

COLABORACIÓN EN AMBIENTES DE DATOS GEORREFERENCIADOS INCOMPLETOS

Cuando uno piensa en un Sistema de Información Geográfica (GIS), cree que la información asociada a los mapas es completa, veraz y consistente. Sin embargo, en muchos casos la información es incompleta, y/o parcialmente falsa y/o contradictoria. La razón es simple: los datos de un GIS típicamente se obtienen de variadas fuentes, y los procedimientos de recolección son diferentes, con métricas y granularidad distintas, y con propósitos variados; la integración, entonces, se aleja de la perfección[1][2][3]. De hecho, el desarrollo de la base de datos correspondiente es en la mayoría de los casos el principal desafío.



NELSON BALOIAN

Profesor Asociado Departamento de Ciencias de la Computación (DCC), Universidad de Chile. Doktorrer. nat, Universität Duisburg, Alemania (1997); Ingeniero Civil en Computación, Universidad de Chile (1988). Líneas de investigación: Instrucción Asistida por Computador, Sistemas Distribuidos. nbaloian@dcc.uchile.cl



JONATHAN FREZ

Académico Universidad Diego Portales. Estudiante de Doctorado en Ciencias mención Computación, Universidad de Chile; Magíster en Ciencias Mención Computación, Universidad de Chile; Ingeniero Civil en Informática y Telecomunicaciones, Universidad Diego Portales. Líneas de investigación: Sistemas Colaborativos, Sistemas de Apoyo a Decisiones, Educación con Apoyo de Tecnología. jonathan.frez@mail.udp.cl



JOSÉ ALBERTOPINO

Profesor Titular Departamento de Ciencias de la Computación, Universidad de Chile. Master y calificado a Ph.D. in Computer Science (1977); Master of Science in Engineering, University of Michigan (1972); Ingeniero Matemático, Universidad de Chile (1970). Líneas de investigación: Sistemas Colaborativos, Sistemas de Apoyo a Decisiones, Interacción Humano-Computador, Educación Apoyada con Tecnología. jpino@dcc.uchile.cl

Un enfoque de manejo de esta situación es ignorar la calidad variada de los datos y dejar a los usuarios interpretarlos en una especie de opción de "es nuestro mejor intento". Nuestro grupo de investigación trabaja en un enfoque alternativo. En primer lugar, reconocer la naturaleza probabilística de la información, ya que no estamos seguros de ella. En segundo lugar, posibilitar el trabajo colaborativo de los usuarios, que muchas veces son expertos en los datos correspondientes [4].

UN EJEMPLO

Un ejemplo clásico de información georreferenciada incompleta se refiere a mapas con depósitos minerales. Si se tuviera un mapa completo

con información sobre los depósitos bajo tierra, sería muy simple y sin riesgo hacer explotaciones mineras. Eso lamentablemente no es así: la información disponible es escasa y cara de incrementar. Pero hay geólogos expertos que pueden tener sus hipótesis sobre los lugares geográficos más promisorios para intentar una exploración inicial [3][5][6]. Un aspecto interesante es combinar de alguna forma las hipótesis de estos varios expertos de manera de explorar la zona geográfica que represente mejor estas hipótesis.

Por ejemplo en [7], utilizan una técnica desarrollada a la medida para buscar yacimientos de cobre en base a la teoría de Dempster-Shafer de manera directa, sin aplicar lógica difusa o alguna otra técnica que pueda incrementar la precisión de los resultados. En la **Figura 1** se



observan los niveles de Belief en que se basan las múltiples hipótesis que indican la existencia de cobre.

Desde el punto de vista teórico, el soporte puede venir, y de hecho se ha investigado, de varias teorías probabilísticas: pesos a las evidencias, teoría de probabilidad condicional de Bayes, lógica difusa, y teoría de Dempster-Shafer. Esta última es la que hemos escogido.

LA TEORÍA

La teoría de Dempster-Shafer [8] también es conocida como la teoría de funciones de creencia. Toma su nombre de A. P. Dempster (1968) y Glenn Shafer (1976). De hecho, el razonamiento detrás de la teoría comienza en el siglo XVII. La teoría llamó la atención de diversos investigadores de Inteligencia Artificial a comienzos de la década de 1980, cuando se comenzaban a adaptar teorías probabilísticas a sistemas expertos.

Un primer supuesto que usaremos es respecto a los datos. Supondremos que ellos se puedan representar con un valor promedio y una desviación típica. Por ejemplo, en una cierta ubicación podemos tener una densidad media de 5 personas por metro cuadrado (si los datos que estamos trabajando se refieren a personas) y una desviación típica de 2.

La **Tabla 1** muestra el número promedio de personas ubicadas en lugares geográficos (que por simplicidad, ponemos numeradas, pero que en una situación más real corresponderían a coordenadas geográficas).

UBICACIÓN	# MEDIO DE PERSONAS
1	12
2	20
3	7
4	19
5	17

TABLA 1. UBICACIÓN Y # MEDIO DE PERSONAS.

