



IA y Seguros en la Gestión de Emergencias

José Ramón Peribáñez Recio

Dr. Ingeniero de Montes. Inspector Cuerpo de Bomberos Comunidad de Madrid

Eugenio Martínez Falero

Catedrático Universidad Politécnica de Madrid

Madrid 22 de abril de 2019

ENFOQUES PARA LA GESTION DE EMERGENCIAS

Enfoque actuarial

- Las Naciones Unidas valoran en \$306000 millones las pérdidas materiales (en vivienda, infraestructuras, ...) causadas por catástrofes naturales en 2017 (solo 42,7% está asegurado)
- Banco Mundial un 60% superiores a las de la ONU porque incluyen la pérdida de bienestar: gastos en alimentación, educación, salud, etc., que ya no pueden permitirse los que han perdido casi todo.

Generales para emergencias

En España (y otros países Sur Europa) **sistemas muy garantistas**, respaldado por los presupuestos generales del estado que se activan en el momento de la catástrofe (declaración de zona catastrófica).

Pero **atienden a las pérdidas directas**, no a la recuperación

Específico para Incendios forestales

Sistemas generales para emergencias

Sistemas que se cobran a los propietarios (que no siempre se benefician de su propiedad)

- Son los habituales en el Norte y Centro de Europa. En España: Agroseguro a nivel nacional y FIACT en Cataluña (en total solo cubren el 20% de la superficie de los montes españoles)

Bonos de catástrofes

- Productos financieros cuyos flujos, cupones y principal, están condicionados a la ocurrencia de un determinado suceso de naturaleza catastrófica establecido en la emisión.
- En compensación por la incertidumbre los inversores reciben unas rentabilidades muy superiores a otro tipo de bonos con un rating de crédito similar, por reducir el riesgo a través diversificación.

Enfoque Tecnológico

La **tecnología**, más allá de la producción de herramientas para controlar el entorno y del hecho de que el producto resultante debe superar a la unión de las partes que lo conforman, incluye la codificación del conocimiento utilizado en la fabricación, y una progresiva sofisticación de los útiles (es decir, una progresiva innovación). Por tanto, la tecnología supone generación y difusión de conocimiento.



Tecnología: NO ES UN OBSERVATORIO
para generar conocimiento



Tecnología: PUENTE entre el conocimiento y la satisfacción de necesidades

La **computación** entendida como la capacidad para recordar y solucionar problemas participa también de la codificación de conocimiento (por la capacidad de recordar) y es aplicación de conocimiento en la solución de problemas.

Ambos procesos son las características principales de la evolución de los seres humanos y, hasta el momento, prácticamente solo están presentes en nuestra especie.

Enfoque Tecnológico

Es evidente que históricamente ha habido avances tecnológicos en la lucha contra las emergencias (predicciones climáticas y adaptación al clima, cuerpos de bomberos en la ciudades de la antigüedad, bombas y tornillos sin fin, cimientos y construcciones en piedra y ladrillo, hospitales, planificación urbanística, ...)

Una importante alineación y sistematización de esfuerzos se produjo a partir de la unificación del concepto de riesgo realizada por la UNDRO (*United Nations Disaster Relief Organization*), que adoptó la definición de riesgo formulada por Varnes (1984):

$$R_i = P_i * E_i * V_i$$

Donde R es el riesgo, P la peligrosidad, E la exposición y V la vulnerabilidad

(la expresión final del riesgo es un sumatorio sobre los riesgos específicos y sobre los bienes afectados, de ahí el subíndice i).

Existe consenso cualitativo sobre medida del riesgo a nivel global, pero no respecto a su cuantificación.

Para la cuantificación se utiliza el conocimiento de expertos y se promulgación de normas técnicas que los cuantifican (de las que la normativa sismo-resistente es, sin duda, el mejor ejemplo -ver Martín, 2002-), pero ambas soluciones requieren de juicios o de acuerdos subjetivos que no son aceptados por todos.

No obstante se producen constantemente avances tecnológicos para reducir (P, E y V) ...

Aplicación de técnicas desarrolladas para el análisis del riesgo financiero.

