

Máster Universitario en Técnicas de Análisis, Evaluación y Gestión  
Sostenible de Procesos y Riesgos Naturales  
Facultad de Ciencias  
Universidad de Cantabria



**DESARROLLO Y EVALUACIÓN DE TÉCNICAS DE ANÁLISIS  
DE DATOS ESPACIALES PARA EL ESTUDIO DE LA  
PELIGROSIDAD DE LAS DOLINAS**

Realizado por María Fátima Cuesta Margallo

Dirigido por Juan Remondo Tejerina y Francisco Javier Barba Regidor

Santander, Julio de 2013



## **AGRADECIMIENTOS**

La realización de este trabajo final de Máster es fruto de las orientaciones, sugerencias, correcciones y el gran estímulo de mis dos directores: Juan Remondo Tejerina y Francisco Javier Barba Regidor. Gracias por haberme dedicado tanto tiempo.

También me gustaría expresar mi agradecimiento a aquellas personas que han colaborado con la aportación de datos y explicaciones.

Este trabajo no podría haberse realizado sin los conocimientos adquiridos en el presente Máster, por lo que me gustaría agradecer también la labor docente realizada por los profesores del mismo.

Por último, mi gratitud a mi familia y amigos por apoyarme en todo momento.



# ÍNDICE

	Página
<b>1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>8</b>
1.1 Área de estudio	8
1.2 Los procesos de subsidencia kárstica: el caso de Camargo	12
<b>2. OBJETIVOS</b>	<b>15</b>
<b>3. METODOLOGIA</b>	<b>16</b>
3.1 Inventario de dolinas	17
3.2 Selección de las variables	17
3.2.1 Variables condicionantes <i>a priori</i>	17
3.2.2 Selección de variables para el análisis	17
3.3 Análisis de susceptibilidad	18
3.3.1 Modelización de la susceptibilidad mediante métodos estadísticos	19
3.3.2 Modelización de la susceptibilidad mediante densidad espacial	20
3.4 Validación	21
<b>4. DATOS UTILIZADOS</b>	<b>22</b>
<b>5. RESULTADOS</b>	<b>28</b>
5.1 Sobre las variables condicionantes	28
5.1.1 Resultados del análisis visual	28
5.1.2 Reducción de variables mediante PCA	29
5.1.3 Comparación de modelos de susceptibilidad utilizando diversas agrupaciones de variables.	30
5.2 Sobre los modelos de susceptibilidad	31
5.2.1 Modelos obtenidos mediante Funciones de Favorabilidad: CF y Bayes	31
5.2.2 Densidad de dolinas	37
5.2.3 Comparación entre modelos: evaluación	37
5.3 Mejora del conocimiento del proceso. Un posible modelo de funcionamiento	39
<b>6. CONCLUSIONES</b>	<b>41</b>
<b>7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>42</b>
<b>8. ANEXOS</b>	<b>44</b>
I. Los “Soplaos” en la prensa local.	44
II. Secuencia de fotografías de diferentes colapsos en la zona de estudios y de algunos daños ocasionados.	46

## ÍNDICE DE TABLAS Y FIGURAS

	Página
Tabla 1 Evolución Demográfica en el municipio de Camargo (INE, 2013).....	8
Tabla 2 Variables <i>a priori</i> condicionantes, variables seleccionadas para el análisis y fuente de información.....	24
Tabla 3 Porcentaje de varianza, de mayor a menor, a partir del PCA.....	30
Figura 1 Situación del área de estudio (El Diario Montañés, 2013; Ayuntamiento de Camargo, 2013).....	9
Figura 2 Cuenca hidrográfica de la zona de estudio (Asociación RIA, 2013).....	10
Figura 3 Localización de sondeos de aprovechamiento hídrico en el área de estudio.....	10
Figura 4 Mapa Geológico y Mínero de Cantabria, escala 1:100.000 (IGME, 2002).....	11
Figura 5 Pozón de la Dolores. Fotografía de 2013, cedida por F.J. Barba.....	11
Figura 6 Tipos principales de dolinas de subsidencia según Gutiérrez (2009).....	13
Figura 7 Desarrollo de las dolinas en la zona de estudio. Fotografías de 2006, cedidas por F.J. Barba.....	13
Figura 8 Titular de noticia de prensa electrónica y fotografía ilustrativa relativas a los problemas ocasionados por la aparición de dolinas en el área estudiada (El Diario Montañés 23/11/2010).....	14
Figura 9 Métodos utilizados en este trabajo para el análisis de susceptibilidad.....	16
Figura 10 Esquema sintético de la metodología empleada.....	17
Figura 11 Separación de la población de dolinas en muestras de análisis y validación para la elaboración y validación de mapas predictivos.....	18
Figura 12 Ecuaciones para el cálculo de diferentes probabilidades, utilizadas para estimar valores de favorabilidad.....	19
Figura 13 Valores de favorabilidad interpretados mediante una función de certidumbre, resultando valores que oscilan entre 1 y -1.....	20
Figura 14 Distribución espacial de las dolinas inventariadas en el área de estudio.....	22
Figura 15 Fragmento del inventario de dolinas y daños elaborado por TRIAX (Octubre, 2006a, b y c).....	22
Figura 16 Tabla de datos asociados al mapa inventario de dolinas elaborado para este trabajo.....	23
Figura 17 Mapas de las subcuencas y red de drenaje de la zona de estudio, con las dolinas superpuestas en color rosa.....	23
Figura 18 Variables condicionantes seleccionadas para la modelización de la susceptibilidad de dolinas.....	25-26
Figura 19 Variables auxiliares utilizadas de apoyo.....	26
Figura 20 Dolinas de análisis .....	27
Figura 21 Dolinas de validación.....	27
Figura 22 Disposición de las dolinas respecto al trazado del río.....	28
Figura 23 Resultado del análisis de componentes principales (PCA) realizado con todas las variables cuantitativas.....	29
Figura 24 Diferentes modelos de susceptibilidad elaborados en este trabajo.....	31
Figura 25a,b y c Variables con los valores originales (izquierda) y valores de favorabilidad (derecha), expresados como Factor de Certidumbre y probabilidad (para el caso de curvatura, densidad de carreteras y edificios).....	32

Figura 26 Mapas de susceptibilidad elaborados mediante Bayes y CF con 3, 5 y 11 variables.....	36
Figura 27 Mapa de susceptibilidad de dolinas elaborado a partir de la densidad de dolinas de la muestra de análisis.....	37
Figura 28 Curvas de validación para los diferentes modelos de susceptibilidad obtenidos.....	38
Figura 29 Ampliación de la gráfica de la Figura 27.....	38
Figura 30 Mapa de susceptibilidad elaborado mediante la función factor de certidumbre (CF) con once variables.....	39

## **RESUMEN**

El riesgo de subsidencia kárstica tiene una repercusión socio-económica importante en numerosas regiones del planeta.

Entre las zonas donde los procesos de subsidencia de origen kárstico se manifiestan con cierta intensidad destacan algunas áreas del entorno de la Bahía de Santander afectadas por dolinas que son conocidas localmente como “soplaos”.

Mediante este trabajo queremos mejorar el conocimiento de los procesos y factores que intervienen en el fenómeno, así como en su distribución espacial.

Además pretendemos diseñar herramientas que posibiliten la realización de pronósticos, con un grado de fiabilidad contrastado, sobre la distribución espacial de futuras dolinas.

Se trata también de desarrollar metodologías para la elaboración de modelos probabilísticos que permitan predecir la distribución espacial de dolinas, así como su aplicación y validación en la zona de estudio, para establecer de forma cuantitativa su capacidad de predicción.

Se emplearán para ello técnicas de análisis de datos espaciales por medio de SIG, realizando un análisis de susceptibilidad por dolinas en el área de Camargo.

# 1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años se han producido en el municipio de Camargo numerosas dolinas, conocidas popularmente como “soplaos”. Su aparición ha causado importantes pérdidas económicas y ha suscitado un alto interés y preocupación social, cuyo reflejo son las frecuentes noticias sobre el tema en medios de comunicación e incluso la creación de una asociación de afectados.

En este trabajo se pretende desarrollar instrumentos que permitan predecir los lugares más propensos a la aparición de soplaos, de manera que se puedan emprender actuaciones específicas encaminadas a mitigar, al menos parcialmente, las consecuencias negativas para la población de la zona. Uno de los instrumentos más utilizados para ese fin lo constituyen los mapas de susceptibilidad, amenaza y riesgo (Fell et al., 2008). De entre los métodos propuestos en la literatura para la cartografía del riesgo *sensu lato*, para el caso de estudios zonales, incluso para áreas relativamente pequeñas, como en este trabajo, la única alternativa viable son los métodos geomorfológicos (Hutchinson, 1995; Remondo, 2001).

Los resultados de nuestro estudio dependerán en gran medida de la calidad y cantidad de información disponible acerca de dicho proceso natural. Al ser un proceso que se origina en el subsuelo la información siempre será incompleta, por lo que *a priori* el objetivo es difícil.

## 1.1 Área de estudio

El área de estudio comprende parte del municipio de Camargo, donde el proceso es especialmente intenso, y se corresponde fundamentalmente con las pedanías de Camargo y Revilla de Camargo y en menor medida Muriedas (en el entorno del cementerio de dicho núcleo), Herrera y Escobedo, así como una pequeña franja del municipio de El Astillero (Figura 1).

La zona de estudio está situada al occidente de la Bahía de Santander y posee una extensión aproximada de 9 km<sup>2</sup>. Limita al norte con los municipios de Santander y Santa Cruz de Bezana; al oeste y al sur, con Piélagos, al este, con El Astillero y la Bahía de Santander. La mayor densidad de población se concentra en los núcleos y sobre todo en el de Muriedas que es la capital del municipio de Camargo. El resto de población se encuentra diseminada por el término municipal. El municipio de Camargo ha sufrido un aumento de población (Tabla 1), debido a la atracción de inmigrantes vinculados al desarrollo industrial de la zona en el siglo XX y más recientemente, por ser un espacio residencial atractivo, alternativo y cercano a Santander lo que ha dado lugar a una fuerte urbanización y, por tanto, una intensa transformación de su paisaje. Cuenta con más de 30.000 habitantes (INE, 2013) situándose entre los cuatro municipios más poblados de Cantabria. Es decir, esta alta y creciente densidad de población del municipio implica que su exposición al riesgo es también alta y creciente.

Tabla 1. Evolución Demográfica en el municipio de Camargo (INE, 2013).

Año	1900	1910	1920	1930	1940	1950	1960	1970	1980	1990	2000	2008	2011
Población	4.923	6.043	7.335	9.642	10.198	10.523	12.822	15.541	18.760	20.176	22.749	31.086	31.556

El área presenta un relieve con suaves pendientes, cuyas mayores elevaciones corresponden a cimas constituidas por dolomías y calizas cretácicas (Pico Obeña, 278 m s.n.m); las áreas más bajas enlazan con la Bahía a través de las marismas. El suave relieve también se ve reflejado en la forma del poblamiento, cuyos núcleos de población presentan una estructura abierta.

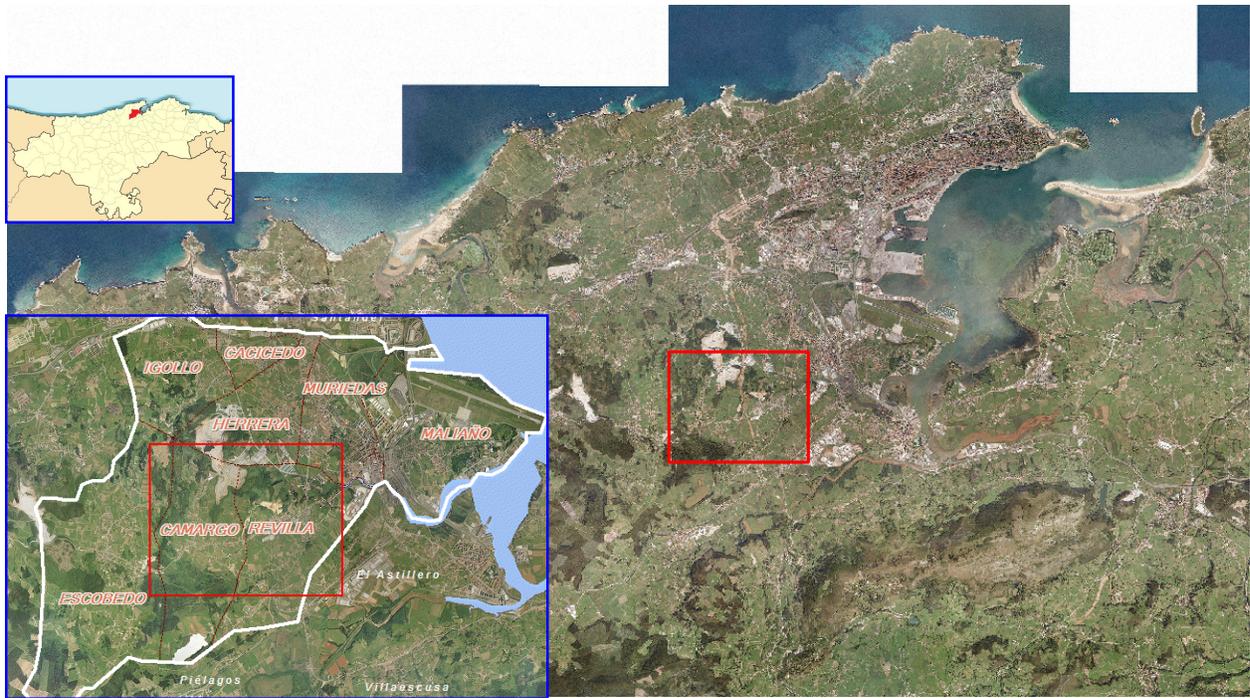


Figura 1. Situación del área de estudio (El Diario Montañés, 2013; Ayuntamiento de Camargo, 2013).

En la zona de estudio encontramos una cuenca hidrográfica con forma de Y (Figura 2), donde distinguimos dos valles interiores por los que discurren dos cursos fluviales (Bolado y Collado) y un valle más exterior, por donde discurre la ría del Carmen antes de desembocar en el mar.

Estas tres masas de agua confluyen en la marisma de Micedo. Por tanto, nos encontramos con cursos fluviales de estuario, que se ven afectados por las mareas.

El Ayuntamiento de Camargo ha venido obteniendo hasta hace un par de años el agua mediante la explotación de sus acuíferos mediante sondeos, salvo un pequeño porcentaje de agua que provenía entonces de la traída de aguas del Ayuntamiento de Santander. Para la extracción, Camargo contaba principalmente con tres puntos de aprovechamiento de los que se extraía el agua de manera continua (Figura 3). Desde el punto de vista hidrogeológico la zona se encuentra en la masa de agua subterránea denominada Santander-Camargo que tiene una superficie de 334 km<sup>2</sup> (según la directiva marco del agua).