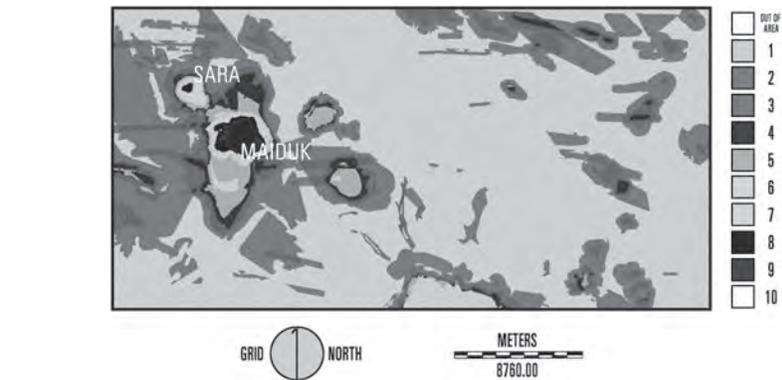


FIGURA 1. MAPA DE BELIEF DE DEPÓSITOS DE COBRE EN SHAHR-E-BABAK, IRÁN. LA LEYENDA INDICA EL NIVEL DE SOPORTE DE MANERA INCREMENTAL [7].

Supongamos ahora que queremos responder una pregunta con estos datos: ¿cuáles son las ubicaciones que tienen 13 o más personas y 23 o menos de ellas? Escribimos esta consulta como $Q = [13-23]$. En este caso, 3/5 de nuestras ubicaciones satisfacen el requerimiento (las ubicaciones 1 y 3 no lo satisfacen).

Supongamos ahora que no sabemos exactamente cuántas personas hay en cada lugar, pero sabemos un "rango" de personas que puede estar allí. La **Tabla 2** muestra este caso. Si quisiéramos responder la consulta Q , solo 2/5 ubicaciones satisfacen completamente el requerimiento, ya que cualquiera que sea el valor "real" del número de personas en las ubicaciones 4 y 5, Q es satisfecha. Adicionalmente, otras 2/5 ubicaciones pueden tener una posibilidad de satisfacerla (ubicaciones 1 y 2). Por supuesto, hay otra ubicación (la No. 3), que no tiene posibilidad alguna de satisfacer la consulta Q .

UBICACIÓN	RANGO DE # DE PERSONAS
1	[9-21]
2	[12-23]
3	[5-10]
4	[17-20]
5	[14-22]

TABLA 2. UBICACIÓN VERSUS RANGO DE NÚMERO DE PERSONAS.

La teoría define tres tipos de respuestas a las consultas:

- **Plausible:** es la probabilidad que la variable aleatoria tome valores dentro del rango de la consulta.
- **Cierta:** es la probabilidad que el rango completo de la distribución de la variable esté dentro del rango de la consulta.
- **Incierta:** no se puede derivar información que tenga valor a partir de estos datos.

Ahora entonces podemos calcular las hipótesis (Plausibilidad, Certeza, e Incerteza) para cada ubicación del ejemplo de las Tablas 1 y 2. En la **Tabla 3** podemos ver que el nivel de Certeza sobre todas las ubicaciones es 40% y el nivel de Plausibilidad es 80%. Estos valores se consideran como cotas inferior y superior de la posibilidad, es decir, entre 40% y 80% de las ubicaciones tienen alguna **posibilidad** de tener un número similar de personas en el rango solicitado. Además de esta información, la teoría establece que puede darse un cierto peso a cada una de las hipótesis. Estos pesos pueden ser asignados por expertos o por heurísticas. La **Tabla 4** muestra un ejemplo en que los pesos fueron asignados por un experto.

En este caso, ya que $Q = [13-23]$, la Certeza es 30% (20% de la ubicación 4 más 10% de la ubicación 5), mientras que la Plausibilidad es 65% (20% de la posición 1 más 15% de la posición 2, que son plausibles, más 30% de las posiciones ciertas 4 y 5).

UBICACIÓN	PERSONAS	HIPÓTESIS
1	[9-21]	Plausible
2	[12-23]	Plausible
3	[5-10]	Incierta
4	[17-20]	Cierta
5	[14-22]	Cierta

PERSONAS	PESO
[9-21]	20%
[12-23]	15%
[5-10]	35%
[17-20]	20%
[14-22]	10%

TABLA 3. HIPÓTESIS PARA $Q = [13-23]$.

TABLA 4. PESOS ASIGNADOS POR EXPERTO.

USANDO LA TEORÍA

Para aplicar la teoría de Dempster-Shafer a contextos geográficos es necesario realizar ciertas extensiones y redefinir algunos conceptos para que sean compatibles con hipótesis que tienen comportamientos espaciales [9][6][10][11]. Por ejemplo el hecho de que algunas hipótesis se pueden cumplir en algunos lugares y en otros no.

De manera de simplificar el análisis, se define un número limitado de lugares de evaluación. Es decir, se define una grilla donde cada celda corresponde a un área a evaluar. Los elementos de datos que se encuentran dentro de cada grilla soportan las hipótesis planteadas de manera independiente (ver **Figura 2**).

En la definición clásica de Dempster-Shafer las hipótesis con alto peso implican mayor soporte. En un modelo espacial dicho peso podría ser inexistente en algunas celdas de no estar presente geográficamente el elemento de dato asociado a la hipótesis. El resultado es que se obtienen lugares con mayor elementos de soporte que otros, es decir un soporte compuesto (ver **Figura 3**).

Si bien este método de evaluación podría ser aplicado directamente a problemas específicos como los mencionados en el ejemplo inicial, es necesario reconocer que en problemas más complejos como puede ser el análisis de datos relacionados a ciudades, los datos son dinámicos, es decir varían en tiempo y espacio, por lo cual es necesario definir mecanismos que permitan modelar dichos comportamientos.