Valor en Riesgo (VaR), del inglés *Value at Risk*) que determina la pérdida máxima que, dado un nivel de confianza ($1 - \alpha$) -al 95% o al 99%- , puede experimentar un sistema dentro de un horizonte temporal.

- Trabaja con riesgos de sucesos raros (pero este riesgo no es cuantificable)
- Se centra en riesgos del centro de la distribución
- Ha sido un incentivo para tomar riesgos excesivos pero remotos.
- Requiere que todo se distribuye como una distribución normal multivariante
- No es una medida de riesgo coherente ya que el *VaR* de una cartera combinada puede ser mayor que el *VaR* de sus componentes.

Una alternativa coherente y más sensible a la forma de la cola de la distribución de pérdidas es el **Valor Condicional en Riesgo (CVaR)**, que se define como la media de las pérdidas para los casos en que la pérdida excede el valor del *VaR*. De acuerdo con Panjer (2006), el *CVaR* de X (variable aleatoria que representa la pérdida) a un nivel de confianza del $(1-p)^{*}100\%$ es:

$$CVaR_p(X) = E[X/X > x_p] = \frac{\int_{x_p}^{\infty} x dF(x)}{1 - F(x_p)}$$

donde $F(x)$ es la función de distribución acumulada de X y x_p es igual a VaR_p .

- El *CVaR* se puede cuantificar con un enfoque bayesiano (Martínez Sánchez y Venegas Martínez, 2013) lo que permite superar su dependencia del modelo gaussiano e incorporar el conocimiento de expertos
- Sin cuestionar que el *CVaR* bayesiano podría tener su aplicación en la estimación del riesgo de mercado, los riesgos naturales no responden al razonamiento inductivo que define al enfoque bayesiano.

LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL PARA LA GESTIÓN DE EMERGENCIAS

Como en muchos otros campos, los últimos avances proceden de la aplicación de la Inteligencia Artificial.

Si se preguntara a los ciudadanos por estas técnicas, seguramente la mayoría supondrá un futuro como el que se presenta en este video

[VIDEO](#)

Pero la IA prefiere se basa más en una gestión distribuida que centralizada y se enfoca a obtener mejoras incrementales en las diferentes fases de la emergencia.

Consideraciones generales para la aplicación de la IA

Es necesario comprender que la interdependencia entre datos y algoritmos es crítica. Los algoritmos para la gestión de emergencias no son inteligentes *per se*: aprenden inductivamente analizando los datos de la organización (Ransbotham, Kiron, Gerbert y Reeves, 2017). En consecuencia, es indispensable entrenar a los algoritmos en los datos que se precisen en cada situación.

El entrenamiento de algoritmos va más allá de las decisiones entre compra y desarrollo propio de tecnología. Independientemente de que algunas tareas se puedan externalizar y de que los algoritmos se puedan comprar, es necesario incorporar a la organización personas capaces de comprender cómo se han construido los algoritmos, cómo hay que recopilar e integrar los datos necesarios para el entrenamiento de los algoritmos en esos datos y cómo supervisar este entrenamiento.