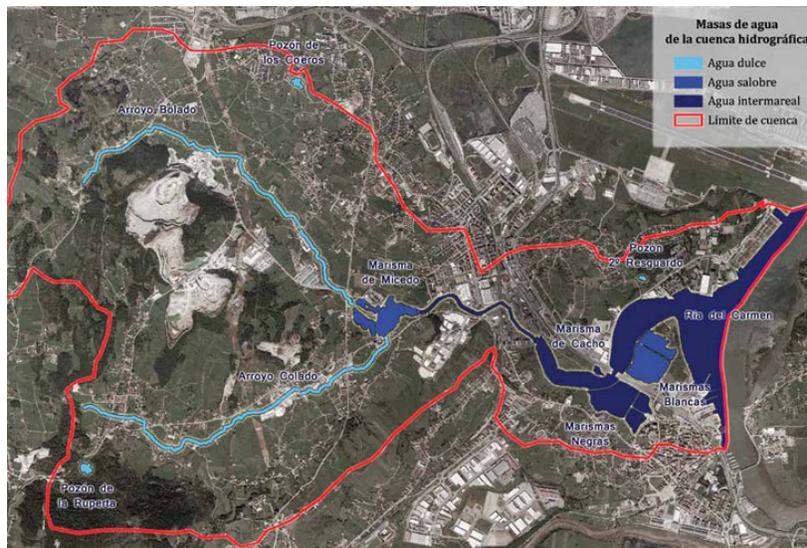


Figura 2. Cuenca hidrográfica de la zona de estudio (Asociación RIA, 2013).



Figura 3. Localización de sondeos de aprovechamiento hídrico en el área de estudio.

El territorio presenta un clima atlántico húmedo, influenciado por su proximidad al mar y su orografía, caracterizado por abundantes y regulares precipitaciones a lo largo del año (1246 mm anuales en el Aeropuerto de Santander; AEMET, 2013). La proximidad al mar suaviza las temperaturas diaria y estacionalmente.

Desde un punto de vista litológico, dominan los materiales calizos del Cretácico (Aptiense) fuertemente karstificados, que constituyen los relieves más elevados de la zona, formando lapiaces. Las calizas están intensamente fisuradas y atravesadas por una red de galerías que permiten la circulación subterránea de agua cuya recarga se produce en las zonas elevadas.

A su vez, las partes bajas están constituidas por depósitos superficiales de arcillas y limos, en gran medida provenientes de la descalcificación de la caliza. Estos depósitos son poco permeables (Figura 4).

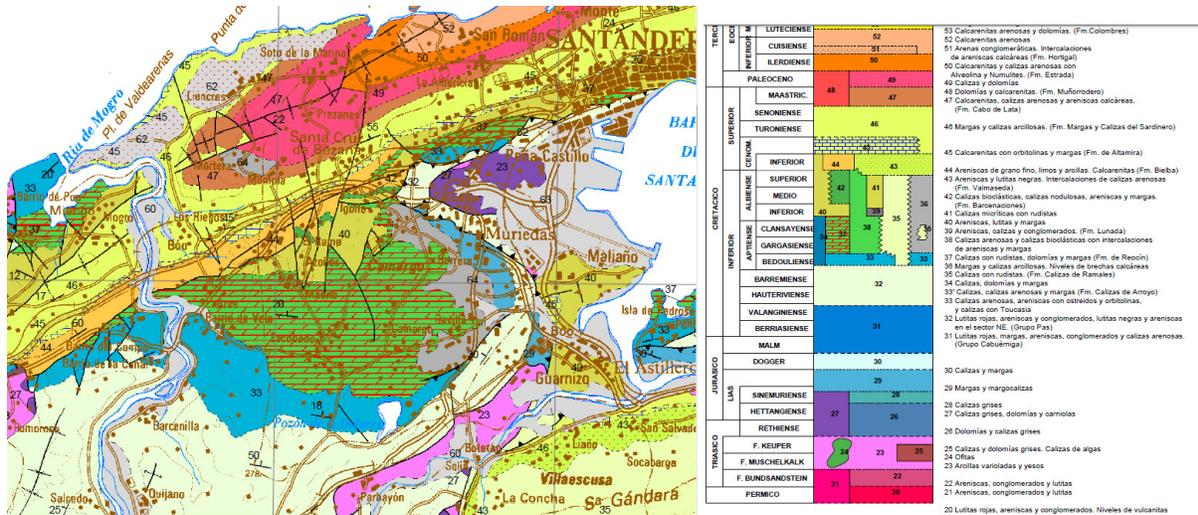


Figura 4. Mapa Geológico y Minero de Cantabria, escala 1:100.000 (IGME, 2002).

Las rocas calizas han sido objeto de una intensa actividad extractiva por parte del hombre, que también ha desecado las marismas y rellenado la Bahía, ganando espacios para uso industrial y residencial. A finales del siglo XIX y principios del XX comienza a extraerse mineral de hierro a cielo abierto. A principios de la segunda década del siglo XX se inicia el proceso de lavado del mineral con agua extraída del subsuelo, actividad que cesa poco después porque se producen numerosos hundimientos. Tras estudiar el terreno deciden tapar e impermeabilizar un sumidero que aparecía en una depresión del terreno (en la zona del Alto de la Morcilla) con los lodos procedentes del lavado del mineral, creando de esta manera un lago artificial conocido como “el Pozón de la Dolores” (Figura 5) y, posteriormente, otros menores como el de La Ruperta o La Pozona.



Figura 5. Pozón de la Dolores. Fotografía de 2013, cedida por F.J. Barba.

## 1.2 Los procesos de subsidencia kárstica: el caso de Camargo.

La subsidencia kárstica se produce por la presencia de rocas solubilizables fisuradas (en este caso, calizas, pero también pueden ser susceptibles de formar dolinas aquellos materiales que son muy solubles en el agua como el yeso) que sufren el efecto de los cambios tensionales experimentados en el terreno por el descenso del nivel freático (o nivel piezométrico). Este descenso reduce el volumen de agua, produciendo el relleno de la cavidad creada por materiales suprayacentes; ello implica un hundimiento por descenso de la cota de superficie. Este proceso se debe bien a causas naturales (por periodos de sequía, por ejemplo.), bien a la actividad humana (por ejemplo, por sobreexplotación de acuíferos subterráneos). Algunas actuaciones antrópicas, como la urbanización con el incremento del peso y la carga de edificios e infraestructuras, pueden acelerar este proceso.

Debido a la erosión subterránea se produce un proceso mecánico de arrastre de partículas de suelo causado por el flujo de agua subterránea conocido como tubificación o *piping* (también sifonamiento o subfusión), en el que el agua, en su recorrido horizontal por el terreno, moviliza partículas de suelo generando una serie de canales que pueden desencadenar colapsos del mismo.

Las dolinas son una consecuencia superficial de la subsidencia kárstica y consisten en “depresiones cerradas, de forma circular o elipsoidal en planta, de metros a un kilómetro de diámetro. Sus bordes pueden ser suavizados o escarpados, pueden presentarse aisladas o agrupadas formando campos de dolinas” (Gutiérrez, 2008). Su aparición va vinculada a causas naturales como puede ser la litología (materiales solubilizables), estructurales (la presencia de grietas en el terreno facilita la infiltración del agua) o climáticos (la existencia de abundantes precipitaciones), pero también puede derivarse de los aprovechamientos humanos, por ejemplo la existencia de terrazas fluviales aprovechadas para la agricultura implican un incremento del agua que se infiltra y disuelve los materiales.

Los mecanismos que intervienen en la aparición de dolinas son la disolución, la flexión (*sagging*), la subfusión (*suffosion*) y el colapso (*collapse*), cuya combinación con el tipo de material afectado por movimientos gravitacionales (cobertera, substrato soluble e insoluble) da origen a ocho tipos básicos de dolinas (Figura 6).

Dentro de las dolinas de colapso, Gutiérrez (2008) diferencia entre aquellas originadas por el rebajamiento de la superficie por la disolución (*solution sinkholes*, Figura 6) y aquellas que son resultado de una erosión interna y de los procesos de deformación, consecuentes de una karstificación sub-superficial (resto de las dolinas de la Figura 6).

Las dolinas de disolución, que presentan forma de cubeta, tienen lugar por la infiltración de los solutos y el material insoluble en el macizo kárstico generando un ensanchamiento de los planos de fracturación y una pérdida de volumen, con el consecuente asentamiento y descenso de la superficie, quedando en el interior la arcilla de descalcificación y el material transportado a la depresión cerrada.

Las dolinas por flexión y por subfusión resultan de la migración hacia abajo de material a través de huecos de disolución y la deformación del material afectado es dúctil, presentando forma de cubeta o embudo sin roturas.

Las dolinas de colapso (o de ventana) se forman por el hundimiento brusco de la superficie del terreno y se relacionan con la existencia de galerías interiores que producen inestabilidad gravitatoria y la consecuente rotura y desmoronamiento del techo, afectando a la superficie y formando un socavón con bordes verticales. El desarrollo de este tipo de dolinas se ve favorecido por la presencia de gran densidad de diaclasas por lo que la roca no tiene en los techos de las cavidades la suficiente resistencia mecánica como para soportar el peso de la masa en cuanto las condiciones pasan de freáticas a vadosas.

A este último tipo de dolinas (en concreto a las dolinas por colapso de cobertera o *cover collapse sinkholes*) corresponden las dolinas de la zona de estudio de este trabajo.

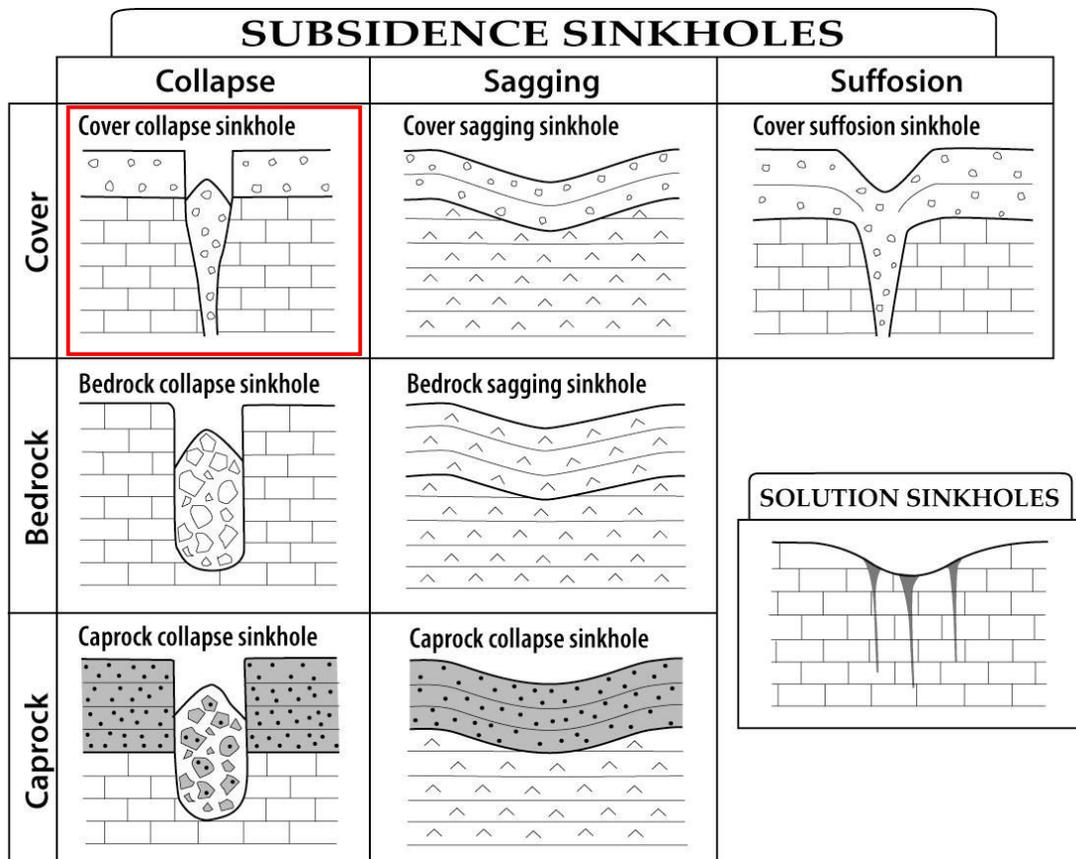


Figura 6. Tipos principales de dolinas de subsidencia según Gutiérrez (2009). El tipo de dolinas que aparece en el área de estudio se indica con un recuadro rojo.

La acumulación del derrubio colapsado que se produce en el centro de la sima puede provocar, a medida de que el colapso progrese, un agrandamiento de la superficie de la dolina, incrementando por lo tanto las posibilidades de afectar a las construcciones colindantes (Figura 7).



Figura 7. Desarrollo de las dolinas en la zona de estudio. Fotografías de 2006, cedidas por F.J. Barba.

En la estabilidad de la cobertera es muy importante el papel del agua. Cuando el nivel freático está alto, cerca de la superficie, el agua actúa como un colchón que sustenta el suelo. Cuando asciende el nivel freático -por un periodo de recarga- la cobertera se deforma diferencialmente y se agrieta, permitiendo la entrada del agua de lluvia, empapando los materiales e incrementando la presión de

poros por lo que puede disminuir su resistencia, posibilitando el colapso en cuanto se inicie la bajada del nivel freático.

El colapso se desencadena cuando, por razones variables, el nivel freático desciende, en cuyo caso la reducción de la resistencia del material de la cobertera, unida al efecto de pérdida de empuje originado por el descenso del nivel del agua, provoca un efecto de arrastre hacia abajo del terreno, que origina las dolinas o “soplaos”.

El descenso del nivel freático puede ser debido tanto a la extracción del agua del subsuelo (bombeos) como al estiaje por sequías prolongadas.

En el área de estudio, la ocurrencia de dolinas ha causado importantes pérdidas económicas y se han convertido en un riesgo importante para la seguridad de las personas y sus bienes, que se ha visto recogido en la prensa local (Figura 8) por su importancia en la afección a su patrimonio y a sus vidas, puesto que han tenido que cerrar sus casas y cambiar de vivienda e incluso de pueblo, porque las grietas amenazan con un posible derrumbe, mientras que otros viven en condiciones precarias, con grietas y paredes apuntaladas, con huertos repletos de agujeros. Un ejemplo que ilustra el impacto social del proceso estudiado se muestra, no sólo en la mencionada Figura 8, sino también en los anexos I y II, donde se presentan otras noticias y fotografías recientes sobre las consecuencias sociales y económicas de la aparición de las dolinas en la zona de estudio.

## Un nuevo soplao se traga un tractor en Camargo



Figura 8. Titular de noticia de prensa electrónica y fotografía ilustrativa relativas a los problemas ocasionados por la aparición de dolinas en el área estudiada (El Diario Montañés 23/11/2010).

Todo esto configura un entorno de alta y creciente densidad de población que ejerce una gran presión sobre un territorio con abundantes calizas karstificadas cubiertas por materiales en los que se desarrollan dolinas de colapso como consecuencia de descensos en el nivel freático.

En conjunto, estos factores favorecen que haya un elevado riesgo por subsidencia kárstica.

## **2. OBJETIVOS**

El objetivo general de este trabajo es la elaboración y evaluación de modelos (mapas) de susceptibilidad de dolinas, para poder mitigar las consecuencias no deseadas. Los modelos se desarrollarán en Camargo, área intensamente afectada por dolinas durante los últimos años.