Comenzando por el comportamiento especial de las masas (pesos) debemos considerar que éste tiene una relación directa con el tipo de fenómeno que se está analizando, por ejemplo:



FIGURA 2. MODELO BÁSICO DE EVALUACIÓN, H1-H6 SON HIPÓTESIS.

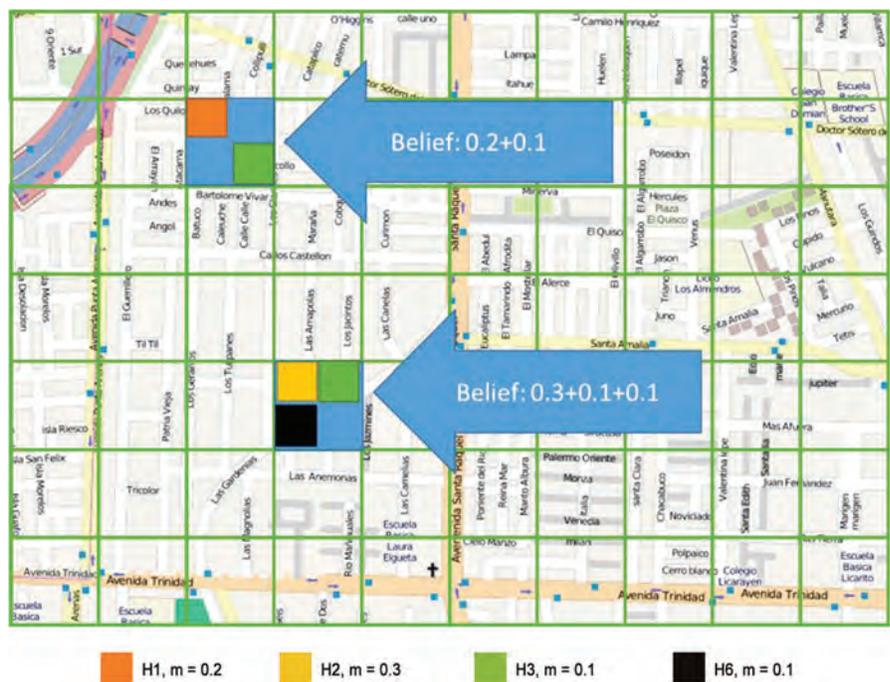


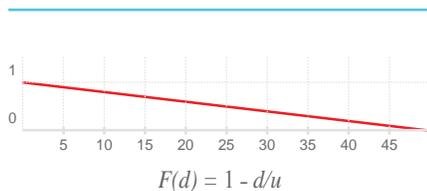
FIGURA 3. VALOR DE BELIEF EN CADA CELDA.

si queremos modelar la ubicación de personas, podemos asumir un cierto comportamiento en cuanto a movimiento, pero si estamos estudiando mapas de riesgo criminal, la naturaleza del problema nos indica que el "movimiento" debiese ser diferente. A modo de ejemplo podríamos decir que una persona podría desplazarse unos 500 metros en un lapso de tiempo que comprende el grado de discrecionalidad de la evaluación, sin embargo el riesgo de ser asaltado se desplazaría 200 metros respecto del punto de evaluación. De manera de poder analizar el desplazamiento de la masa definiremos una función de masa espacial:

$$ms(d) \begin{cases} 1 & \text{if } d = 0 \text{ (inside)} \\ F(d) & \text{if } d > 0 \text{ (outside)} \end{cases}$$

Ecuación 1.
Función de masa espacial.

En donde F(d) podría variar según lo que estemos modelando, ver **Figura 4**.



$$F(d) = \frac{d^3}{(d^3 + u)} 1 -$$

FIGURA 4.
FUNCIONES DE MODELADO DE MASA EN EL ESPACIO CON $u = 50$.

Si definimos que F(d) corresponde a funciones de distribución de probabilidad podremos extender sus propiedades a que $F(x=x)=0$. Al utilizar la función de distribución de probabilidad

acumulada (CDF) obtendremos la probabilidad de $X \leq x$. En términos simples que un elemento se encuentre más cerca de x unidades de distancia. Para simplificar el Sistema, la función de distribución a utilizar será la normal, cuya CDF se ve como en la **Figura 5**.

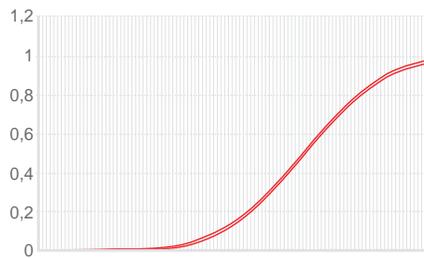


FIGURA 5.
NORMAL CDF.

A partir de allí definimos F(d) como:

$$F(d) = 1 - P(d)$$

$$P(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \operatorname{erf} \left(\frac{x - \mu}{\sigma \sqrt{2}} \right) \right]$$

$$\operatorname{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \left(x - \frac{x^3}{3} + \frac{x^5}{10} - \frac{x^7}{42} \dots \right)$$

Ecuación 2.
F(d) en base a CDF normal.

Finalmente ms(d) tendría un comportamiento como el visto en la **Figura 6**.