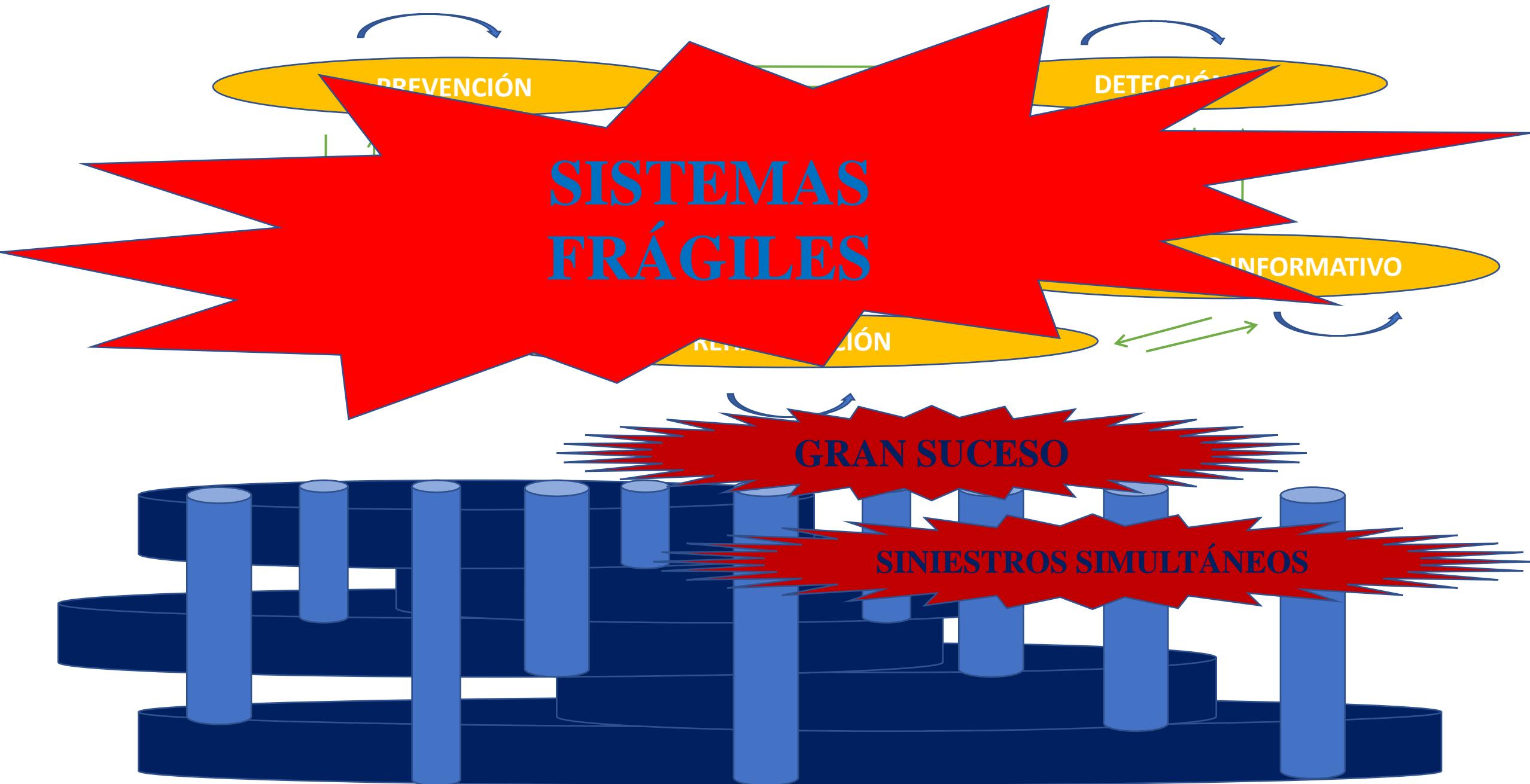
Pero *los algoritmos no funcionan sin buenos datos*; de hecho, la recopilación y la preparación de datos son actividades capitales en toda organización, aunque laboriosas. En realidad, todos los sistemas actuales de gestión requieren una estructura de información sólida que facilite el acceso a los datos pertinentes. Los datos externos se pueden comprar o conseguir mediante alianzas con otras organizaciones (empresas de medios, de telecomunicaciones, etc.), pero son los datos propios de cada organización los que marcan las ventajas competitivas (especialmente, los datos referentes al historial de las decisiones tomadas y la información de cómo actúan los individuos empoderados en sus decisiones).

La gestión de emergencias se trata del proceso en que la coordinación surge de las interacciones entre los miembros de una organización. La autoorganización potencia la aparición de fenómenos emergentes (soluciones diferentes a la mera agregación que hace que el todo sea más que la suma de sus partes).

En lugar de eliminar la aleatoriedad de la vida, la autoorganización facilita que cada persona revise sus decisiones a cada paso en el proceso dinámico de prueba y error que conforma toda actuación personal. En realidad, el elemento aleatorio no lo es tanto, porque cada fallo detiene una línea de actuación e imposibilita cometer errores mayores en el futuro en esa dirección. Incluso cuando una persona toma una decisión que le perjudica irreversiblemente, su error favorece a toda la comunidad cuando los demás aprenden de él (esto sucede en la evolución natural, pero también con la tecnología y la computación).