### *OBJETIVOS ESPECÍFICOS*

- Identificar las variables que condicionan el proceso de subsidencia kárstica (dolinas) y conocer las que más contribuyen al proceso.
- Conocer la capacidad predictiva de los modelos desarrollados a partir de evaluaciones independientes.
- Analizar comparativamente los diferentes métodos desarrollados para cartografiar la susceptibilidad, con el propósito de conocer el más apropiado.
- Mejorar el conocimiento sobre los procesos de subsidencia kárstica caracterizados por dolinas por colapso de la cobertera.

### 3. METODOLOGÍA

Hansen (1984) y Carrara et al. (1995), en sendas revisiones, proponen la existencia de dos grupos de métodos para la elaboración de modelos de susceptibilidad: los **métodos directos**, que se fundamentan en la distribución de las evidencias conocidas (en nuestro caso las dolinas identificadas) para intentar predecir las futuras, y los **métodos indirectos**, que buscan el mismo objetivo a partir de los factores que condicionan el proceso (lo que nosotros hemos denominado **variables condicionantes**). Dentro de este grupo de métodos, los denominados métodos indirectos estadísticos son los que más posibilidades ofrecen, por ser los más potentes, objetivos y cuantitativos. En este trabajo se han aplicado ambos tipos de métodos: el directo basado en la densidad de dolinas y el indirecto mediante Funciones de Favorabilidad (Figura 9).

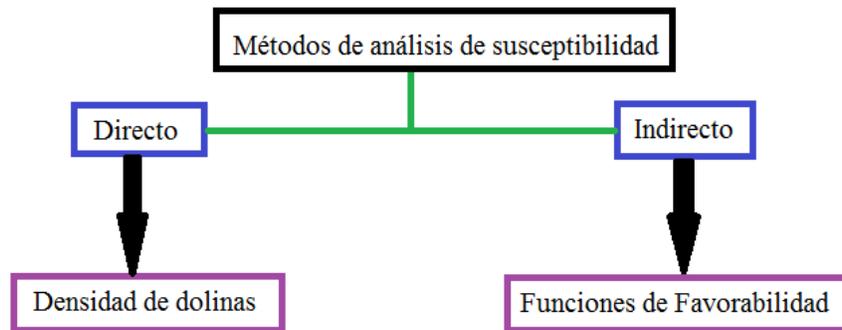


Figura 9. Métodos utilizados en este trabajo para el análisis de susceptibilidad.

De una manera sintética, la hipótesis de trabajo en la que se fundamenta el presente análisis se podría formular como: “el estudio de la distribución espacial de las dolinas de la zona de estudio, en relación con los factores causales, debe permitir establecer la importancia de cada uno de dichos factores y desarrollar modelos que sirvan para predecir la distribución futura de dolinas”.

En el trabajo se ha seguido una metodología cuyas fases se describen a continuación (Figura 10):

1. Realización de un inventario de las dolinas identificadas.
2. Determinación de las variables condicionantes, descartando aquellas a las que no podíamos tener acceso o no nos aportaban información suficiente o relacionada con el proceso de estudio.
3. Selección de las variables para el análisis, mediante inspección visual (*visual data mining*), comparándolas con la distribución espacial de las dolinas y ayudándonos con el análisis de componentes principales (PCA) y las curvas de validación.
4. Seguidamente, por medio de un análisis estadístico, se realizó una modelización de la susceptibilidad mediante las funciones de favorabilidad. Se emplearon las funciones factor de certidumbre (CF) y la probabilidad condicionada (teorema de Bayes).
5. Finalmente se lleva a cabo la validación con el fin de conocer la capacidad de predicción del modelo de susceptibilidad.

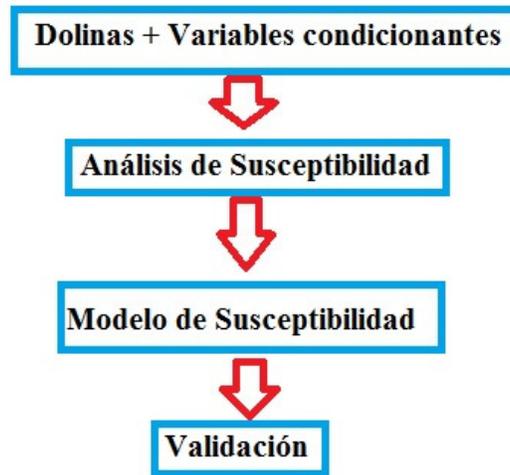


Figura 10. Esquema sintético de la metodología empleada.

### 3.1 Inventario de dolinas

El inventario de dolinas se ha intentado que sea lo más completo posible puesto que es crucial para obtener buenos resultados. Su elaboración se ha basado en el reconocimiento directo sobre el terreno, en información de personas residentes y conocedoras del territorio, en noticias publicadas en los medios de comunicación y en informes inéditos del IGME y de TRIAX.

El área de estudio coincide con una zona en la que la ocurrencia de colapsos es muy abundante, hay información disponible y tiene el atractivo de que aparece en prensa de forma frecuente.

### 3.2 Selección de las variables

#### 3.2.1 Variables condicionantes a priori

Se han identificado las potenciales variables condicionantes para, posteriormente, seleccionar aquellas que pudieran tener una mayor relación con la aparición de las dolinas. La identificación de variables condicionantes requiere un buen conocimiento previo del mecanismo físico de proceso (hipótesis de rotura). No obstante, desconocemos la distribución espacial de algunos factores que condicionan el proceso o, en algunos casos, nuestro conocimiento es muy limitado (gran incertidumbre), por lo que no podemos incluir en nuestros análisis todos los factores condicionantes del proceso, sino un número pequeño de ellos y/u otros factores que indirectamente nos indiquen algo sobre el desarrollo de las dolinas (variables *proxy*). En consecuencia es necesario hacer una selección de variables para analizar la susceptibilidad.

#### 3.2.2 Selección de variables para el análisis

Se han utilizado diferentes técnicas para seleccionar las variables:

- a) inspección visual (superponiendo las diferentes variables con el inventario de dolinas -*visual data mining*-).
- b) Análisis Factorial de Componentes Principales (PCA).
- c) Análisis de las curvas de validación.

Los Sistemas de Información Geográfica, en adelante SIG, agilizan la comparación visual interactiva entre dolinas y mapas de factores condicionantes. El Análisis Factorial de Componentes Principales (PCA) nos permite reducir el número de variables y saber cuáles son las más significativas para nuestro estudio. Los resultados de la evaluación independiente de diferentes modelos de susceptibilidad muestran las variables más relevantes y su contribución relativa.

Mediante inspección visual identificamos las 11 variables condicionantes más importantes con las que hemos realizado el análisis; de ellas, 3 fueron directamente derivadas de un modelo digital de elevaciones, en adelante DEM, (orientaciones, pendientes, curvatura).

El número total de dolinas identificadas es de 88. El tamaño de celda o píxel (resolución espacial) es de 5 por 5 metros.

Para poder realizar el análisis de susceptibilidad y su posterior validación, el inventario de dolinas se dividió aleatoriamente en dos grupos mediante la técnica de asignación automática de un número aleatorio (*random*), con el fin de utilizar un grupo para el análisis y el otro para la evaluación (Figura 11). Usamos 50 dolinas para generar los mapas de predicción y las 38 restantes se utilizaron para validar los mapas de predicción. El pre-proceso incluye el filtro de errores, la obtención de mapas derivados, análisis factorial y la categorización de las variables continuas.

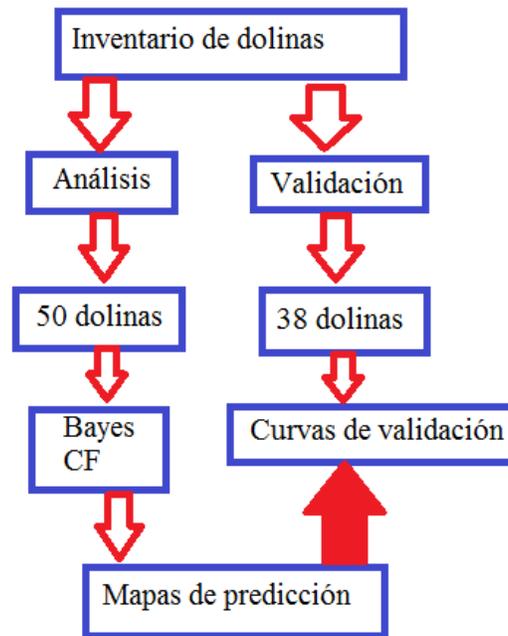


Figura 11. Separación de la población de dolinas en muestras de análisis y validación para la elaboración y validación de mapas predictivos.

### 3.3 Análisis de susceptibilidad

El análisis de la susceptibilidad se ha llevado a cabo mediante métodos directos e indirectos. Se han aplicado Funciones de Favorabilidad (Chung and Fabbri, 1993) (función de probabilidad condicionada y factor de certidumbre) y técnicas de densidad espacial de dolinas. Los mapas de susceptibilidad obtenidos con cualquiera de los métodos indicados representan el grado de propensión del terreno a la ocurrencia de nuevas dolinas (probabilidad espacial).

### 3.3.1 Modelización de la susceptibilidad mediante métodos estadísticos

Trataremos de establecer correlaciones estadísticas entre dolinas ocurridas en el pasado reciente y factores condicionantes de las mismas, de manera que podamos realizar predicciones sobre el comportamiento futuro del proceso.

Puesto que las variables condicionantes son de distinta naturaleza (cuantitativas, cualitativas) es necesario normalizar todos los mapas de variables condicionantes para que puedan ser analizados estadísticamente e integrados en un mapa final del que podamos extraer conclusiones sobre la ocurrencia de nuevas dolinas. El mapa de susceptibilidad resultante expresará en cada celda la posibilidad (o probabilidad, certidumbre, etc.) de que el pixel sea más o menos propenso a sufrir dolinas. Esta transformación de variables es conocida como Función de Favorabilidad (FF) y, en gran medida, sería similar al concepto de susceptibilidad aplicado por Brabb *et al.* (1972).

<p>Probabilidad <i>a priori</i> de encontrar una dolina en el área de estudio:</p> $\text{Área de dolinas} / \text{Área total}$
<p>Probabilidad <i>a priori</i> de encontrar una determinada clase en la zona de estudio:</p> $\text{Área de la clase} / \text{Área total}$
<p>Probabilidad <i>a priori</i> de encontrar una dolina en una determinada clase de una determinada variable:</p> $\text{Valores de Favorabilidad} = 1 - (1 - 1/\text{área clase})^{\text{área de clase afectada por dolinas}}$

Figura 12. Ecuaciones para el cálculo de diferentes probabilidades, utilizadas para estimar valores de favorabilidad.

La posibilidad, probabilidad o certeza puede ser estimada mediante el análisis bivariable, estableciendo relaciones entre dolinas ya ocurridas y cada una de las variables que condicionan su aparición. Los detalles del método pueden verse en Chung y Fabbri (1993), Remondo (2001) y Remondo et al. (2003)

Los valores de Favorabilidad para cada variable deben de ser integrados de acuerdo a una función de integración, dependiente del marco matemático empleado. Los mapas de susceptibilidad de dolinas elaborados mediante el uso de FF expresan la certeza, la posibilidad o la probabilidad de que ocurra una dolina o no en el futuro en un lugar concreto del espacio, en términos de valores que tienen un significado de una probabilidad espacial relativa. Para ello, se han empleado varias funciones: la probabilidad condicionada conjunta (*Joint Conditional Probability*, Teorema de Bayes) y el Factor de Certidumbre (*Certainty Factor*, CF) (Chung and Fabbri, 1999). En la función de probabilidad los valores oscilan entre 0 y 1, mientras que en la función del factor de Certidumbre los valores varían entre -1 (que significa certidumbre absoluta de que no ocurrirá una dolina) y +1 (que es todo lo contrario, la certidumbre absoluta de que sí ocurrirá). El valor CF igual a 0 significa incertidumbre (Figura 13).

Los modelos están basados en los siguientes supuestos:

- (a) Futuras dolinas aparecerán en circunstancias similares a las del pasado.
- (b) Los factores condicionantes son conocidos y están incluidos en la base de datos.
- (c) Las dolinas del pasado (o una muestra aleatoria) ocurridas en el área de estudio han sido identificadas e incluidas en el análisis.

Si estos supuestos fueran totalmente correctos, los modelos obtenidos deberían proporcionar una predicción perfecta. Sin embargo, los supuestos probablemente no son correctos completamente, por lo tanto, la validación del final del proceso debe de proporcionar una medida de la desviación entre la realidad y las suposiciones hechas. Cuanto mayor sea el porcentaje de las dolinas predichas correctamente, mayor será la validez de los supuestos (y por tanto del modelo de predicción basado en ellos).

1	Certidumbre absoluta = sí dolina
0	Incertidumbre
-1	Certidumbre absoluta = no dolina

Figura 13. Valores de favorabilidad interpretados mediante una función de certidumbre, resultando valores que oscilan entre 1 y -1.

Los pasos para aplicar el modelo son:

- 1- Creación de sub-áreas de condición única con la superposición de capas temáticas (Chung *et al.*, 1995). El uso de estas unidades hace más fácil los cálculos.
- 2- Estimación de valores de favorabilidad por medio de las relaciones bivariantes entre dolinas del pasado y las capas temáticas individuales.
- 3- Integración de los valores de favorabilidad en cada sub-área usando funciones de favorabilidad específicas (función de probabilidad condicionada conjunta, función de certidumbre).
- 4- Reclasificación de las variables en 200 clases de susceptibilidad (cada una corresponde al aproximadamente al 0,5% del área de estudio).

El cálculo de valores debe de ser considerado únicamente como una estimación del comportamiento futuro (el valor más cercano de un píxel al valor máximo teórico de la función, la ocurrencia más probable de dolinas futuras en el píxel). En realidad los valores obtenidos (que cubren un espectro pequeño entre los valores máximo y mínimo teóricos de la función) son clasificados, obteniendo las clases de susceptibilidad.

### **3.3.2 Modelización de la susceptibilidad mediante densidad espacial**

El mapa de susceptibilidad mediante densidad espacial, parte de la suposición de que las zonas con mayor densidad de dolinas serán más proclives a verse afectadas por nuevos sucesos en el futuro. La densidad de dolinas ha sido considerada por algunos autores (Galve, 2009) como una medida directa de la susceptibilidad del terreno a la aparición de dolinas.

Se han ensayado diversos procedimientos para representar la densidad espacial de dolinas. De entre todos, finalmente se ha optado por emplear la herramienta *Point Density* de Ilwis que computa el número de puntos (cada dolina del inventario de dolinas) en un área determinada. El resultado se remuestreará (cambiando su resolución) a un tamaño más pequeño (5 x 5 m), similar al resto de los mapas del trabajo. La técnica de remuestreo empleada fue mediante una función bicúbica que determina el nuevo valor de una celda basándose en el ajuste a una curva suave a través de los 16 centros de celdas de entrada más cercanos.

### 3.4 Validación

Los modelos de susceptibilidad resultantes son una mera hipótesis que necesita ser contrastada, de manera que se pueda estimar la probabilidad empírica de que se produzca una dolina dentro de cada clase de susceptibilidad y de esa forma conozcamos la capacidad predictiva del modelo (bondad).

Para ello cruzaremos el modelo de susceptibilidad, ya reclasificado en 200 clases de susceptibilidad, con una muestra de dolinas que no haya sido empleada en la elaboración de dicho modelo (es decir, una muestra independiente de dolinas).