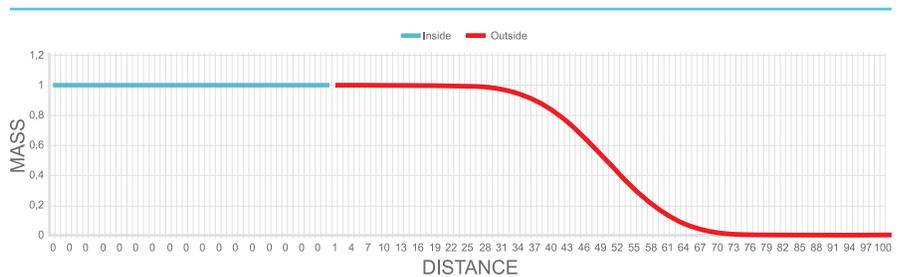


FIGURA 6.
MS(D) EJEMPLO USANDO $\mu = 50 \sigma = 10$.

También definiremos una función de masa en un elemento para analizar información en base a la probabilidad de encontrar información que se encuentre dentro de un intervalo, como en el ejemplo descriptivo de la teoría de Dempster-Shafer.

$$P[v1, v2] = P\{x > v1, x < v2\} = \int_{v1}^{v2} f(x) dx = F(v2) - F(v1)$$

Ecuación 3.
Probabilidad de encontrar un valor en un intervalo.

Con la cual definimos im() como la función de masa para intervalos:

$$im(v1, v2) = F(v2) - F(v1)$$

Ecuación 4.
Función de masa para intervalos.

Utilizando la función de masa ms(d) podemos elaborar un modelo de distribución de masas en el espacio en los cuales todos los elementos de datos generan masas en todas las celdas a evaluar (ver **Figura 7**).

Utilizando las reglas de combinación de Dempster-Shafer, podemos realizar un mapa en el cual cada celda tiene asociada su propio valor de belief.

Con lo anterior realizamos una simulación en el área de la estación Shibuya de Tokio, Japón [11]. La **Figura 8** muestra el mapa con varios polígo-



FIGURA 7.
DISTRIBUCIÓN DE MASA EN EL ESPACIO.

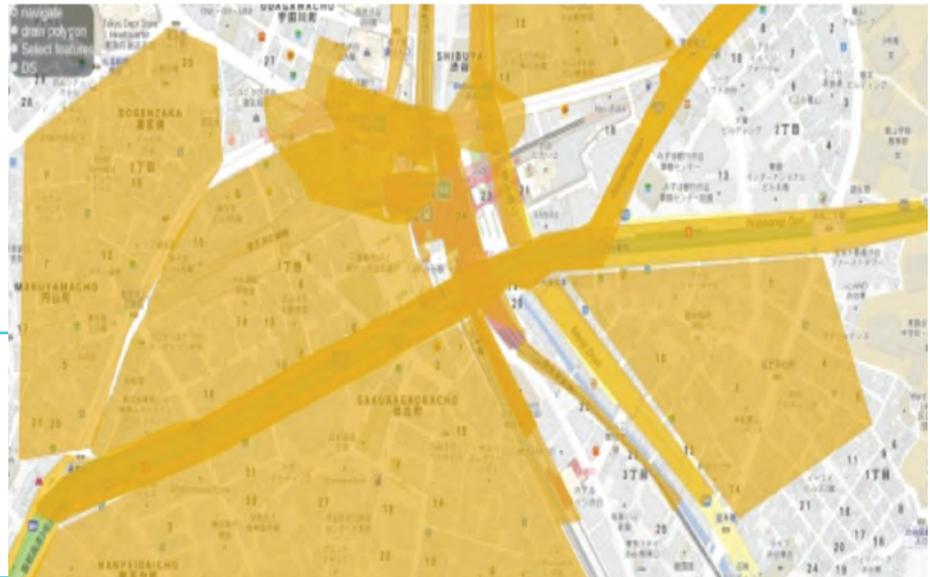


FIGURA 8.
CADA FUENTE PROVEE UN POLÍGONO. ESTÁN REPRESENTADOS CON EL MISMO COLOR CON UN GRADO DE TRANSPARENCIA, ASÍ QUE LA MAYOR SATURACIÓN DE COLOR INDICA TRASLAPLO DE ELEMENTOS. CUANDO NO HAY COLOR, NO HAY DATOS.

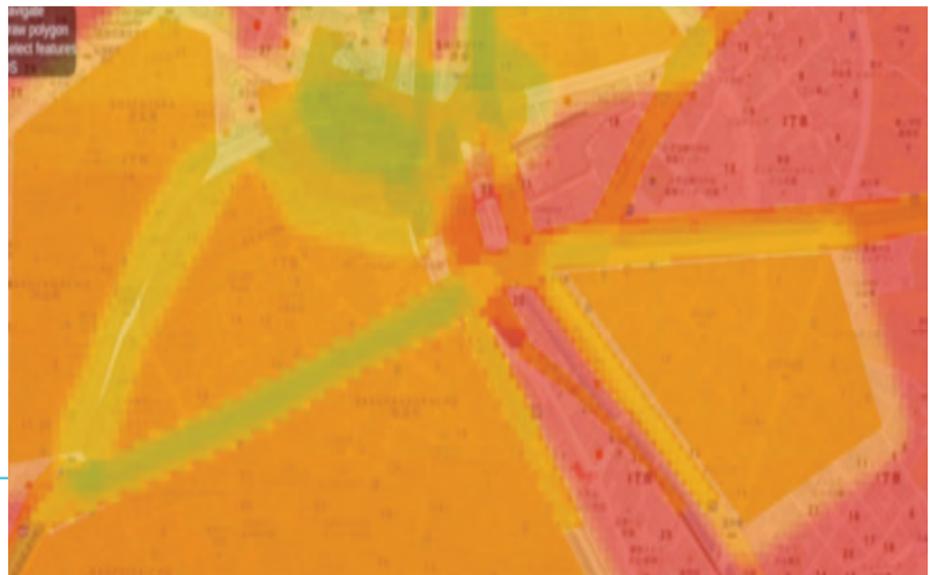


FIGURA 9.
REPRESENTACIÓN DE LA CERTEZA DIFUSA.