Pero más que avances generales, cabe esperar de la IA avances incrementales que afecten a cada una de las partes de todo el ciclo de las emergencias que se define y que se considera que debe ser estudiado en su totalidad:

SISTEMAS FRÁGILES



BIG DATA

SISTEMAS ADAPTATIVOS ROBUSTOS

INTELIGENCIA
ARTIFICIAL

Optimización
Matemática
Indicador

EVENCION

INTELIGENCIA
ARTIFICIAL

DETECCION

INTELIGENCIA
ARTIFICIAL

Optimización
Matemática
Indicador

INTELIGENCIA
ARTIFICIAL

GRAN SUceso

SINIESTROS SIMULTÁNEOS 1º

ÍNDICE COLAPSO

SEGUNDO PERIODO TIEMPO
PRIMER PERIODO TIEMPO

INDICADOR 1º

Aplicaciones de IA a diferentes etapas del ciclo de la emergencia.

ROBÓTICA
(detección,
extinción, etc.)

SANITARIO
(diagnósticos
previos)

**OPTIMIZADORES
DE ESTRATEGIAS,
TÁCTICAS, ETC**

EFFECTOS PROPAGACIÓN
(radiación nuclear, nubes tóxicas,
inundaciones, terremotos, incendios
forestales, etc.)

**LOCALIZACIÓN
VÍCTIMAS**

**ANÁLISIS
LLAMADAS
CENTROS
112**

**EVACUACIONES
CONTROLADAS**

**ANÁLISIS
ESTRUCTURAS EN
PELIGRO**

**SEGUIMIENTO
INTERVENCIONES EN
REDES SOCIALES**

Desarrollos aplicables a la planificación del combate de emergencias

Simulaciones del combate (PiROMACOS)

Objetivo de la gestión de una catástrofe natural (incendio forestal): Asignación espacio-temporal de recursos de extinción para minimizar la superficie quemada (o el valor de lo quemado) en el combate de incendios forestales*.

Este problema posee un número soluciones potenciales muy elevado y no es operativo generar todas las alternativas de solución diferentes y evaluar cada una de ellas con objeto de elegir la mejor. A título de ejemplo:

Variables propias en cada catástrofe <small>(se deben introducir para cada incendio y, en algunos casos, realimentar durante todo el tiempo de gestión del mismo)</small>	Variables controlables <small>(conocidas a priori)</small>
<ul style="list-style-type: none">• Velocidad y dirección del viento.• Humedad relativa del combustible muerto: depende de la hora del día en que comienza el incendio, de la humedad relativa del aire, de la temperatura y la altitud• Humedad relativa del combustible vivo.• El rendimiento unitario de cada tipo de recurso de combate.• El momento en que los recursos llegan al fuego.	<ul style="list-style-type: none">• Tipo y número de recursos disponibles• Asignación inicial de los recursos de combate (antes del inicio del incendio)• Tipo de combustible• Geomorfología y accesibilidad.

Alternativamente se puede determinar la mejor alternativa incorporando el factor riesgo de la decisión: se considera como solución aquella con mayor probabilidad de mejor de ser la que mejor se ajusta a las preferencias del centro de control y se determina la solución que tiene mayor probabilidad de ajustarse a las prioridades del centro de control

Para eso se ha desarrollado un procedimiento que consta de 3 pasos:

