldasoro E, Audicana C, Ruiz R, Montoya I, Ibañez B. Atlas de mortalidad en áreas pequeñas de la Comunidad del País Vasco. Servicio central de publicaciones del Gobierno Vasco. 2010.
60. Fernández MS, Cavia R, Cueto GR, Suárez OV. Implementation and evaluation of an integrated program for rodent control in a Shantytown of Buenos Aires City, Argentina. *Ecohealth*. 2007;4:271–277.

61. Ficklin DL, Stewart IT, Maurer EP, Shah V. Climate change impacts on streamflow and subbasin-scale hydrology in the upper Colorado river basin. *PLoS One*. 2013;8(8):e71297. DOI: 10.1371/journal.pone.0071297.
62. Friedman JH, Stuetzle W. Projection Pursuit Regression. *Journal of American Statistical Association*. 1981;76: 817–23.
63. Frutos J. Biología y control de plagas urbanas. Interamericana. MacGraw-Hill. 1994.
64. Fusi JP. España. Autonomías. Madrid. Espasa Calpe. 1989; 5: 517-615.
65. Gabriel E, Diggle PJ. Second-order analysis of inhomogeneous spatio-temporal point process data. *Statistica Neerlandica*. 2009; 63: 43–51.
66. Gabriel E, Wilson DJ, Leatherbarrow AJH, Cheesbrough J, Gee S, Bolton E, Fox A, Fearnhead P, Harta CA, Diggle PJ. Spatio-temporal epidemiology of *Campylobacter jejuni* enteritis, in area of Northwes England, 2000-2002. *Epidemiology and Infection*. 2010. 138:1384-1390.
67. Gelfand AE, Diggle PJ, Fuentes M, Guttorp P. Handbook of Spatial Statistics. Chapman & Hall/CRC. Handbooks of Modern Statistical Methods. 2010.
68. Gómez Delgado M, Barredo Cano JI. Sistemas de Información Geográfica y evaluación multicriterio en la ordenación del territorio. Ra-Ma. Madrid. 2º edición. 2005.
69. Gómez Delgado M, Díaz Castillo C, Escobar Martínez FJ, Rodríguez Espinosa VM, Salado García MJ. Caracterización de los riesgos ambientales para la salud. Puesta a punto de un SIG en dos distritos del Sureste de Madrid, *Serie Geográfica*. 2006; 12: 11-36.
70. Hägerstrand T. What about people in regional science? *Papers of the Regional Science Association*. 1970; 24:1-12.
71. Hanski I, Turchin P, Korpimaki E, Henttonen H. Population oscillations of boreal rodents: regulation by mustelid predators leads to chaos. *Nature*. 1993; 364: 4.
72. Harkness JE, Wagner JE. Biología y clínica de conejos y roedores. Aditorial Acribía; 1977.
73. Hastie T, Tibshirani R. Generalized Additive Models. Chapman & Hall/CRC. 1990.



74. Himsworth CG, Feng AYT, Parsons K, Kerr T, Patrick DM. Using experiential knowledge to understand urban rat ecology: A survey of Canadian pest control professionals. *Urban Ecosystems*. 2012.
75. Illian J, Penttinen A, Stoyan H, Stoyan, D. Statistical Analysis and Modelling of Spatial Point Patterns, John Wiley and Sons, Chichester. 2008.
76. Inaida S, Shobugawa Y, Matsuno S, Saito R, Suzuki H, Khudyakoy YE. The south to north variation of Norovirus epidemics from 2006-07 to 2008-09 in Japan. *PLoS One*. 2013;8(8):e71696. Doi: 10.1371/journal.pone.0071696.
77. INE. Instituto Nacional de Estadística de España. Censos y cifras oficiales de población (período 1900-1991). [citado 1 Diciembre 2012]. Disponible en: <http://www.ine.es/>
78. INE. Instituto Nacional de Estadística de España. Indicadores Sociales. Renta, distribución y consumo. [citado 1 Diciembre 2012]. Disponible en: <http://www.ine.es/>
79. Irwin EG, Geoghegan J. Theory, data, methods: developing spatially explicit economic models of land use change. *Agriculture, Ecosystems & Environment*. 2001, 85: 7–24.
80. Jackson WB. Food habits of Baltimore, Maryland cats in relation to rat populations. *Journal of Mammalogy*. 1951;32:458-461.
81. Katsouyanni K, Schwartz J, Spix C, Touloumi G, Zmirou D, Zanobetti A, Wojtyniak B, Vonk JM, Tobias A, Ponka A, Media S, Bachárová L, Anderson HR. Short term effects of air pollution on health: a European approach using epidemiologic time series data: the APHEA protocol. *Journal of Epidemiology and Community Health*. 1996;50 (1): S12-S18
82. Kingdon, J. East African mammals: an atlas of evolution in Africa. Volume 2. Part B: hares and rodents. 1974.
83. Knol AB, Slottje P, Van der Sluijs JP, Lebret E. The use of expert elicitation in environmental health impact assessment: a seven step procedure. *Environmental Health*. 2010; 9:19
84. Koul O, Cuperus GW. Ecologically-Based Integrated Pest Management. CABI publishing, Wallingford, UK. 2007.