Mediante la función *Cross* (Ilwis) se superponen dos mapas ráster (un modelo de susceptibilidad y un mapa de dolinas, con una población no utilizada en el análisis) El resultado es una tabla de validación cruzada que contiene las combinaciones entre las diferentes clases de susceptibilidad y los píxeles con y sin dolinas de la muestra de evaluación.

En la misma tabla se calcula la proporción de píxeles con dolina en cada clase. Posteriormente se ordenan las clases de mayor a menor susceptibilidad y se computa la proporción acumulada de píxeles con dolina. Teniendo en cuenta que todas las clases ocupan el 0,5% de la superficie, podemos relacionar la proporción acumulada de píxeles con dolina con la proporción acumulada del área de estudio mediante curvas de frecuencia acumulada denominadas **curvas de validación** (*Prediction-Rate Curves*, PRC), que representan el porcentaje acumulado (eje de ordenadas) de dolinas en la muestra de validación con respecto a las clases de susceptibilidad (expresada como porción de la zona de estudio, ordenada de mayor a menor susceptibilidad; eje de abscisas). La curva de validación resultante nos indica qué proporción de los píxeles de mayor susceptibilidad es necesaria para predecir una determinada proporción de los píxeles con dolina de la muestra de evaluación, es decir, cuanto más se aleje la curva de la diagonal (predicción aleatoria), mayor será la capacidad de predicción del modelo. Cuanto antes alcance la curva la proporción del 100% de las dolinas, mejor definirá el modelo la zona menos susceptible y más segura.

El área situada por debajo de la curva (*Area Under the Prediction-Rate Curve*, AUPRC) puede ser también utilizada para evaluar cuantitativamente la bondad del modelo. No obstante, su aplicación requiere que la susceptibilidad tenga que estar expresada mediante una variable *booleana*, lo que implicaría reclasificar nuestros modelos.

\*\*\*\*\*

La herramienta utilizada para desarrollar esta metodología ha sido el programa de código abierto, ILWIS, con el que hemos podido realizar todo el análisis. Todas las variables se expresaron con un tamaño de celda (píxel) de 5 por 5 metros, elegido por ajustarse a los detalles y resolución de los mapas que teníamos de la zona.

#### 4. DATOS UTILIZADOS

Como se ha comentado anteriormente la elaboración del inventario de dolinas (Figura 14) está basada en entrevistas a personas vinculadas y conocedoras del problema en este territorio y en los informes a los que se ha tenido acceso (IGME, 2006 y TRIAX, 2006a, b, c) (Figura 15). El número total de dolinas inventariadas es de 88. Consideramos que el inventario es fundamental para este estudio, ya que la predicción de futuras dolinas dependerá en gran medida de la calidad del mismo, siendo probable que las futuras dolinas repitan las pautas del pasado (suposición actualista).

El inventario de dolinas se ha representado mediante un fichero *shape* en el que se recogen por medio de puntos la localización de las dolinas (Figura 14); la tabla asociada a este inventario recoge otros datos asociados (localidad, algún comentario, etc.) (Figura 16).



Figura 14. Distribución espacial de las dolinas inventariadas en el área de estudio.

	C	E	F	G	H	I	J	K
1	Localidad	X	Y	Comienzo	Final	Tamaño	Comentario	Actuación
2	Revilla de Camargo	430.299	4.806.545	5 de octubre	8 de octubre	unos 80 cm. de	, a poco más de 1 metro de distancia	Rellenado por
3	Revilla de Camargo					grande	a unos 10 metros al su	Rellenado por
4	Revilla de Camargo					6 metros de d	Muy próximo a este h	Rellenado por
5	Revilla de Camargo						a unos 20 metros al nordeste del portón hay un muro de piedra de 1 metro de	
6	Muriedas	430.562	4.807.384			de grandes dir	cerca de una retención	estuvieron bo
7	Muriedas	430.592	4.807.548	El 14 de jul	El 31 de j	25 metros de	(se agrieto un bloque d	Relleno
8	Camargo	428.992	4.806.108				Presenta una grieta im	testigos de ye
9	Camargo	428.930	4.806.134				Se aprecian grietas en	testigos de ye
10	Camargo	428.870	4.806.118				Se aprecian grietas en	testigos de ye
11	Camargo	428.800	4.806.170				Se aprecian grietas exteriores en el s	
12	Camargo	428.750	4.806.190					

Figura 15. Fragmento del inventario de dolinas y daños elaborado por TRIAX (Octubre, 2006a, b y c).

FID	Shape *	Comentario	CHN	Localidad
0	Point		Escuelas de Camargo	Camargo
1	Point	Casa de Sierra	casa de Don Matías Sierra, desalojada	Camargo
2	Point	Casa de Chari		Camargo
3	Point	casa carpintero	casa desalojada (carpintería)	Camargo
4	Point			Camargo
5	Point	casa m.jesus bezanilla dueños pagina web	Javier Ruiz y Maria Jesús Diego	Camargo
6	Point	talleres barros		Camargo
7	Point	Cementerio de Muriedas		Muriedas
8	Point	Cementerio de Muriedas		Muriedas
9	Point	Carretera Santander-Burgos,originado por el bombeo en el cru		Muriedas
10	Point			Muriedas
11	Point			Muriedas
12	Point			Muriedas
13	Point			Muriedas
14	Point			Muriedas
15	Point	Carretera Santander-Burgos		Muriedas
16	Point			Revilla de Camargo
17	Point	casa palmera		Revilla de Camargo
18	Point	trasera bar la trasmerana		Revilla de Camargo
19	Point		talleres bezanilla	Revilla de Camargo
20	Point			Revilla de Camargo
21	Point	casa de paqui poo		Revilla de Camargo
22	Point	aparcamiento emilio bolado		Revilla de Camargo
23	Point		Casa de Don José Barros	Revilla de Camargo
24	Point	soplao tractor con abono		Revilla de Camargo
25	Point	talleres barros		Camargo

Figura 16. Tabla de datos asociados al mapa inventario de dolinas elaborado para este trabajo (Figura 14).

Paralelamente, creamos un banco de datos cartográfico con las variables que a priori son condicionantes del proceso (Tabla 2). Algunas de estas variables se obtienen de forma directa y en otros casos son derivadas de las anteriores. Un ejemplo de estas segundas son las variables obtenidas a partir del DEM (red de drenaje y subcuenca hidrográfica) (Figura 17). Utilizando funcionalidades analíticas en el SIG, elaboramos otros mapas como los de distancias y densidades.

Para analizar esta cantidad de datos georeferenciados obtenidos, de manera que sea posible realizar diferentes modelos en un corto periodo de tiempo, nos serviremos de los métodos estadísticos, apoyados en el *hardware* y *software* utilizados. Nuestros datos se encuentran en el sistema de referencia ETRS89 y con el sistema de coordenadas UTM Zona 30 N. El tamaño de píxel en todos nuestros mapas es de 5 metros.

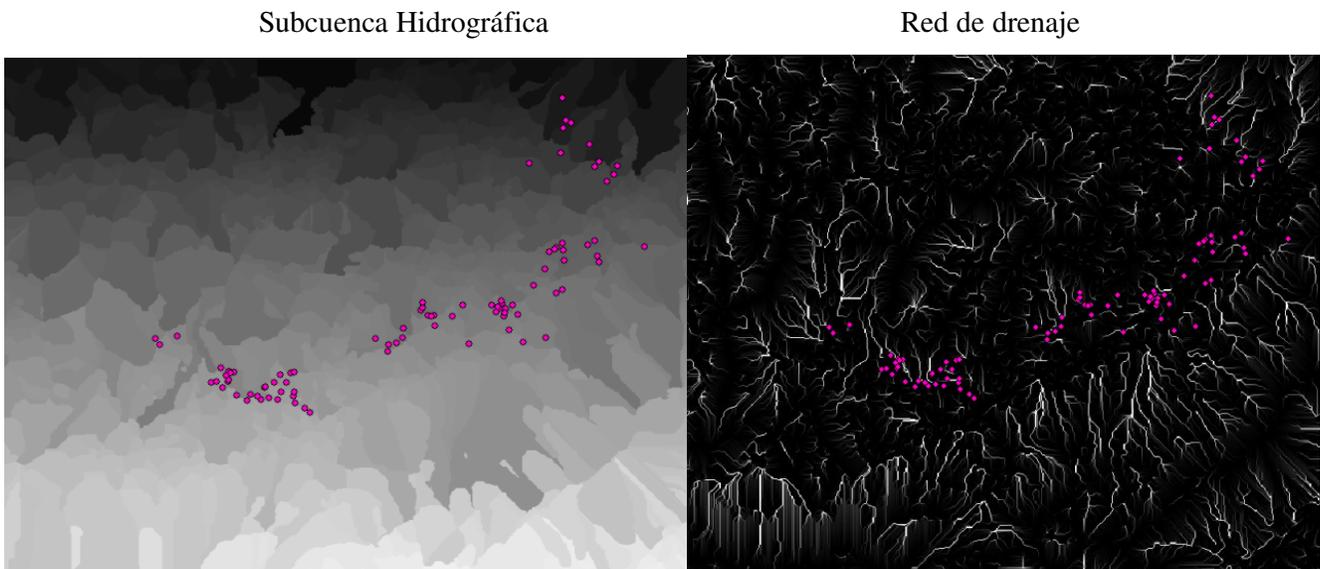


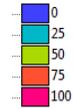
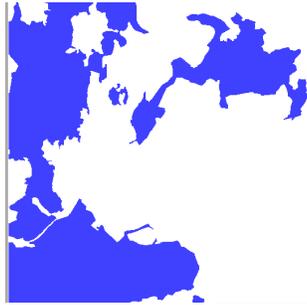
Figura 17. Mapas de las subcuencas y red de drenaje de la zona de estudio, con las dolinas superpuestas en color rosa.

Por último mencionar que es necesario reclasificar todas las variables para calcular los valores de favorabilidad, tal y como se ha mencionado anteriormente. Previamente, debemos editar los mapas para corregir errores, existencia de indefinidos (*NoData*), etc.

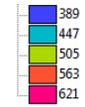
Tabla 2. Variables *a priori* condicionantes, variables seleccionadas para el análisis y fuente de información.

<b>Variables <i>a priori</i></b>	<b>Variables seleccionadas para análisis (11 variables; * 5 variables; ^ 3 variables)</b>	<b>Fuente de información</b>
Inventarios dolinas	Inventarios dolinas	Elaboración propia
Vegetación	Vegetación	Elaboración propia
Litología	Litología *^	CITIMAC
DEM (Elevaciones)	DEM (Elevaciones) *	CITIMAC
Edificios		BTA_5000
Carreteras		BTA_5000
Ríos		BTA_5000
Orientaciones	Orientaciones	Derivado del DEM
Curvatura	Curvatura	Derivado del DEM
Pendientes	Pendientes	Derivado del DEM
Densidad edificios	Densidad edificios	Elaboración propia a partir de BTA_5000
Densidad carreteras	Densidad carreteras	Elaboración propia a partir de BTA_5000
Densidad ríos		Elaboración propia a partir de BTA_5000
Distancia a ríos	Distancia a ríos *^	Elaboración propia a partir de BTA_5000
Distancia a carreteras	Distancia a carreteras *	Elaboración propia a partir de BTA_5000
Distancia a edificios	Distancia a edificios *^	Elaboración propia a partir de BTA_5000
Sombreado terreno		Derivado del DEM
Subcuenca		Derivado de DEM
Red drenaje		Derivado de DEM
Área Cuenca Acumulada		Derivado de DEM
Orden Río		Derivado de DEM
	<b>TOTAL: 11 VARIABLES+ DOLINAS</b>	

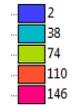
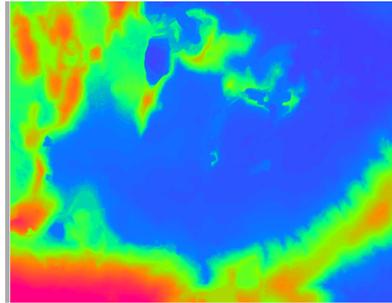
### Vegetación



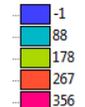
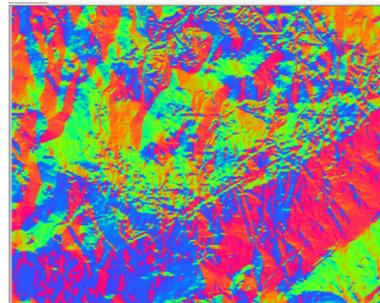
### Geología



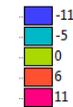
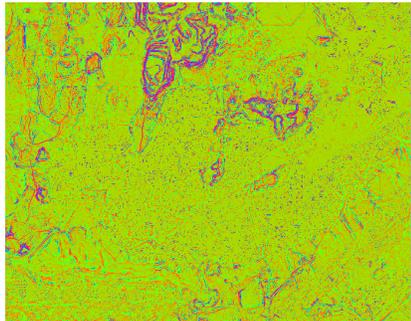
### Elevaciones (DEM)



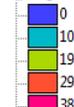
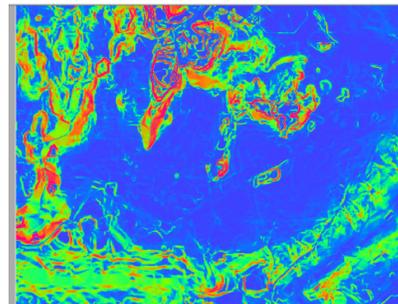
### Aspect (orientaciones)



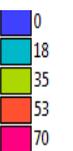
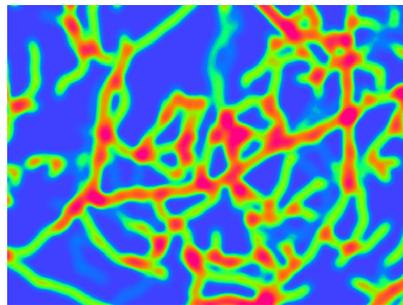
### Curvatura



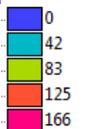
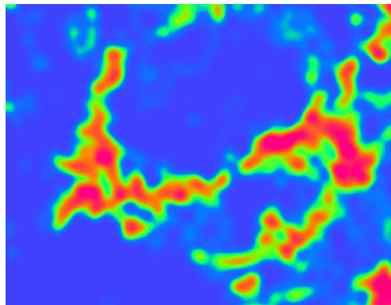
### Pendientes



### Densidad de carreteras



### Densidad de edificios



### Distancia al río

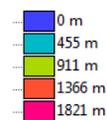
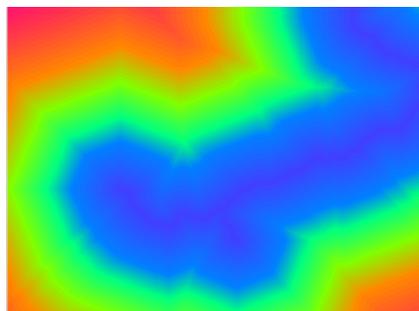
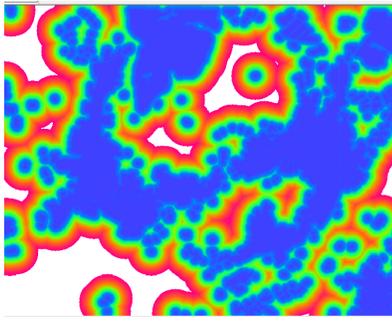


Figura 18. Variables condicionantes seleccionadas para la modelización de la susceptibilidad de dolinas.