nos que contienen datos provistos por varias fuentes y que representan densidad humana (número de personas por metro cuadrado).

El proceso de combinación de datos de varias fuentes puede ejecutarse para cada polígono. Para efectuar este cálculo el área completa a analizar se divide en pequeños cuadrados (10x10 metros) y el proceso de cálculo se ejecuta para cada uno de esos cuadrados.

El resultado de la combinación es una función de certeza difusa en dos dimensiones: espacio y probabilidad de ocurrencia. En la **Figura 9** vemos los resultados de aplicar los modelos de distribución espacial y de intervalos a la consulta: “¿Cuál es la probabilidad de encontrar entre 4 y 7 personas por metro cuadrado?”.

Como podemos observar no hay celdas sin datos. Esto sucede porque de acuerdo a las reglas de propagación, la probabilidad nunca baja a 0, aún en zonas donde no hay disponibilidad de datos. Haciendo zoom en la figura, es posible ver que de acuerdo al resultado, hay un valor de certeza distinto de cero de encontrar personas en los rieles de la estación de trenes; por supuesto, esta es una conclusión errónea. Ya que la certeza se propaga por el mapa, es importante incluir reglas, restricciones u otras características en los procesos que toman en cuenta este tipo de situaciones. Nuestro enfoque para resolver este problema fue desarrollar una estructura que permita evaluar métodos de interacción de clases de elementos que soportan hipótesis. Para lo cual definimos un tipo de objeto geográfico que contiene las funciones de evaluación de masas y de reglas de interacción entre clases.

```

GeoObject
+ fields:mass
+ interactions:HashMap<String, function>

+ ms(d):weight
+ im(v1,v2):weight
+ tm(d):weight
+ addInteraction(Classname, interfunc):weight
+ Interact(Classname):weight
    
```

Usando esta clase base podemos extender una clase “persona”, una “rail”, una “street”, y una “building”. Las clases “rail” y “building” tienen una interacción con “persona”; esta interacción retorna valor “0” de certeza (porque queremos excluir esa posibilidad). La clase “street” tiene

una interacción con “persona”; esta interacción retorna 1.2 (es decir, amplifica esta posibilidad).

Las **Figuras 10 y 11** muestran los resultados aplicando las interacciones.



FIGURA 10. CERTEZA DIFUSA 3D CON INTERACCIONES GEOOBJECT.

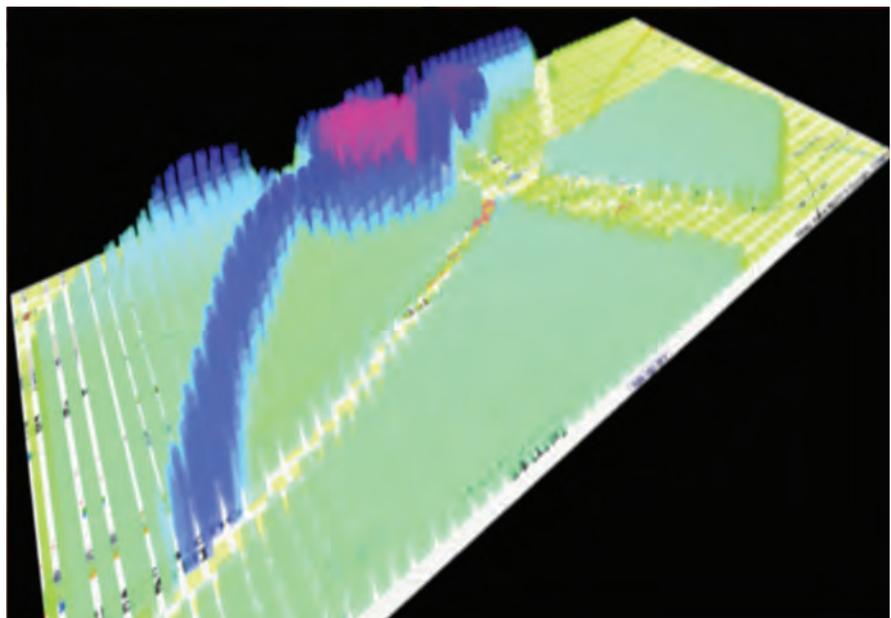


FIGURA 11. CERTEZA DIFUSA 3D CON INTERACCIONES DE CLASES.