85. Bosque Sendra J. Sistemas de Información Geográfica. Madrid. Ediciones Rialp. 2º edición corregida. 1997.
86. Kraak M. The space-time cube revisited from a geovisualization perspective. *Proceedings of the 21<sup>st</sup> International Cartographic Conference (ICC)*. Durban, South Africa. 2003.
87. Krige DG. A statistical approach to some mine valuations and allied problems at the witwatersrand. Master's thesis, University of Witwatersrand, 1951.
88. Lam A, Wong GW, Poon CM, Lee SS. A GIS-Based Assessment of Environmental Influences on Allergy Development in Children. *Asia-Pacific Journal of Public Health*. 2011.
89. Langton SD, Meyer AN. The occurrence of commensal rodents in dwellings as revealed by the 1996 English House Condition Survey. *Journal of Applied Ecology*. 2001;38:699-709.
90. Larrañaga N, De Castro V, Tamayo I, Tobalina MC *et al.*, Atlas municipal del cáncer de la Comunidad Autónoma del País Vasco 2003-2008. Gobierno Vasco. 2012.
91. Ley General de Sanidad y normativa de desarrollo, Ley 14/1986, de 25 de abril. 1986.
92. López A. Madrid: Estudios de Geografía Histórica. Madrid: Real Academia de la Historia, 1999.
93. Lund M. Commensal Rodents. En Buckle AP, Smith RH. *Rodent Pests and Their Control*, Wallingford, Oxon: CAB International, 1994.
94. Macdonald DW, Mathews F, Berdoy ML. The Behaviour and Ecology of *Rattus norvegicus*: from Opportunism to Kamikaze Tendencies in Ecologically-Based Management of Rodent Pests. Aciar Monograph No. 59. G.R.Singleton, L.A.Hinds, H.Leirs and Z.Zhang (editors), Canberra, 1995.
95. Matheron G. Principles of geostatistics. *Economic Geology*. 1963; 58:1246-1266.
96. McBride S, Escobar F. Management and visualization of spatiotemporal, SIRC2002 Proceedings, Wellington information in GIS, 3-5 December 2002: 49-62.
97. McCullagh, Peter; Nelder, John (1989). *Generalized Linear Models*. London: Chapman and Hall. ISBN 0-412-31760-5. Chapter 1. Nelder and Wedderburn's 1972 JRSS(A).