**Distancia de edificios**



**Distancia a carreteras**

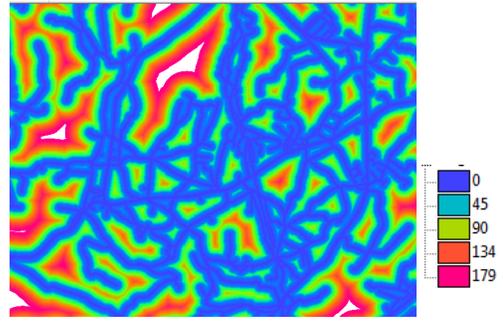
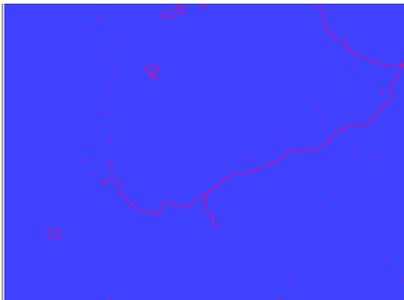
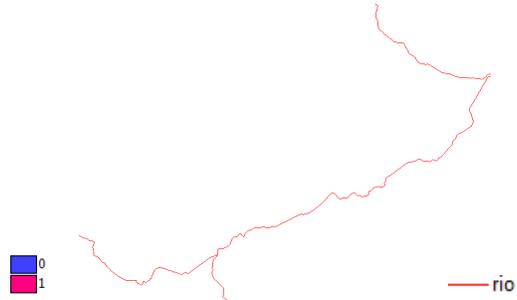


Figura 18. Variables condicionantes seleccionadas para la modelización de la susceptibilidad de dolinas.

**Hidrografía**



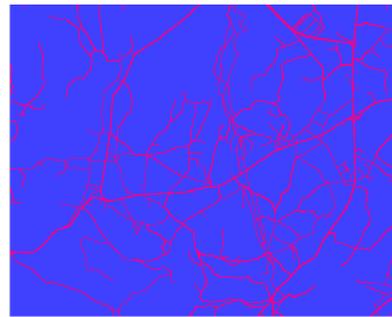
**Río**



**Edificios**



**Carreteras**



**Sombreado terreno**

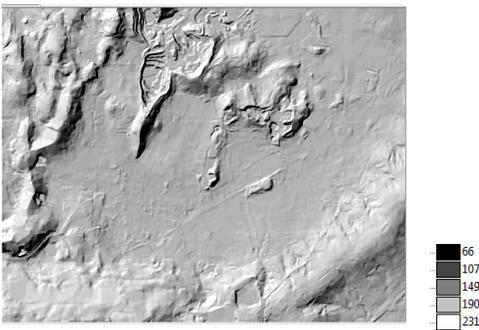


Figura 19. Variables auxiliares utilizadas de apoyo.

Como hemos señalado anteriormente (apartado 3.2.2.), para el análisis tenemos 50 dolinas (Figura 20) (representadas por 50 píxeles), mientras que para la validación tenemos 38 dolinas (Figura 21).

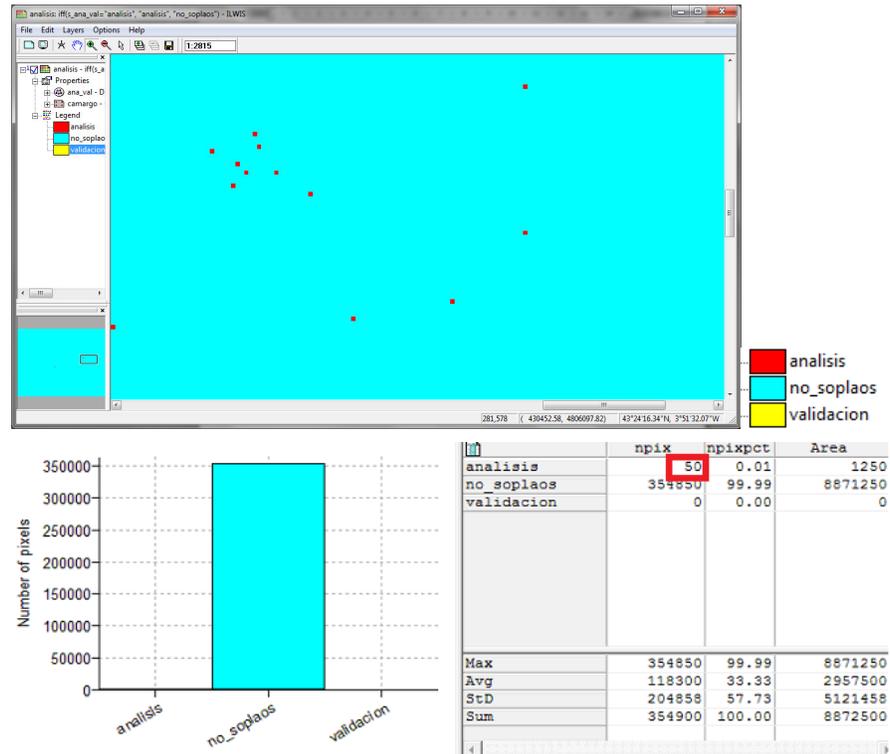


Figura 20. Dolinas de análisis

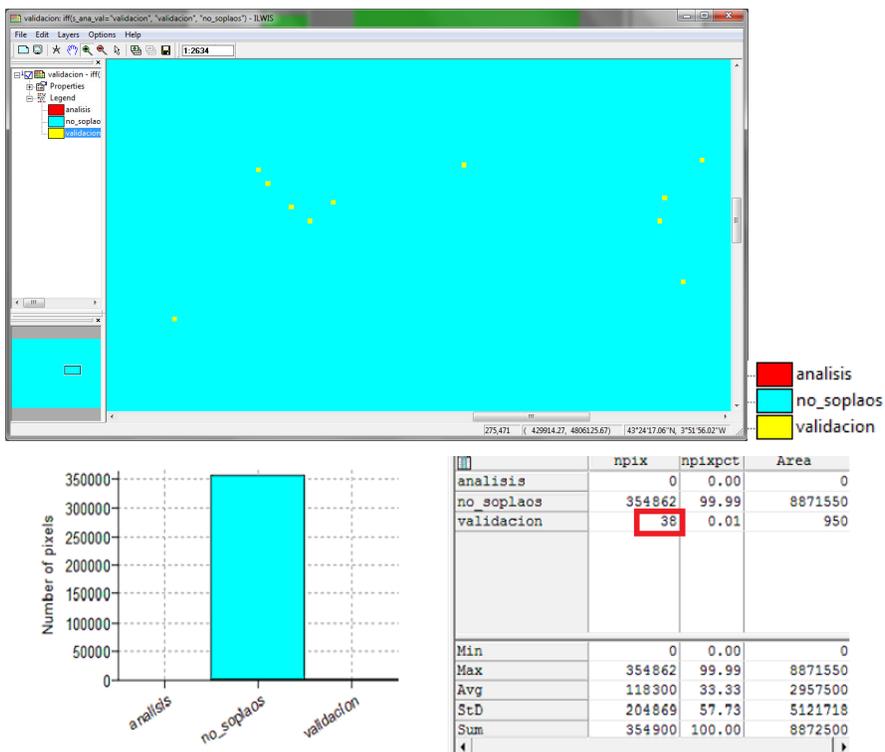


Figura 21. Dolinas de validación.

## 5. RESULTADOS

### 5.1 Sobre las variables condicionantes

#### 5.1.1 Resultados del análisis visual

Tras este análisis visual obtenemos algunos resultados:

- La distribución de la vegetación coincide con la distribución de las dolinas, ya que éstas aparecen fundamentalmente en las zonas de “no bosque”, generalmente prados.
- La geología parece que tiene relación con la distribución de las dolinas. La disposición de éstas tiene una dirección paralela a la estructura geológica general de la zona (el Sinclinal de Camargo/Escobedo), cuyo núcleo es la caliza aptiense (calizas y dolomías).
- La elevación (DEM) muestra una relación con las dolinas, en tanto que éstas ocupan fundamentalmente las áreas bajas.
- Las dolinas aparecen fundamentalmente en zonas de pendientes bajas.
- La densidad de edificios, carreteras, al igual que la distancia a los mismos pueden tener una relación con la existencia de dolinas, aunque visualmente más compleja.
- Existe una relación entre la disposición de las dolinas y el trazado del río e, igualmente ocurre con la distribución de las edificaciones y la red viaria ya que éstas se disponen paralelas al río.
- La hidrología muestra una gran relación con la distribución de las dolinas, si bien éstas aparecen fundamentalmente en la margen izquierda de los dos ríos, paralelamente a estos. Esto puede estar relacionado con la estructura geológica, inclinada hacia la margen izquierda.
- El resto de las variables identificadas a priori (orientaciones, curvatura, área cuenca acumulada, orden jerárquico de red fluvial, subcuenca), no muestran ninguna relación clara con la distribución espacial de las dolinas. Por ello se han excluido del análisis.

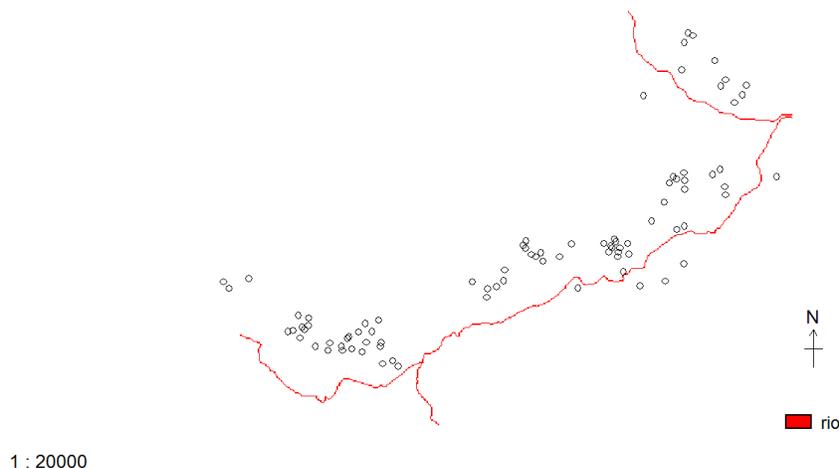


Figura 22. Disposición de las dolinas respecto al trazado del río.

### 5.1.2 Reducción de variables mediante PCA

Con la finalidad de reducir aún más el número de variables de entrada en el análisis aplicamos técnicas de Análisis de Componentes Principales. El resultado es que hay tres componentes principales que explican el 99,33% de la varianza; con porcentajes de varianza muchos menores aparecen el DEM (0,32%), la densidad de carreteras (densi\_carre) (0,21%), la densidad de edificios (densi\_edi) (0,10%), la pendiente (0,03%) y la curvatura (0,01%) (Figura 23 y Tabla 3). El primero de los componentes significativos es equivalente a la variable distancia a ríos (0,997 de correlación) y explica casi el 93 % de la varianza. El segundo de los componentes está muy relacionado con la distancia a edificios y el tercero con la distancia a carreteras. Intuitivamente ya sabemos que los componentes PC1, PC2 y PC3, son importantes y, lo que es lo mismo, las variables distancia a ríos, a edificios, y a carreteras son relevantes para el análisis. El análisis PCA sólo se ha llevado a cabo con las variables cuantitativas, por lo que otras variables como la litología, deberían incluirse también en el análisis.

	curvat	mdt	pendie	densi	densi_c	dist_c	dist_r	dist_e
PC 1	0.000	0.046	0.008	-0.018	-0.003	0.044	0.997	0.035
PC 2	-0.000	-0.091	-0.011	0.083	0.050	-0.202	0.049	-0.969
PC 3	-0.001	-0.088	-0.028	0.409	0.008	-0.877	0.042	0.229
PC 4	0.010	0.987	0.072	0.069	0.035	-0.089	-0.039	-0.069
PC 5	-0.000	-0.030	-0.025	0.880	0.226	0.416	0.000	0.003
PC 6	0.001	0.020	0.026	0.216	-0.972	0.076	-0.002	-0.050
PC 7	-0.012	-0.077	0.996	0.024	0.029	-0.012	-0.004	0.002
PC 8	1.000	-0.011	0.011	-0.000	0.001	-0.000	0.000	0.001

Figura 23. Resultado del análisis de componentes principales (PCA) realizado con todas las variables cuantitativas. En recuadro en rojo se señalan los coeficientes de correlación entre los tres componentes principales más significativos y las correspondientes variables condicionantes.

Como resultado de la inspección visual obtuvimos once variables condicionantes que parecían tener relación con la distribución espacial de las dolinas. Algunos de los modelos de susceptibilidad realizados se construyeron con estas once variables (ver Tabla 2).

El resultado del PCA indicó que tres de las variables cuantitativas (distancias a ríos, carreteras y edificios) explicaban prácticamente toda la varianza, sobre todo la primera de ellas. Sin embargo, la distancia a edificios y carreteras pueden ser redundantes, en tanto tienen una distribución espacial en gran medida similar; por eso en algunos casos excluimos del análisis la variable “distancia a carreteras” y en su lugar incluimos la elevación (DEM), que está muy relacionada con la componente 4 y que explica el 0,32 % de la varianza.

Por último otros modelos de susceptibilidad fueron construidos con un número aún más reducido de variables, en concreto con tres. Serían las variables cuantitativas más significativas (distancia a ríos y edificios) y la litología.

Tabla 3. Porcentaje de varianza, de mayor a menor, a partir del PCA.

PC	Varianza (%)	Variable
PC1	92.88	Distancia al río
PC2	5.14	Distancia a lo edificios
PC3	1.31	Distancia a las carreteras
PC4	0.32	DEM
PC5	0.21	Densidad de carreteras
PC6	0.10	Densidad de edificios
PC7	0.03	Pendiente
PC8	0.01	Curvatura

### 5.1.3 Comparación de modelos de susceptibilidad utilizando diversas agrupaciones de variables.

Como se verá más adelante, la validación de los modelos de susceptibilidad, obtenidos a partir de diferentes combinaciones de variables, permite extraer conclusiones sobre las variables más significativas.

Se han construido modelos de susceptibilidad a partir de las tres siguientes combinaciones de variables:

- Análisis con once variables: litología, distancia a edificios, distancia a ríos, distancia a carreteras, elevaciones, vegetación, orientaciones, pendientes, curvatura, densidad de carreteras y densidad a edificios. Todas ellas tienen cierta relación espacial con el patrón espacial de dolinas (ver apartado de resultados del análisis visual).
- Análisis con cinco variables: litología, distancia a edificios, distancia a ríos, distancia a carreteras y elevaciones. En este análisis incluimos las cuatro variables más significativas según el PCA y la litología (ver apartado anterior).
- Análisis con tres variables: litología, distancia a edificios y distancia a ríos. Elegimos estas dos distancias de acuerdo con los resultados del PCA y además incluimos la litología (ver apartado anterior).