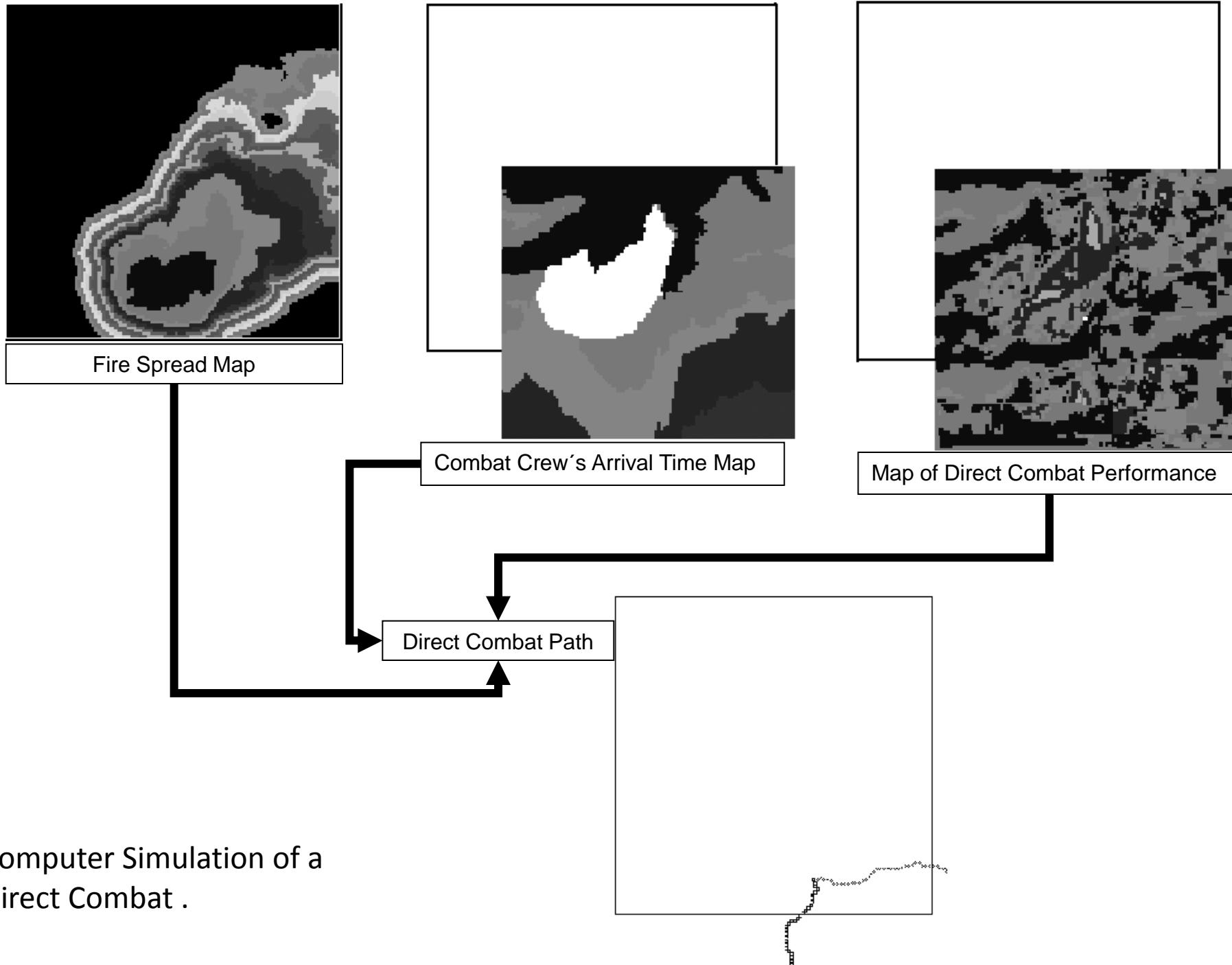
Paso 1. Predecir la superficie (y/o el valor) de lo quemado al activar cualquier plan de combate.

Paso 2. Transformar el valor que, para cada alternativa de gestión, refleja las preferencias del centro de control, en una medida de la probabilidad de que esa alternativa satisfaga las preferencias del centro de control (a mayor valor, mayor probabilidad de adaptarse a las preferencias de cualquier usuario y viceversa).