98. Meehan AP. Rats and mice: their biology and control. East Grinstead, The Rentokil Library, Rentokil Ltd, Brown Knight and Truscott Ltd 1984
99. Meyer AN, Shankster A, Langton SD, Juker G. National Commensal Rodent Survey 1993. *Environmental Health*, 1995; 103:127–135.
100. Mlekuz D. Time geography, GIS and archaeology. *Proceedings of the 38th Conference on Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology*. Granada, Spain. 2010.
101. Montoliu, P. Madrid, Villa y Corte: Historia de Una Ciudad. Madrid: Silex Ediciones. 1996.
102. Morello J, Gustavo G, Baxendale C, Rodriguez A, Matteucci S, Godagnone R, Casas R. Urbanization and the consumption of fertile land and other ecological changes: the case of Buenos Aires. *Environment and Urbanization*. 2000; 12(2): 119-132.
103. Moreno J, Oltra MT, Falcó JV, Jiménez R. El control de plagas en ambientes urbanos: criterios básicos para un diseño racional de los programas de control. *Revista Española de Salud Pública*. 2007;81.
104. Mourier H, Recanses JM, Sunesen E. Guía de los animales parásitos de nuestras casas. 1ª ed. Barcelona: Ediciones Omega; 1979.
105. Mughini Gras L, Patergnani M, Farina M. Poison-based commensal rodent control strategies in urban ecosystems: some evidence against sewer-baiting. *Ecohealth*. 2012;9(1):75-9.
106. Murphy RG, Oldbury DJ. Rat control by local authorities within the UK. In: Jones SC, Zhai J, Robinson W, eds. Proceedings of the Fourth International Conference on Urban Pests, Charleston, South Carolina, USA, 7–10 July 2002. Charleston, SC, International Conference on Urban Pests: 413–420 <http://www.icup.org.uk/reports%5CICUP246.pdf>, accessed 1 July 2012.
107. Nelder JA, Mead R. A simplex method for function minimisation. *Computer Journal*. 1965;7:308-313.
108. Nelson TA, Boots B. Detecting spatial hot-spots in landscape ecology. *Ecography*. 2008; 31(5): 556–566.

109. Nogales M, Martina A, Tershy BR, Donlan CJ, Veitch D, Puerta N, Wood B, Alonso J. A review of Feral Cat Eradication on Islands. *Conservatio Biology*. 2004;18: 310-9.
110. Nowak RM, Wilson DE. Walker's mammals of the world, 6th ed. Baltimore, Maryland: Johns Hopkins University Press. 1999.
111. Padovan D. Infectious diseases of wild rodents. Anacortes, WA, Corvus Publishing Company. 2006.
112. Patergnani M, Mughini Gras L, Poglayen G, Gelli A, Pasqualucci F, Farina M, Stancampiano L. Environmental influence on urban rodent bait consumption. *Journal of Pest Science*. 2010;83:347–359.
113. Patz JA, Campbell-Lendrum D, Holloway T, Foley JA. Impact of regional climate change on human health. *Nature*. 2005;438:310-317.
114. Platts-Mills TA *et al.*, Indoor allergens and asthma: report of the Third International Workshop. *The Journal of Allergy and Clinical Immunology*. 1997; 100:S2–S24.
115. Real Academia Española. Diccionario de la lengua española (22ª edición). Madrid: Espasa-Calpe. 2001.
116. Retana-Barrantes JA, Solera M, Solano J, Alvarez H. Efecto de la variabilidad climática sobre la fluctuación poblacional de la rata cañera (*Sigmodon hispidus*) en Cañas, Guanacaste. *Tópicos Meteorológicos y Oceanográficos*. 2003; 10(2) 91-8.
117. Richards CGJ. The pest status of rodents in the United Kingdom. In: Putman RJ, ed. Mammals as pests. London, Chapman & Hall Ltd. 1989; 21–33.
118. Ripley BD. Modelling spatial patterns. *Journal of the Royal Statistical Society*. Series B 30. 1977:172-192.
119. Sabel C. Kernel Density Estimation as a Spatial-Temporal Data Mining Tool: Exploring Road Traffic Accident Trends, GISRUK 2006, University of Nottingham. 2006.
120. Sacchi R, Gentili A, Pilon N, Bernini F. GIS-modelling the distribution of *Rattus norvegicus* in urban areas using non toxic attractive baits. *Hystrix Italian Journal of Mammalogy*. 2008;19 (1):13-22.