La evaluación de los modelos anteriores arroja los siguientes resultados:

- Los modelos elaborados con once variables son los que mejores resultados ofrecen. Sin embargo no mejoran significativamente con respecto a los modelos basados en sólo 5 variables. De esto se desprende que las variables distancia a ríos, a edificaciones y a carreteras, y las elevaciones y la litología son las variables más relevantes. Las seis restantes (vegetación, orientaciones, curvatura, pendientes y densidad a edificios y carreteras) prácticamente no contribuye a la predicción de dolinas.
- Los modelos construidos con sólo tres variables son peores a los obtenidos con cinco variables. De esto se deduce que la distancia a carreteras y las elevaciones son también variables significativas.

## 5.2 Sobre los modelos de susceptibilidad

Para la obtención de los modelos de susceptibilidad de dolinas se ha combinado tres técnicas matemáticas y tres conjuntos de variables. De dicha combinación resultan 7 modelos de susceptibilidad diferentes (Figura 24).

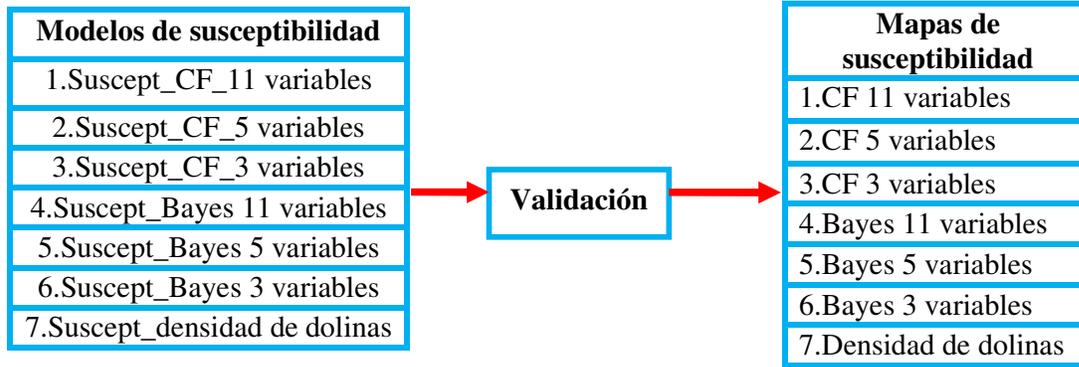


Figura 24. Diferentes modelos de susceptibilidad elaborados en este trabajo. Los nombres indican la función y el número de variables utilizadas.

Tal y como se ha comentado en el apartado de metodología, las técnicas matemáticas utilizadas son dos Funciones de Favorabilidad, Factor de Certidumbre y Probabilidad Condicionada Conjunta (bayesiana), y un modelo de densidad de dolinas. Las dos primeras, FF, se han aplicado para tres conjuntos de variables condicionantes, de tres, cinco y once variables.

El conjunto de once variables condicionantes se basa en que todas ellas tienen alguna relación (visual) en cuanto a su distribución espacial, en comparación al patrón espacial de las dolinas.

El conjunto de cinco variables parte de una selección determinada fundamentalmente por medio de técnicas PCA.

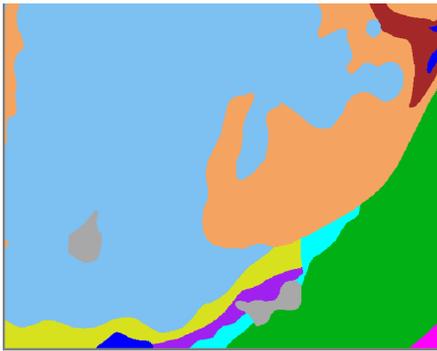
El conjunto de tres variables estaría formado por aquellas variables a priori más significativas, tal y como se ha comentado en los apartados anteriores.

### 5.2.1 Modelos obtenidos mediante Funciones de Favorabilidad: CF y Bayes

En la siguiente figura (Figura 25a, b y c), se muestran las variables con los valores originales, a la izquierda, y, a la derecha, las variables transformadas en valores de favorabilidad. Los valores están expresados en valores de certidumbre y en valores de probabilidad. Los valores de certidumbre oscilan entre -1 (que significa la certidumbre absoluta de que no ocurrirá una dolina) y 1 (que es todo lo contrario, la certidumbre absoluta de que sí ocurrirá); el valor 0 significaría incertidumbre. Los valores de probabilidad, por el contrario, oscilan entre 0 y 1.

## VARIABLES ORIGINALES

### Litología

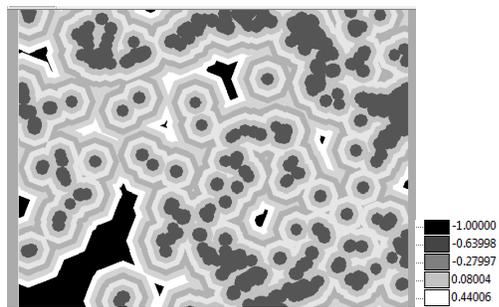
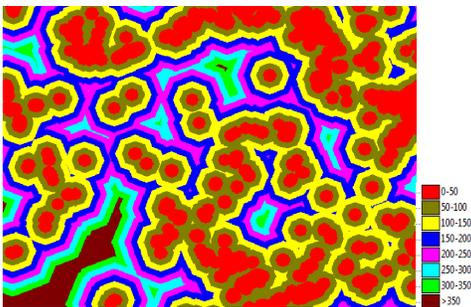


- Antropico
- Arcillas abigarradas y yesos
- Arenas, limos, margas y calizas con ostreidos
- Calcarentas con orbitolinas, arcillas y areniscas
- Calizas con miliolitos y touc
- Calizas, Pseudotouc y dolomias
- Cuatenario
- Cubetas de decalcificacion
- Masa de agua
- Weald

## Valores de Favorabilidad



### Distancia a los edificios



### Distancia al río

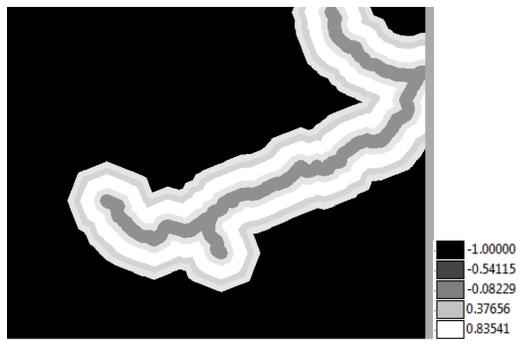
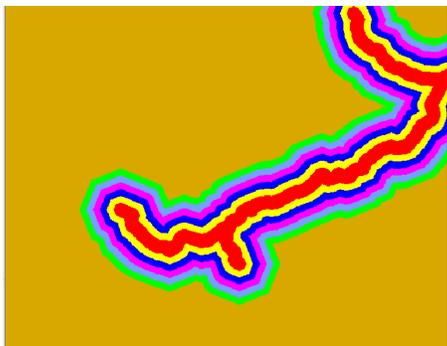
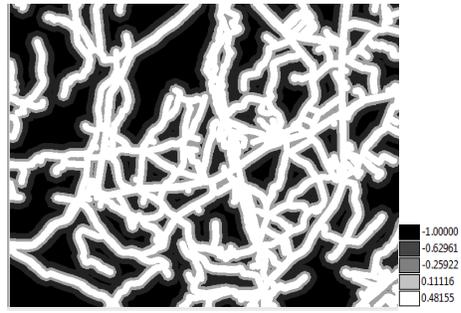
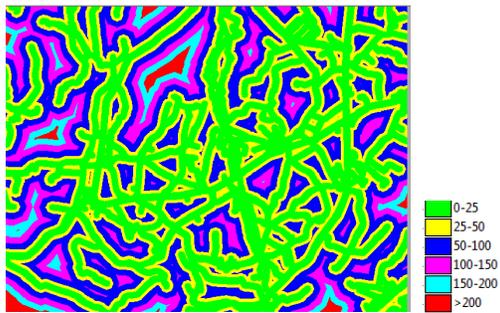


Figura 25a. Variables con los valores originales (izquierda) y valores de favorabilidad (derecha), expresados como Factor de Certidumbre y probabilidad (para el caso de curvatura, densidad de carreteras y edificios).

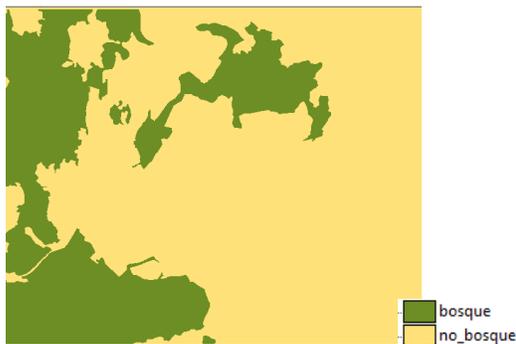
### Distancia a las carreteras



### Elevaciones



### Vegetación



### Orientaciones

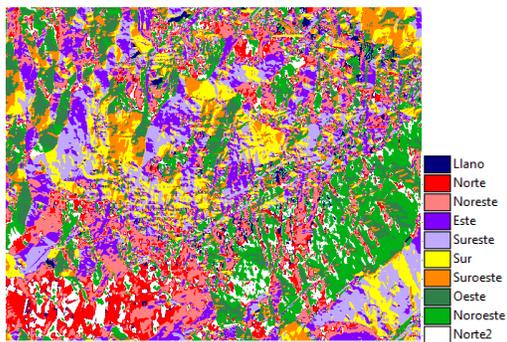
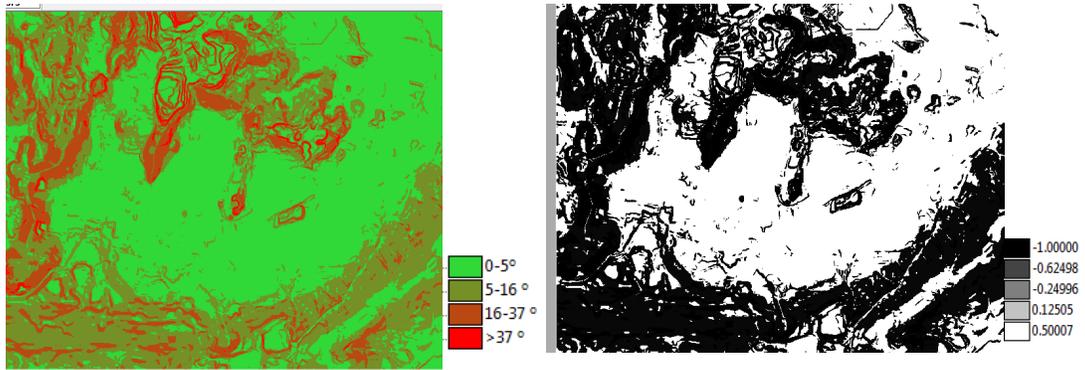
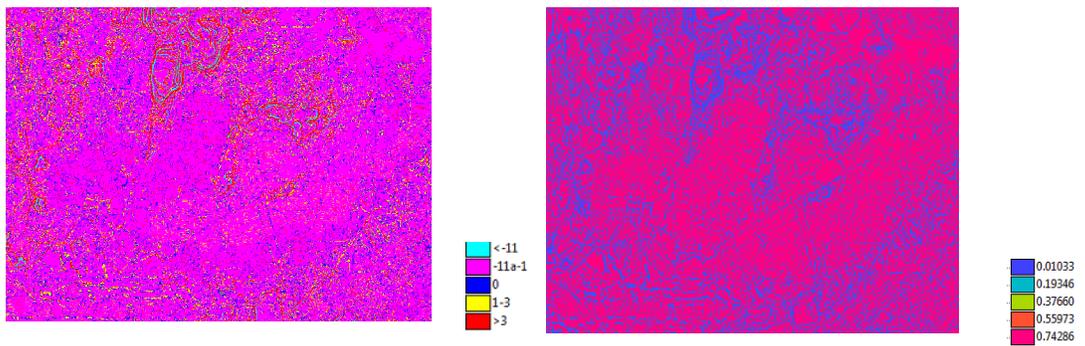


Figura 25b. Variables con los valores originales (izquierda) y valores de favorabilidad (derecha), expresados como Factor de Certidumbre y probabilidad (para el caso de curvatura, densidad de carreteras y edificios).

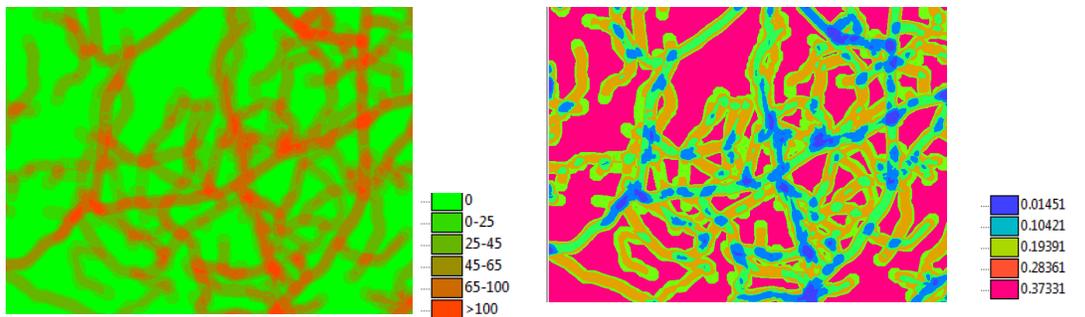
### Pendientes



### Curvatura



### Densidad de carreteras



### Densidad de edificios

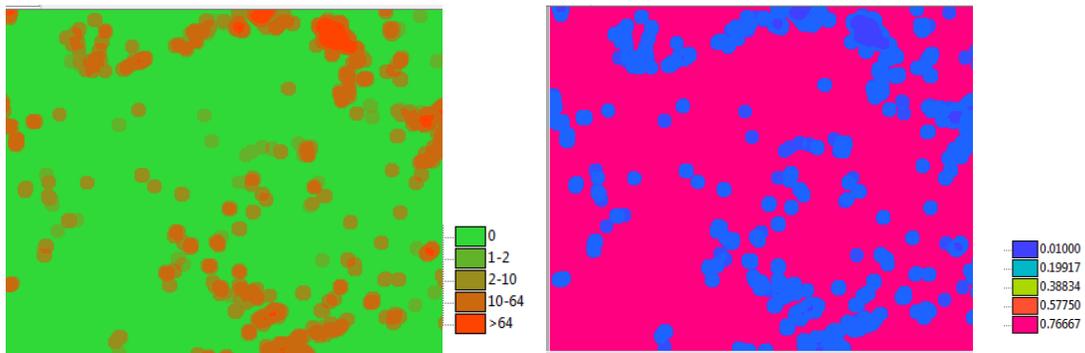


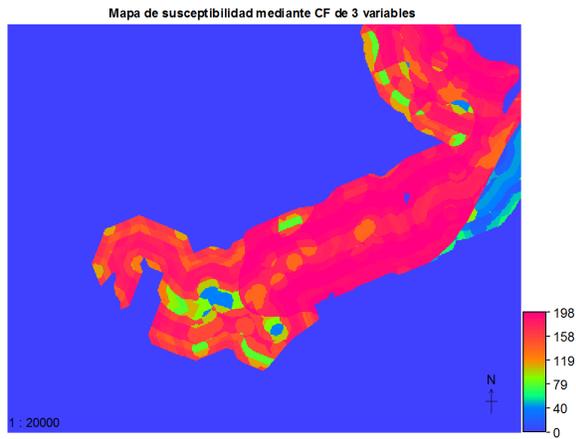
Figura 25c. Variables con los valores originales (izquierda) y valores de favorabilidad (derecha), expresados como Factor de Certidumbre y probabilidad (para el caso de curvatura, densidad de carreteras y edificios).