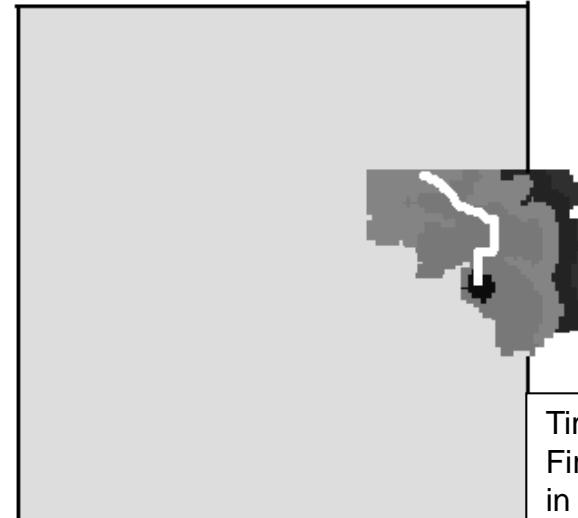
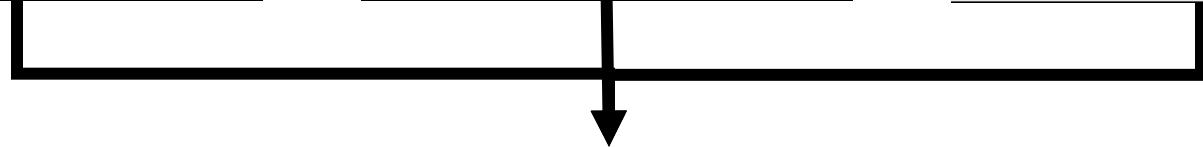
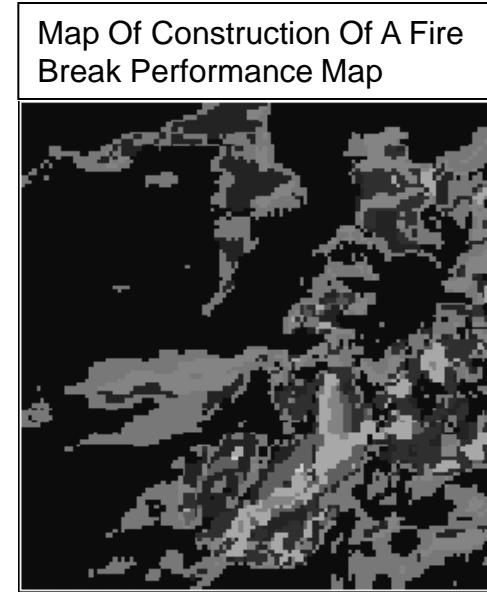
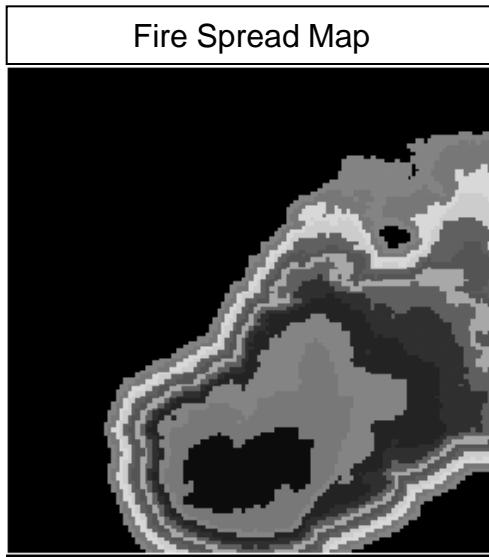
Paso 3. Aplicar algoritmos de optimización combinatoria para determinar el plan de gestión con mayor probabilidad de minimizar la superficie y/o el valor de los quemados

Paso 1

A través de simulaciones informáticas es posible determinar el tiempo de llegada de cualquier recurso de extinción a cualquier punto del territorio; modelizar la expansión de incendio y determinar la actuación de los recursos de extinción. Todo ello permite predecir la superficie (y el valor) de lo quemado ante un plan de combate.



Paso 1



Computer Simulation
of an Indirect Combat.

Paso 2

Sea Ω el conjunto de todas las posibles alternativas (w) y sea X el campo aleatorio que representa la ocurrencia de las posibles alternativas. Este campo está constituido por variables aleatorias dependientes X_t ($t \in C \subset \mathbb{N}$), que pueden tomar un número discreto de hasta L valores diferentes en cada sub-índice t . Si, simultáneamente, ocurre que:

a. $P(X = w) > 0$ y

b. $\forall s \in C \Rightarrow P[X_s = x_s / X_r = x_r, s \neq r] = P[X_s = x_s / X_t = x_t, t \in v(s)]$, donde $v(s)$ es el conjunto de sub-índices vecinos de s .