121. Salado MJ, Bosque J, Escobar FJ. La inclusión de la dimensión temporal en la planificación de equipamientos colectivos. *IX Conferencia Iberoamericana de SIG*. Cáceres. 2003.
122. Seijo A, Monroig J, Romer Y, Coto H. Análisis clínico y epidemiológico de mordeduras de rata en Buenos Aires. *Medicina*. 2009;69:259-64.
123. Silverman BW. *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*. New York: Chapman and Hall, 1986.
124. Simonoff JS. *Smoothing methods in Statistics*. Springer Series in Statistics. 1996.
125. Singleton GR, Leirs H, Hinds LA, Zhang Z. Ecologically-based Management of Rodent Pests—Re-evaluating Our Approach to an Old Problem. 1999. In : Singleton GR, Hinds LA, Leirs H, Zhang Z. *Ecologically based management of rodent pests*. ACIAR Monograph.59:494. Camberra, Australian Centre for International Agricultural Research, 2003; 242-257.
126. Singleton GR, Sudarmaji, Tuan NP, Sang PM, Huan NH, Brown PR, Jacob J, Heong KL, Escalada MM. Reduction in chemical use following integrated ecologically based rodent management. *International Rice Research Notes*. 2003; 28(2): 33–35.
127. Sio-Iong A. *Applied Time Series Analysis and Innovative Computing*. Springer.2010.
128. Swift JD. Rat population dynamics – is there a 10 year cycle? *International Pest Control*. 2001;43:156-9.
129. Tamayo-Uria I, Mateu J, Mughini L. Temporal Distribution and Weather Correlates of Norway Rat (*Rattus norvegicus*) Infestations in the City of Madrid, Spain. *Ecohealth*. 2013; 10(2):137-144.
130. Tamayo-Uria I, Mateu J, Escobar F, Mughini-Gras L. Risk factors and spatial distribution of urban rat infestations. *Journal of Pest Science*. DOI: 10.1007/s10340-013-0530-x. In Press.
131. Taylor KD, Quy RJ. Long distance movements of a common rat (*Rattus norvegicus*) revealed by radio tracking. *Mammalia*. 1978;42:63-71

132. Traweger D, Slotta-Bachmayr L. Introducing GIS-modelling into the management of a brown rat (*Rattus norvegicus* Berk.) (Mamm. Rodentia Muridae) population in an urban habitat. *Journal of Pest Science*. 2005;78:17-24.
133. Traweger D, Travnitzky R, Moser C, *et al.*, Habitat preferences and distribution of the brown rat (*Rattus norvegicus* Berk.) in the city of Salzburg (Austria): implications for an urban rat management. *Journal of Pest Science*. 2006;79:113-25.
134. Twigg JT. Dermatophagoides farinae allergen levels from two different sources within the same home: evaluation of two different collection techniques. *Annals of Allergy*. 1991;66:431–435
135. Vadell MV, Cavia R, Suárez OV. Abundance, age structure and reproductive patterns of *Rattus norvegicus* and *Mus musculus* in two areas of the city of Buenos Aires. *International Journal of Pest Science*. 2010; 56(4).
136. Vickery WL, Bider JR. The influence of weather on rodent activity. *Journal of Mammalogy*. 1981; 62: 140-145.
137. Vienneau D, de Hoogh K, Briggs D. A GIS-based method for modelling air pollution exposures across Europe. *Science of The Total Environment*. 2009; 408(2):255-266
138. Villareal JA, Schlegel WM, Prange HD. Thermal environment affects morphological and behavioural development of *Rattus norvegicus*. *Physiology and Behavior*. 2007;91: 26-35.
139. Warton DI, Shepherd LC. Poisson point process models solve the “pseudo-absence problem” for presence-only data in ecology. *Annals of Applied Statistics*. 2010; 4(3): 1383-1402.
140. Whitaker JO. The Audubon Society field guide to North American mammals. New York: Alfred A. Knopf Inc.1980.
141. White J, Horskins K, Wilson J. The control of rodent damage in Australian macadamia orchards by manipulation of adjacent non-crop habitats. *Crop Protection*. 1998;17:353-357.
142. Wood SN. Generalized Additive Models: An Introduction with R. Chapman & Hall/CRC. 2006.
143. Zerefos CS, Tourpali K, Bais AF. Further studies on possible volcanic signal to the ozone layer. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*. 2012; 99(D12).