SOPORTE A TOMA DE DECISIONES

Como hemos mencionado previamente, los procesos de toma de decisiones en el contexto de sistemas georreferenciados enfrentan frecuentemente dificultades debido a incertezas en los datos disponibles. A menudo se usan Sistemas de Información Geográficos (GIS) para apoyar procesos de toma de decisiones en los cuales se necesita el uso intensivo de información georreferenciada para generar y evaluar el resultado de varios escenarios. Como se indicó antes, este tipo de datos es muchas veces incierto y basado en hipótesis. Como consecuencia, los procesos de toma de decisiones relacionados a temas geográficos incluye entre otras actividades, generar un conjunto grande de mapas diferentes, cada uno mostrando los resultados de aplicar hipótesis distintas con respecto a las opciones con criterios de evaluación múltiples. En geografía, estos mapas se denominan "suitability maps" [12].

En las secciones previas describimos un proceso precisamente para generar "suitability maps" con datos inciertos procedentes de varias fuentes. Para tomar ventaja de ese proceso, el tomador de decisiones debe tener la posibilidad de generarlos de una manera flexible y versátil. Haciendo una analogía con un usuario no necesariamente experto en computación consultando una base de datos utilizando instrucciones simples SQL para encontrar la información que busca, nosotros deberíamos proponer algo similar en el área bajo consideración. Es así como proponemos un Lenguaje de Generación de Escenarios (SGL) [13]. SGL se inspira precisamente en SQL, pero no está diseñado para consultar datos: está conceptualizado para generar un escenario basado en conocimiento experto, datos empíricos y modelos ambientales existentes. SGL incluye tres tipos de instrucciones: especificaciones de análisis, especificaciones de hipótesis y restricciones de modelos.

En la parte de especificaciones de análisis, el tomador de decisiones puede definir el tipo de visualización a ser generada, y aplicar ciertos fil-

tros básicos. Por ejemplo, para generar el mapa de certeza para la densidad de personas en un rango entre [2,4] personas/m² filtrando los resultados para tiendas con capacidad mayor a 20 y certeza mayor a 30%, el usuario debiera especificar lo siguiente en SGL:

```
"certainty-map @persons[2,4]
where @shops.capacity>20
and certainty>30%"
```

En la parte de especificación de hipótesis, el experto puede expresar su conocimiento usando el marco de referencia Dempster-Shafer. Por ejemplo, si el experto está buscando personas, entonces una hipótesis podría ser: "El rango dado de número de personas por metro cuadrado que están en cines con una certeza de 20%"; otra sería "el rango dado de personas/m² que están en escuelas o lugares de trabajo con una certeza de 30%"; y una tercera sería "el rango dado de personas/m² que están en tiendas con una certeza igual a la certeza de las coordenadas x,y". En la especificación de hipótesis, el experto puede formular varias hipótesis (como las anteriores), usando las reglas de combinación de Dempster-Shafer. Además, este escenario complejo lo puede definir el experto sin requerir conocimiento de GIS. Esta sería la declaración en SGL:

```
"hypothesis {@cinema}20%
{@school, @workplace}30%
{@shops}? at point(x,y) "
```

Finalmente, la declaración de restricciones del modelo está considerada para representar interacciones del mundo real entre los elementos de la fuente de datos. Por ejemplo, no se espera una alta densidad de personas dentro de un lago o en el mar. Por el contrario, esperamos una alta concentración de gente dentro de un estadio deportivo durante un partido. Este tipo de interacción complementa las declaraciones de comportamiento agregando reglas ambientales. Esta regla puede expresarse usando valores en un intervalo. Por ejemplo, si estamos generando un escenario para personas, agrega-

mos en el modelo una declaración de -100% para áreas de lago y +50% para áreas de estadio. Esto sirve para disminuir o aumentar el nivel de certeza en las correspondientes áreas:

```
"Model @stadium{50} @lake{-100}"
```

La declaración completa sería entonces:

```
"certainty-map @persons[2,4] where
@shps.capacity> 20 and certainty > 30%
Hypothesis {@cinema}20% {@school,
@workplace}30% {@shops}? at
Point(x,y) Model @stadium{50} @lake{-100}"
```

Los elementos del lenguaje SGL mostrados han sido diseñados para poder extenderse a la especificación de otros tipos de mapas que pudieran generarse (no sólo basados en certeza, sino también en creencia o plausibilidad). También es posible incorporar otros filtros, tales como la definición de polígonos donde el mapa debería mostrarse, y dependiendo del escenario y datos disponibles, especificar atributos temporales para los datos.

PROTOTIPO

Se desarrolló un prototipo para explorar la factibilidad de construir una herramienta de apoyo a la toma de decisiones basada en los conceptos anteriores: por una parte, combinar datos difusos o datos de varias fuentes con diferentes grados de certeza, y por otra, usar un lenguaje de comandos para generar mapas apropiados para ayudar al tomador de decisiones a analizar los resultados de aplicar varias hipótesis a un cierto escenario. La aplicación pide inicialmente al usuario definir un "proyecto", que consiste básicamente de un conjunto de objetos con los siguientes atributos:

- **Identificación**
- **Atributos de valor:** valor medio, función de distribución de probabilidad



(PDF) del valor medio, atributos de la PDF. Desviación típica.

- **Atributos espaciales:** representación geométrica discreta, función espacial difusa y sus atributos.
- **Atributos Dempster-Schafer:** peso, certeza, plausibilidad.