entonces X es un Campo Aleatorio Markoviano (CAM) y la ley que define la probabilidad de que una alternativa es la mejor sigue la distribución de Gibbs (Kinderman y Snell, 1980):

$$P(X = w) = [1/Z]e^{-U(w)/T}$$

donde $-U(w)$ es la utilidad (el valor) que el individuo considerado asigna a la alternativa w -y que se deduce de su sistema de preferencias-; T es una constante y Z es una constante de normalización: $Z = \sum_{w \in \Omega} e^{-U(w)/T}$. Sobre esta distribución es posible construir un proceso de muestreo -enfriamiento simulado- (ver, por ejemplo, Geman y Geman, 1980 y los ya citados Kirkpatrick et al y Cerny; si bien los primeros trabajos se retrotraen a Pincus, 1968 y 1970) que converge más rápidamente a la alternativa con mayor probabilidad de ser la mejor (w^*) que otros sistemas convencionales de muestreo (Monte-Carlo).

En todo caso, el enfriamiento simulado, sigue requiriendo un elevado número de cálculos que ralentiza la obtención de soluciones *on-line*. Para solventar este problema se ha adoptado dos simplificaciones:

- 1) En primer lugar la utilización del Modelo Condicional Iterativo (Besag, 1986) o ICM (del inglés *Iterated Conditional Method*). Como en el modelo original, el ICM visita todos los subíndices del campo aleatorio ($t \in C \subset \mathbb{N}$) y calcula:

$$P[X_i = s / X_j = r, s \neq r] = (1/Z_s) \exp \{-U(X_i = s) / T\}$$

donde $-U(X_i = s)$ es la utilidad que, para el centro de control, tiene asignar el valor s a la variable X_i , lo que no solo depende del valor en X_i sino del valor en sus variables vecinas. Sin embargo, a diferencia del enfriamiento simulado, la nueva alternativa muestreada no consiste en cambiar en la original solo el valor de la variable que induce un mayor incremento de utilidad, sino que está formada por un cambio sincronizado de todas las variables a los valores que maximizan la utilidad en cada una de ellas. Este proceso se repite en cada paso de la optimización. El ICM también converge la alternativa con mayor probabilidad de ser la mejor. Sin embargo, en lugar de presentar un proceso de convergencia monótono avanza en saltos que pueden generar soluciones intermedias con baja probabilidad de ser la mejor alternativa.

- 2) Una segunda simplificación se aplica al cálculo de la utilidad en la expresión anterior según Azencott, (1987). Así:

$$U(w) = \sum_{i=1, \dots, C} \sum_{j=1, \dots, L} \mathbf{1}_{X_i=j} U(X_i=j) - \beta V(w)$$

donde:

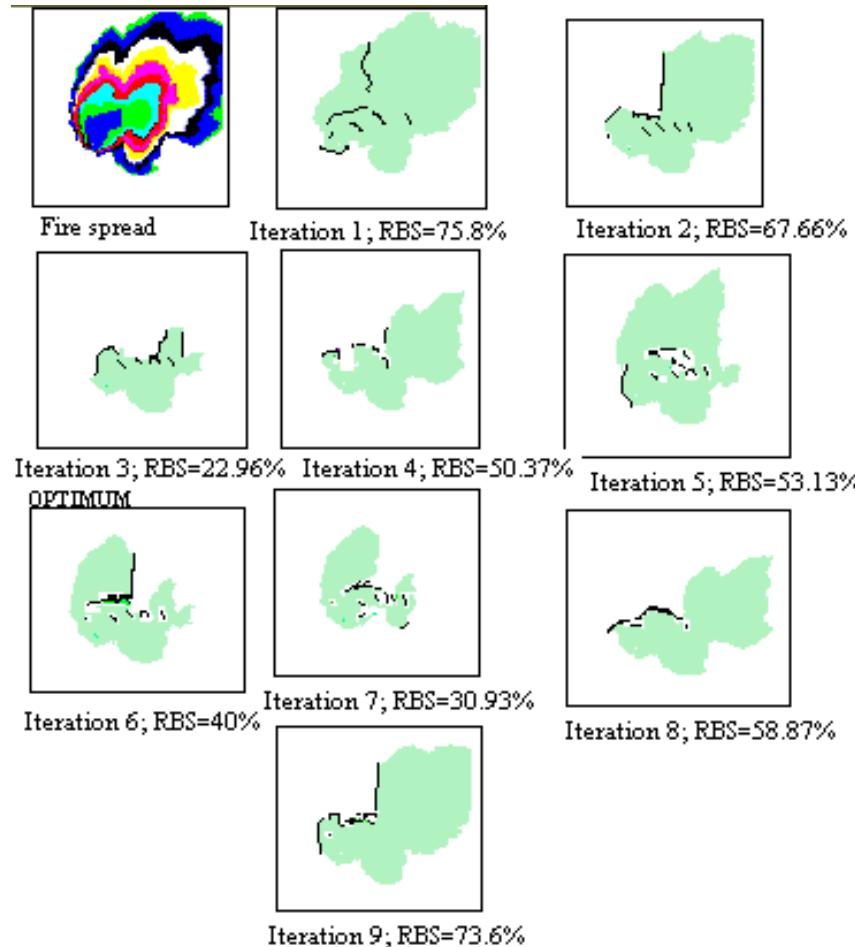
$\mathbf{1}_{\text{condición}}$ es la función indicadora: vale 1 si ocurre lo expresado en el subíndice y 0 en caso contrario.