Tal y como se ha comentado en el apartado de metodología se han construido seis modelos de susceptibilidad combinando tres, cinco y once variables y aplicando las funciones CF y Bayes. En la Figura 26 se muestran los seis mapas obtenidos aplicando FF.

Para los modelos realizados con tres variables se han utilizado la litología, la distancia a los edificios y la distancia a ríos. La mayor susceptibilidad se encuentra en los valores cercanos a 200 (CF) o 44 (Bayes), es decir, en tonos magenta y anaranjados, mientras que los que menos susceptibilidad son cercanos a 0, y están representados en tonos azules. El hecho de que obtengamos valores más altos en CF que en Bayes se debe exclusivamente al limitado número de valores diferentes que se obtienen con el Bayes (cuando el número de variables es elevado la diferencia entre ambos es inapreciable). Los mapas de cinco variables incluyen además de las anteriores, la distancia a carreteras y las elevaciones. Los mapas de once variables integran todas las variables de la figura 25 a,b y c.

En la Figura 26, podemos apreciar que los colores correspondientes a valores más altos, y por tanto más susceptibles a la aparición de dolinas, se dispone siguiendo el trazado del río. Esto se puede observar *grosso modo* en todos los mapas. Si superponemos las dolinas inventariadas sobre el mapa de susceptibilidad vemos que éstas se ajustan en su mayoría a las zonas de tonos magenta de los mapas.

## Mapas de susceptibilidad mediante CF



## Mapas de susceptibilidad mediante Bayes

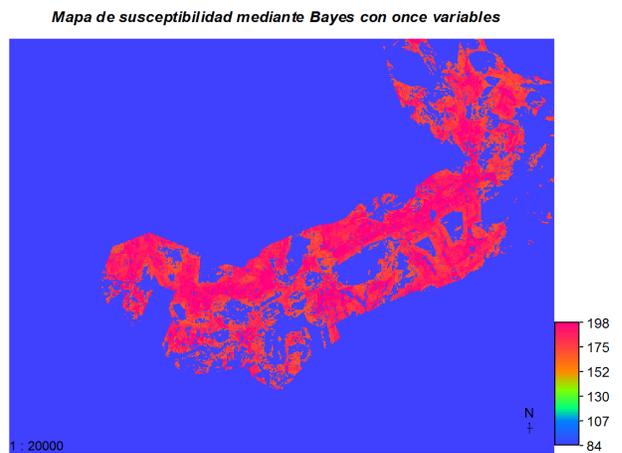
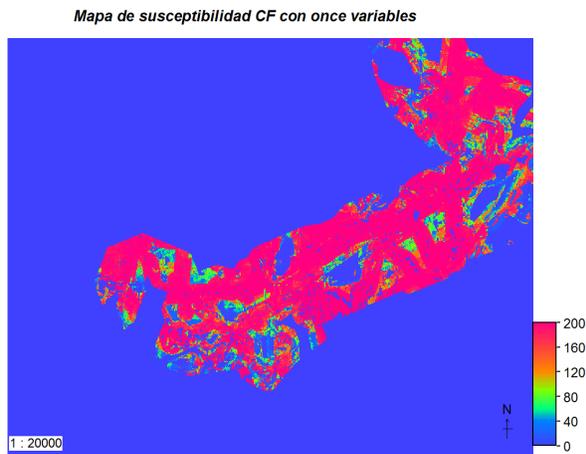
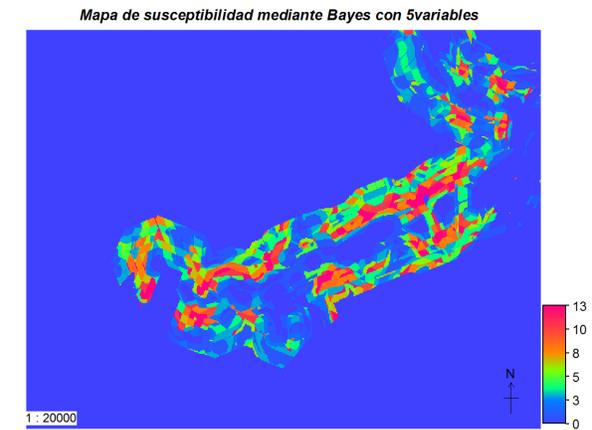
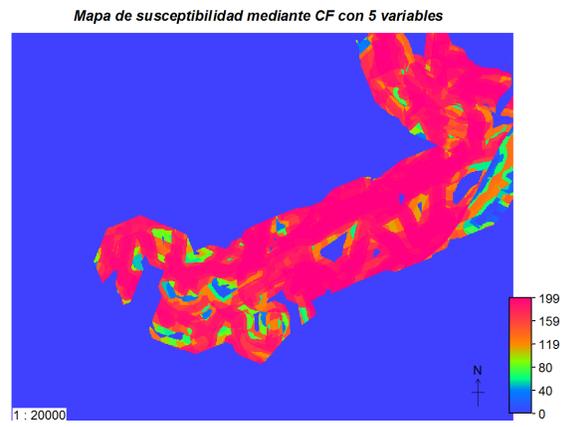
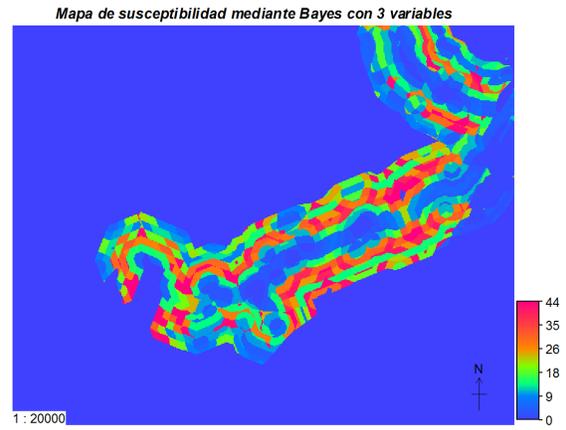


Figura 26. Mapas de susceptibilidad elaborados mediante Bayes y CF con 3,5 y 11 variables.

### 5.2.2 Densidad de dolinas

Un método diferente para analizar la susceptibilidad de dolinas, y que sirva de contraste a los anteriormente descritos, es el método directo basado en la densidad de dolinas. A diferencia de los métodos anteriores éste es un método que no requiere el uso de variables condicionantes.

El fundamento reside en el hecho de que las zonas con mayor densidad de dolinas son más tendientes a verse afectadas por nuevas dolinas. Pudiera considerarse un método basado en un razonamiento circular. No obstante, teniendo en cuenta que las variables que más influyen en el proceso están ocultas en el subsuelo y son en gran medida desconocidas, la densidad de dolinas podría considerarse indicadora de ciertas características del subsuelo que condicionan la subsidencia por colapso y que no quedan reflejadas suficientemente por otras variables causales.

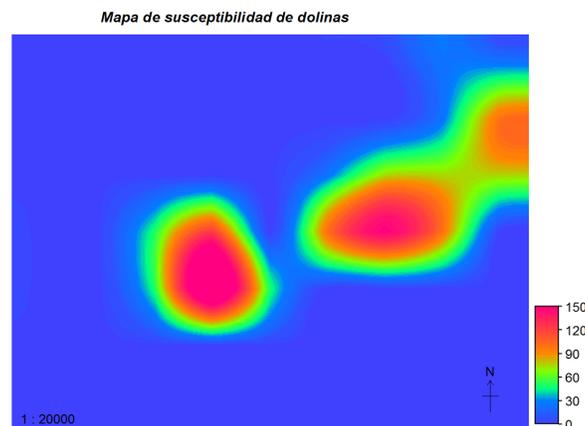


Figura 27. Mapa de susceptibilidad de dolinas elaborado a partir de la densidad de dolinas de la muestra de análisis.

El resultado puede verse en la Figura 27. En este mapa, representado mediante pseudocolor, los colores cálidos corresponden a píxeles en los que la susceptibilidad es mayor mientras que en los colores fríos la susceptibilidad es menor; los tonos verdes corresponden a píxeles con valores intermedios. La escala numérica indica la clase de susceptibilidad (todos los valores se han reclasificado en 200 clases). Un análisis del mapa sugiere que **la predicción es buena** y que **no hay grandes diferencias en comparación con los modelos basados en FF**, tal como se comentará más adelante.

### 5.2.3 Comparación entre modelos: evaluación.

Se ha llevado a cabo una evaluación de todos los modelos de susceptibilidad elaborados. Dicha evaluación es necesaria para determinar el valor predictivo de los modelos y, a partir de ello, conocer con qué método se predice mejor y qué combinación de variables ofrece mejores resultados.

En total se han obtenido siete curvas de validación (Figuras 28 y 29), una por cada modelo de susceptibilidad (Bayes con tres, cinco y once variables; CF con tres, cinco y once variables; densidad de dolinas). Para ello, se compararon los modelos de susceptibilidad con el grupo de dolinas de validación (38, frente a las 50 que se emplearon en el análisis), obteniendo así las curvas de validación que muestran la frecuencia acumulada de “nuevas” dolinas en las diferentes clases de susceptibilidad.

En general, cuanto más asintótica y próxima al eje de ordenadas sea la curva en su tramo inicial, mejor discriminará el modelo la zona de mayor susceptibilidad. Cuanto antes alcance la curva la

proporción del 100% de las dolinas, mejor definirá el modelo la zona menos susceptible (no susceptible) y más segura.

Como podemos apreciar en ambas figuras, las curvas obtenidas son muy similares. La mayoría de ellas predice más del 80% de dolinas de la muestra de validación en el 20% de la superficie de estudio más susceptible. **Los mejores modelos son los elaborados mediante la función Bayes y CF, utilizando 11 y 5 variables** (que incluso superan el 95% de dolinas predichas con el 20% del área más susceptible); en unos tramos se comportan mejor unos modelos y en otros tramos, otros. Parece que el coste del empleo de once variables no compensa en relación a los resultados obtenidos. Los modelos elaborados con tres variables son, sin embargo, algo peores, un 7% de diferencia.

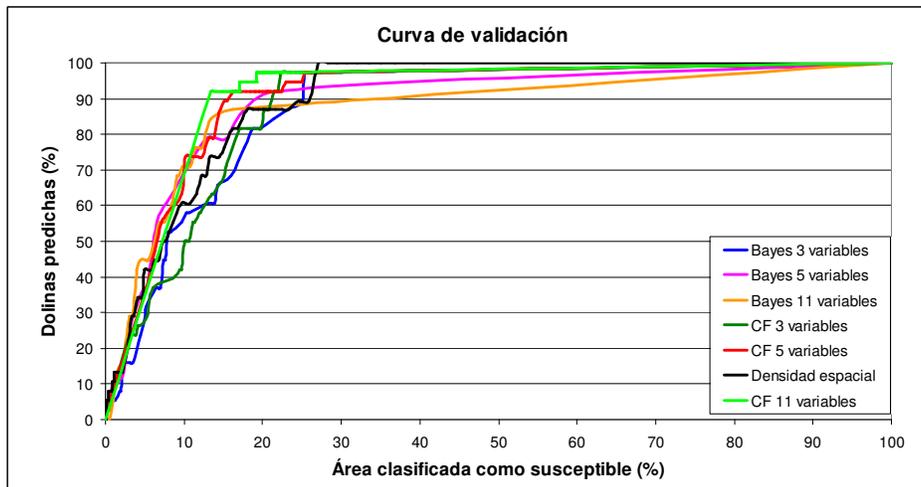


Figura 28. Curvas de validación para los diferentes modelos de susceptibilidad obtenidos.

Por tanto, una conclusión derivada de esta validación es que **un aumento en el número de variables incluidas en el análisis no supone necesariamente un aumento en la calidad del modelo** a excepción del modelo más sencillo basado sólo en 3 variables. Esto puede ser debido a la redundancia de algunas variables o que se hayan empleado variables que contribuyen poco a la predicción. Esto último no quiere decir necesariamente que las variables empleadas no sean importantes en la predicción, sino que tal y como están representadas, no lo son.

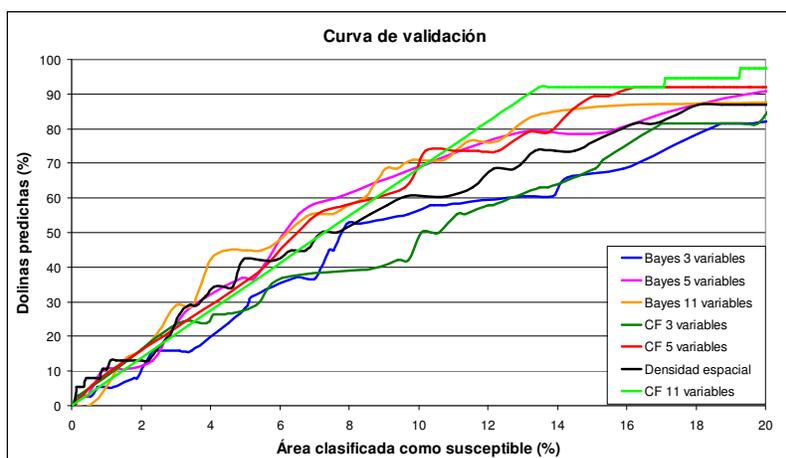


Figura 29. Ampliación de la gráfica de la Figura 27, en la que se observan las curvas de validación en el 20% del área de estudio más susceptible.

También cabe señalar que las tres funciones (densidad espacial, Bayes y CF) proporcionan resultados muy similares, por lo que podemos decir que **los tres marcos matemáticos parecen ser apropiados**. Apenas hay un 15% de diferencia entre el modelo CF de 11 variables y el de densidad.

El modelo de densidad espacial no emplea variables causales pero **su capacidad predictiva es solo ligeramente inferior a los mejores modelos basados en FF**. Es un resultado relevante puesto que es el método más sencillo, ya que no precisa información adicional al inventario de dolinas.

Este proceso de modelización-validación puede servir de herramienta de análisis, de análisis de sensibilidad. Aunque en este trabajo, por limitaciones obvias de tiempo, solo se ha aplicado a un número reducido de casos, podría utilizarse de forma intensiva para poder afinar la modelización y conocer mejor la capacidad predictiva de los modelos.

En la figura 30 se muestra el mejor mapa obtenido, sobre el que se han representado las dolinas no utilizadas en el análisis. Como puede apreciarse, las dolinas se localizan en los píxeles más susceptibles (color púrpura y valores cercanos a la clase de susceptibilidad 200).