Después que los datos del proyecto se ingresan, el usuario puede comenzar a consultar al sistema y generar mapas. La **Figura 12** muestra la interfaz del sistema para realizar esta tarea. Al lado izquierdo se ingresan las consultas y al lado derecho se visualizan los resultados. Los comandos SGL se pueden ingresar de dos maneras, lo que facilita el uso tanto de principiantes como de expertos. Para principiantes, hay una interfaz tipo QBE (Query by Example); si se la utiliza, el usuario debe solamente selec-

cionar o digitar parámetros de una instrucción SGL, la que se genera cuando el usuario aprieta el botón "Evalueate". El sistema calcula el mapa y lo muestra. Este mapa puede ser almacenado y recuperado posteriormente. La aplicación puede mostrar al mismo tiempo un conjunto de mapas generados anteriormente, y de esta manera, permitir al usuario comparar resultados de varias hipótesis[15].

Los parámetros para los comandos SGL predefinidos para usuarios principiantes son:

- **Tipo de mapa:** mapa de certeza, mapa de creencias, mapa de plausibilidad (menú pull-down).
- **Elemento de evaluación:** un menú pull-down muestra todos los tipos de elementos que fueron cargados al sistema que son medibles. En nuestro ejem-

plo, usamos densidad de personas, y fue introducido en la clase "personas".

- **Rango:** valores para el elemento de evaluación que será considerado para el cálculo de certeza, creencia o plausibilidad. Deben digitarse los números para los límites inferior y superior.
- **Hipótesis:** actualmente hay una lista de lugares con características especiales disponible para todos los proyectos, y pueden ser seleccionados de un menú pull-down. Para cada uno, se puede especificar un valor porcentual para las hipótesis. Se pueden definir varias hipótesis.
- **Regla:** la misma lista de sitios especiales ofrecida para definir hipótesis se muestra aquí. La definición de la regla sigue la misma lógica que las hipótesis.

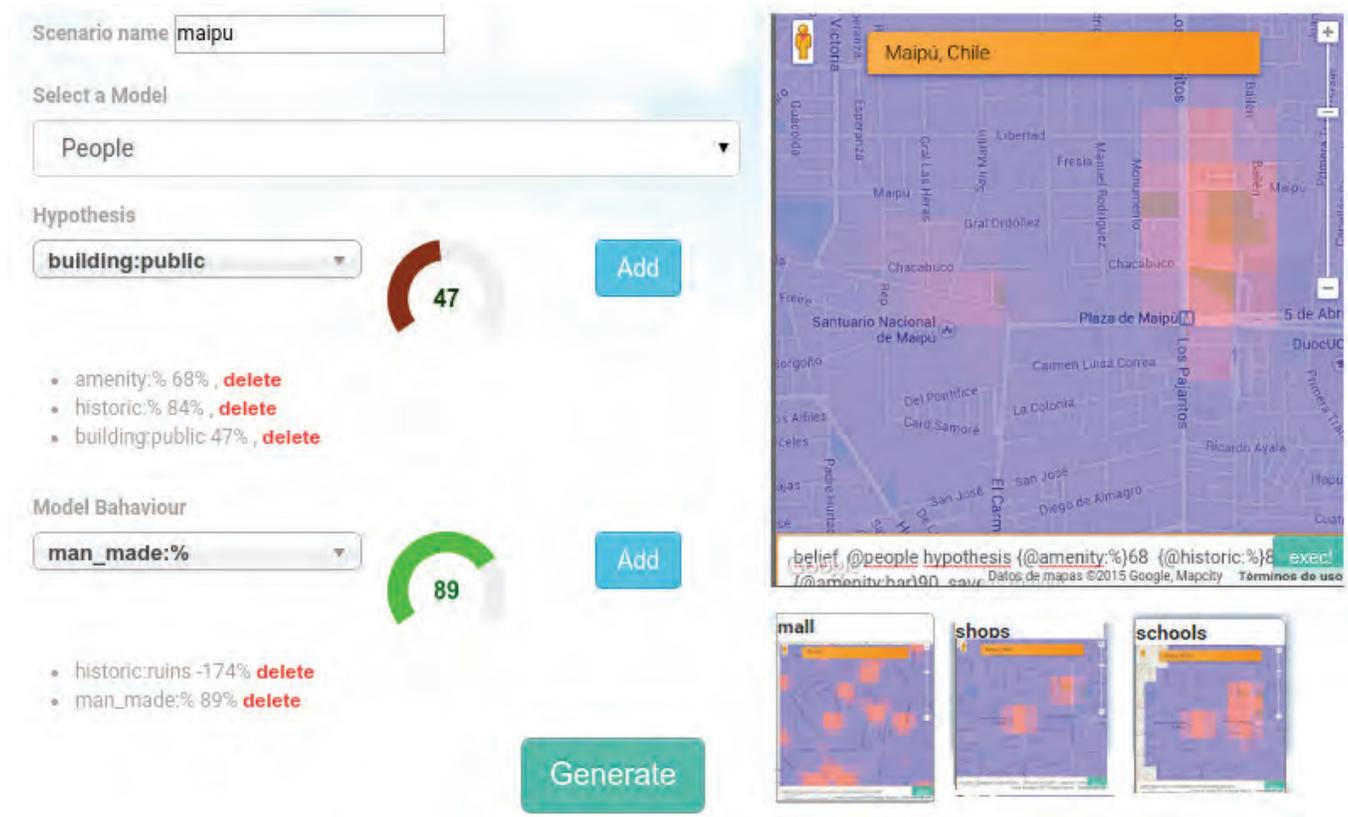


FIGURA 12. CAPTURA DE PANTALLA CON LA VISTA PRINCIPAL DE LA INTERFAZ DEL PROTOTIPO.

CONCLUSIONES

EL ENFOQUE PRESENTADO ES UNA OPCIÓN PARA ENFRENTAR UN PROBLEMA PRÁCTICO QUE TIENE EL USAR INFORMACIÓN GEORREFERENCIADA INCOMPLETA E INCONSISTENTE. ES POR CIERTO, UN ENFOQUE PROBABILÍSTICO; NO ES EL ÚNICO ENFOQUE POSIBLE, PERO ES UNO QUE PERMITE EL USO POR PERSONAS CON POCAS EXPERIENCIAS EN GIS O EN PROBABILIDADES. LA PRINCIPAL CONTRIBUCIÓN DE ESTE TRABAJO ES IMPLEMENTAR UNA HERRAMIENTA QUE PERMITE AL USUARIO EJECUTAR EL CICLO DE UNA TOMA DE DECISIÓN DE MANERA ÁGIL Y EFICIENTE, DÁNDOLE HERRAMIENTAS PARA GENERAR ESCENARIOS BASADOS EN HIPÓTESIS, VISUALIZARLOS, ANALIZARLOS, Y RÁPIDAMENTE CAMBIAR LAS HIPÓTESIS Y GENERAR NUEVOS ESCENARIOS, TODO ESTO PARA EL CASO DE LA TOMA DE DECISIONES ESPACIALES PARA LA CUAL SE TIENE INFORMACIÓN INCIERTA, INCOMPLETA Y PROVENIENTE DE VARIADAS FUENTES. PARA ELLO SE TUVO QUE EXTENDER LA TEORÍA DE DEMPSTER-SCHAFFER Y CREAR UN LENGUAJE PARA LA GENERACIÓN DE ESCENARIOS ESPACIALES, MECANISMOS QUE FUERON INTEGRADOS EN LA HERRAMIENTA DE SOFTWARE. ■

BIBLIOGRAFÍA

- [1] A. Morris, P. Jankowski, B. S. Bourgeois y F. E. Petry, «Decision Support Classification of Geospatial and Regular Objects Using Rough and Fuzzy Sets», *Uncertainty Approaches for Spatial Data Modeling and Processing*, Springer, 2010, pp. 3-8.
- [2] A. Morris, «A framework for modeling uncertainty in spatial databases», *Transactions in GIS*, vol. 7, N° 1, pp. 83-101, 2003.
- [3] L. J. Wood y S. Dragicevic, «GIS-based multicriteria evaluation and fuzzy sets to identify priority sites for marine protection», *Biodiversity and Conservation*, vol. 16, N° 9, pp. 2539-2558, 2007.
- [4] J. Frez, N. Baloian, J.A. Pino, G. Zurita, «Cooperative Work for Spatial Decision Making: an Emergencies Management Case», 20th CRIWG International Conference, Santiago, Chile, pp. 113-120, 2014.
- [5] L. T. Tran, R. V. O'Neill y E. R. Smith, «A watershed-based method for environmental vulnerability assessment with a case study of the Mid-Atlantic region», *Environmental Impact Assessment Review*, vol. 34, pp. 58-64, 2012.
- [6] M. H. Tangestani y F. Moore, «The use of Dempster-Shafer model and GIS in integration of geoscientific data for porphyry copper potential mapping, north of Shahr-e-Babak, Iran», *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 4, N° 1, pp. 65-74, 2002.
- [7] M. H. Tangestani, «The use of Dempster-Shafer model and GIS in integration of geoscientific data for porphyry copper potential mapping, north of Shahr-e-Babak, Iran», *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2002.
- [8] G. Shafer, *A mathematical theory of evidence*, vol. 1, Princeton University press Princeton, 1976.
- [9] R. R. Yager, «On the Dempster-Shafer framework and new combination rules», *Information sciences*, vol. 41, N° 2, pp. 93-137, 1987.
- [10] N.W. Park, «Application of Dempster-Shafer theory of evidence to GIS-based landslide susceptibility analysis», *Environmental Earth Sciences*, vol. 62, N° 2, pp. 367-376, 2011.
- [11] J. Frez, N. Baloian y G. Zurita, «Getting serious about integrating decision support mechanisms into Geographic Information Systems», *Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, 2013.
- [12] G. De Tré, J. Dujmovic y N. Van de Weghé, «Supporting spatial decision making by means of suitability maps», *Uncertainty Approaches for Spatial Data Modeling and Processing*, Springer, 2010, pp. 9-27.
- [13] J. Frez, N. Baloian, G. Zurita, J.A. Pino, «Dealing with Incomplete and Uncertain Context Data in Geographic Information Systems», 18th International Conference on Computer-Supported Cooperative Work in Design, Hsinchu, Taiwán, pp. 129-134, 2013 (Best Paper Award).
- [14] J. M. Merigó y M. Casanovas, «Induced aggregation operators in decision making with the Dempster-Shafer belief structure», *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 24, N° 8, pp. 934-954, 2009.
- [15] E. Binaghi, L. Luzi, P. Madella, F. Pergalani y A. Rampini, «Slope instability zonation: a comparison between certainty factor and fuzzy Dempster-Shafer approaches», *Natural hazards*, vol. 17, N° 1, pp. 77-97, 1998.