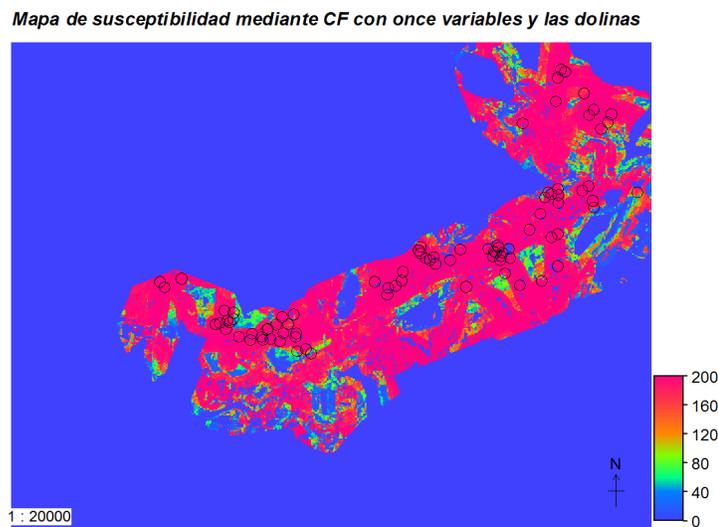


Figura 30. Mapa de susceptibilidad elaborado mediante la función factor de certidumbre (CF) con once variables. Los círculos corresponden con las dolinas de la muestra de validación.

### 5.3 Mejora del conocimiento del proceso. Un posible modelo de funcionamiento.

Además de los comentarios realizados en apartados precedentes sobre la distribución de las dolinas en relación con los factores condicionantes, en este apartado se quiere explicar muy resumidamente el factor río y su posible migración como posible explicación de la génesis de las dolinas del área de Camargo. Como se ha comentado anteriormente, la mayor parte de las dolinas están ubicadas en el entorno de los cauces fluviales y más concretamente en la margen norte de los mismos.

Sería razonable plantear la siguiente hipótesis: un contexto en el que los ríos han sufrido una ligera migración hacia el sur, alcanzando su posición actual. En la localización del pasado, el agua fluvial erosionó (karstificó) el substrato calizo, produciéndose cavidades rellenas también en parte por el curso fluvial. Actualmente, los ríos circulan más al sur pero las cavidades están algo más al norte. En general, tanto las cavidades como el relleno están saturados de agua, constituyendo un acuífero. El agua contribuye a sustentar la cobertera (relleno), de manera que las extracciones intensivas de agua subterránea facilitan el colapso y la formación de dolinas.

La estructura geológica, en gran parte paralela a los cauces fluviales, podría también explicar el proceso, puesto que desde el punto de vista estratigráfico consiste en alternancia de materiales carbonatados más o menos solubles.

## 6. CONCLUSIONES

- Se han elaborado diversos modelos de susceptibilidad de dolinas para el área de Camargo. La evaluación de dichos modelos muestra que tienen una buena capacidad de predicción y, por tanto, pueden ser útiles para mitigar las posibles consecuencias derivadas de la actuación de los procesos. Los mapas elaborados podrían vincularse a la ordenación del territorio para establecer restricciones de uso en las zonas susceptibles.
- Se han analizado algunas de las variables que condicionan el proceso de dolinas. De entre todas ellas, la proximidad a los cauces fluviales parece ser la que más determina el proceso. Es importante la selección de las variables apropiadas ayudándose de herramientas tales como el análisis de componentes principales (PCA) o la inspección visual. Algunas variables no incluidas en el análisis probablemente ayudarían a mejorar los resultados pero su obtención no es viable.
- Los mejores modelos son los obtenidos a partir de once variables (litología, vegetación, densidad de edificios, densidad de carreteras, distancia a ríos, distancia a carreteras, distancia a edificios, elevaciones, curvatura y pendientes) y a partir de cinco variables (litología, elevaciones, distancia a ríos, distancia a carreteras y distancia a edificios). Un aumento en el número de variables empleadas en el análisis no implica necesariamente un aumento de la calidad del modelo. Los modelos basados en solo tres variables no dan buenos resultados.
- Es posible producir mapas razonablemente satisfactorios con el método empleado, utilizando cualquiera de las funciones estadísticas utilizadas (Bayes o CF). El modelo de densidad de dolinas ofrece una capacidad predictiva también muy satisfactoria.
- De acuerdo con todos los datos obtenidos en este trabajo se puede aventurar que los ríos y su migración han podido tener un papel relevante en la génesis de las dolinas.
- En conjunto, el análisis realizado proporciona un instrumento útil en la planificación y gestión de los usos del territorio.

## 7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ayuntamiento de Camargo (2013) <http://www.aytocamargo.es/callejero/>
- AEMET (2013). Agencia Estatal de Meteorología.  
<http://www.aemet.es/es/serviciosclimaticos/datosclimatologicos/valoresclimatologicos?l=1109&k=can>.
- Asociación RIA (2013). <http://rialabblog.wordpress.com/ambito-del-plan-rialab/>
- Base Topográfica Armonizada de Cantabria (BTA) (2010), 1:5.000.
- Brabb, E. E; Pampeyan, E. H; and Bonilla, M. G. (1972): Landslide susceptibility in San Mateo County, California, *U.S. Geological Survey Miscellaneous Field Studies Map*, MF-360.
- Carrara, A; Cardinali, M; Guzzetti, F and Reichenbach, P. (1995): GIS technology in mapping landslide hazard, In: A. Carrara and F. Guzzetti (eds.), *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, Kluwer Academic Publisher, The Netherlands, 135–175 pp.
- Confederación Hidrográfica del Cantábrico (2013) <http://saih.chcantabrico.es>
- El Diario Montañés, prensa digital (2013) [www.eldiariomontanes.es](http://www.eldiariomontanes.es)
- El Diario Montañés (2013). Cantabria 102 municipios. [http://www.cantabria102municipios.com/santander/camargo/descripcion\\_general.htm](http://www.cantabria102municipios.com/santander/camargo/descripcion_general.htm)
- Fabbri, A.G; Chung, C-J.F; Cendrero, A. and Remondo, J. (2003): Is Prediction of Future Landslides Possible with a GIS?, *Natural Hazards* 30: 487–499 pp.
- Fell, R; Corominas, J; Bonnard, C; Cascini, L; Leroi, E; Savage, W.Z (2008): Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. On behalf of the JTC-1 Joint Technical Committee on Landslides and Engineered Slopes. *Engineering Geology* 102 (2008); 85–98 pp.
- Galve Arnedo, J.P. (2009): Desarrollo y evaluación de técnicas para el estudio de la peligrosidad de dolinas, Tesis Doctoral. Universidad de Zaragoza, Zaragoza, 131 pp.
- Gutiérrez Elorza, M (2008): *Geomorfología*. Editorial Pearson-Prentice Hall, 898 pp.
- Gutiérrez, F. (2009): Hazards associated with karst. En Alcántara, I. y Goudie, A. (Eds.). *Geomorphological Hazards*. Cambridge University Press, en prensa.
- Hansen, A., (1984). Landslide Hazard Analysis. En: D. Brunsten y D.B. Prior (Eds.), *Slope Instability*. Wiley, Chichester, 523-602 pp.
- Hutchinson, J. N (1995) Keynote paper: Landslide hazard assessment, In: Landslides–Glissements de Terrain, VI International Symposium on Landslides, Christchurch, New Zealand, 1992. Balkema, Rotterdam, Vol. 3, pp. 1805–1841.
- IGME (2002) Mapa Geológico y Minero de Cantabria, Escala 1:100.000. Instituto Geológico y Minero de España.
- INE (2013). Instituto Nacional de Estadística. <http://www.ine.es>
- Ministerio de Educación y Ciencia; Instituto Geológico y Minero de España (Diciembre 2006).- Informe sobre las afecciones y daños ocasionados en el término municipal de Camargo (Cantabria). Aspectos hidrogeológicos y geotécnicos.
- Plan Nacional de Ortofotografía Aérea de Cantabria (PNOA), (2007), 25 CM, ETRS 89, Hojas 34 Y 35.
- Remondo Tejerina, J. (2001): Elaboración y validación de mapas de susceptibilidad de deslizamientos mediante técnicas de análisis espacial. Tesis Doctoral. Universidad de Oviedo, Oviedo, 440 pp.

- Remondo, J; González-Díez, A; Díaz de Terán, J.R and Cendrero, A (2003): Landslide Susceptibility Models Utilising Spatial Data Analysis Techniques. A Case Study from the Lower Deba Valley, Guipúzcoa (Spain) *Natural Hazards* 30: 267–279.
- Remondo, J; González-Díez, A; Díaz de Terán, J.R and Cendrero, A; Fabbri, A.G; and Chung, C-J.F (2003): Validation of Landslide Susceptibility Maps; Examples and Applications from a Case Study in Northern Spain *Natural Hazards* 30: 437–449.
- TRIAX (2006a).- Informe Geotécnico: Causas del hundimiento observado en una vivienda unifamiliar (Utilizada también como carpintería) en Muriedas, Ayto de Camargo (Cantabria) y propuestas de estabilización. TRIAX, S.A, Inédito.
- TRIAX (2006b).- Informe Geotécnico: Causas del hundimiento observado en una vivienda unifamiliar (propiedad de D. Roberto Sierra) en Muriedas, Ayto de Camargo (Cantabria) y propuestas de estabilización. TRIAX, S.A, Inédito.
- TRIAX (2006c).- Informe Geotécnico: Causas del hundimiento observado en el cementerio de Muriedas, Ayto de Camargo (Cantabria) y propuestas de estabilización. TRIAX, S.A, Inédito.

## 8. ANEXOS

### ANEXO I.

#### LOS "SOPLAOS" EN LA PRENSA LOCAL.

##### Un nuevo soplo se 'traga' a una vecina de Camargo



##### Las casas dañadas por los soplaos en Camargo siguen deshabitadas

Los vecinos cuyas viviendas están afectadas por los hundimientos muestran su malestar por la situación  
11.12.11 - 00:30 - E. ESCAGEDO | CAMARGO.

0 Comentarios | 2 | +1 | 0 | Compartir | Recomendar | 0

★★★★★ 2 votos

Las casas dañadas por los soplaos en Revilla que han sido ya reparadas siguen deshabitadas. Sus propietarios no están conformes con los trabajos realizados y aseguran que algunos de ellos han generado, incluso, nuevas deficiencias. Preocupados, los vecinos de este pueblo cuyas viviendas están afectadas por los hundimientos, afirman que las obras de cimentación para consolidar el terreno que lleva a cabo la empresa contratada por la Confederación Hidrográfica del Cantábrico (CHC) están provocando daños en el interior de las casas y en su entorno.

Las viviendas de Revilla que ya han sido reparadas siguen vacías, al igual que ocurre con un establecimiento comercial. Los moradores fueron desalojados hace cuatro años y actualmente viven en pisos que ha puesto a su disposición el Ayuntamiento de Camargo, aunque no tiene responsabilidad alguna en este tema, ya que la sentencia judicial deja claro que solamente la CHC es la culpable de los



Operarios, trabajando en la recuperación de una de las viviendas afectadas por los soplaos. :: E. E.

SUCESOS | CAMARGO

##### Un 'soplo' obliga a desalojar una vivienda en Revilla

El agujero, de más de un metro de diámetro, ha sido rellenado con cemento de forma casi inmediata por los servicios municipale  
01.03.11 - 20:33 - Álvaro San Miguel | Camargo

4 Comentarios | +1 | 0 | Compartir | Recomendar | 4

★★★★★ 4



El agujero, de más de un metro de diámetro, se ha abierto bajo el peso de una máquina pesada / Álvaro San Miguel

##### NOTICIAS RELACIONADAS

- **Fotos:** Las imágenes del 'soplo'
- **Ver más:** Un nuevo soplo se traga Camargo (23-11-2010)
- **Video:** La tierra se 'comió' un tractor
- Los afectados por los 'soplaos' de C formar una plataforma (30-12-2010)

##### Más de 40 casas afectadas por los soplaos siguen sin repararse

La asociación de damnificados del Valle de Camargo denuncia las «promesas incumplidas» de la Confederación  
07.02.12 - 01:00 - E. ESCAGEDO | CAMARGO.

0 Comentarios | +1 | 0 | Compartir | Recomendar | 0

★★★★★ 1 voto

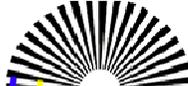


Foto: D. Peña

##### NOTICIAS RELACIONADAS

- **Vídeo:** Un problema recurrente
- **Fotos:** Soplaos, en Camargo

¿Se mueven a la misma velocidad?



EN EL BARRIO DE LA LLOSUCA DE REVILLA DE CAMARGO

## Surge un nuevo 'soplao'

El hundimiento se ha producido en una de las viviendas que ya estaba siendo sometida a reparaciones

11.12.11 - 13:11 - María Eugenia Escagedo | Revilla

0 Comentarios | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 votos

Esta mañana ha sorprendido a los vecinos de Revilla de Camargo con un nuevo 'soplao'. Esta vez ha sido, además, en una de las casas que ya estaban siendo sometidas a reparaciones debido a los hundimientos que se produjeron hace meses. Se trata de una vivienda en el barrio de La Llosuca, donde el remolque de uno de sus coches quedó atrapado por el 'soplao' surgido esta mañana.



La casa estaba en obras desde mayo, unos trabajos de cimentación que está realizando la Confederación Hidrográfica del Norte, pero los vecinos de todas las viviendas afectadas no están muy conformes con esos trabajos ya que algunos han generado nuevas deficiencias y daños en el interior de algunas viviendas y su entorno.

Ya no saben qué hacer. Monserrat Llata, la vecina afectada por el nuevo 'soplao' ha asegurado que "es



UN NUEVO SOPLAO ACENTÚA LA PREOCUPACIÓN VECINAL EN REVILLA DE CAMARGO

## «Tengo los nervios a cien, me voy a volver loca con los soplaos»

Suena a rutina pero para los vecinos de Camargo es miedo e impotencia. Ayer hubo un nuevo hundimiento junto a una casa en obras

12.12.11 - 00:04 - EUGENIA ESCAGEDO | CAMARGO

0 Comentarios | 2 | 0 | 0 | 0 | 6 votos



El hundimiento atrapó la rueda de un todoterreno / Foto: Sane



Esta vez el soplao apareció ayer junto a una casa que se está cimentando. :: SANE

### NOTICIAS RELACIONADAS

Un nuevo 'soplao' hunde parte de la N-623 a su paso por Muriedas

## Otro 'soplao' en Camargo... y van 50

Un nuevo hundimiento abre un enorme agujero a la puerta de una casa de Revilla que ha sufrido

27.08.11 - 00:01 - EUGENIA ESCAGEDO | CAMARGO

1 Comentario | 1 | 0 | 0 | 17



VIDEO

## ANEXO II.

### SECUENCIA DE FOTOGRAFÍAS DE DIFERENTES COLAPSOS EN LA ZONA DE ESTUDIO Y DE ALGUNOS DE LOS DAÑOS OCASIONADOS. IMÁGENES CEDIDAS POR F.J. BARBA.



a. Colapso en el cementerio de Muriedas



b. El mismo colapso en el cementerio de Muriedas. Otra vista.



c. Colapso en finca particular. Revilla. Persona a escala.



d. Colapso de la figura anterior. Obsérvese la acumulación de material en la parte central.



e. El mismo colapso anterior. Vista lateral.



f. Colapso en pie de tapia de finca particular en Revilla.



g. Colapso en Revilla



h. Colapso en Revilla



i. Efectos de los colapsos en la capilla del cementerio de Muriedas.



j. Idem anterior. Detalle de las grietas que afectaban a su estabilidad y que aconsejaron su demolición.