$-U(X_i=j)$ es la utilidad que, para el individuo para el que se calcula la mejor alternativa, tiene asignar el valor j a la variable X_i , lo que no solo depende del valor en X_i sino del valor en sus variables vecinas.

C es el total de variables en X y L el número de posibles valores que pueden tomar estas variables.

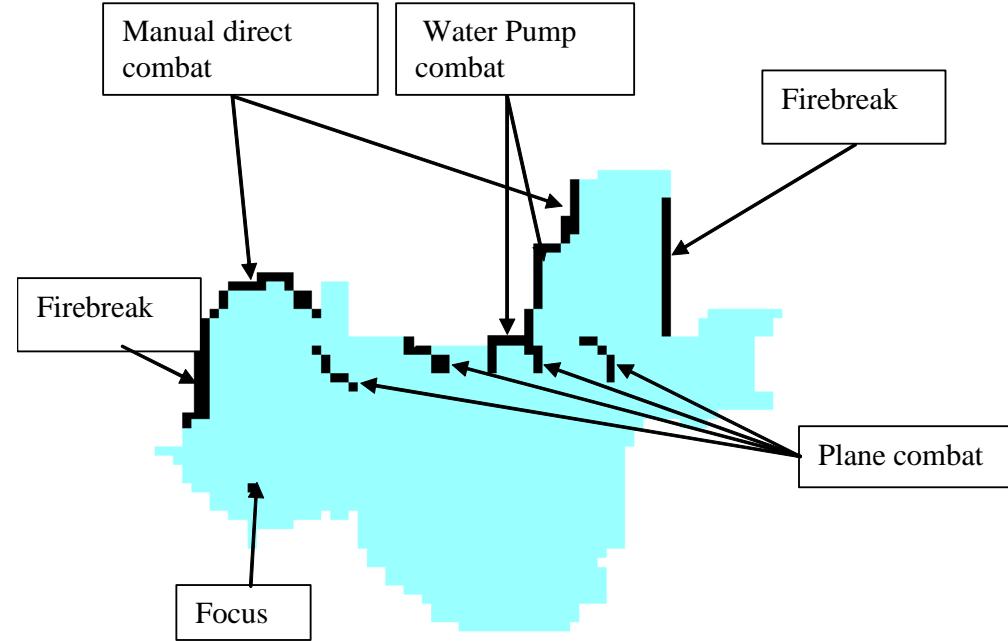
β es un parámetro y $V(w)$ es el término de regularización: $V(w) = \sum_{i=1, \dots, C} \sum_{j \in v(i)} \sum_{k=1, \dots, L} \mathbf{1}_{X_i=X_j} \mathbf{1}_{X_j=k}$, donde $v(i)$ es el conjunto de variables aleatorias vecinas de X_i .

Paso 3



Results in the optimization iterative process. The surface can be seen with the combats performed by the resources. The best combat alternative is reached in the third iteration.

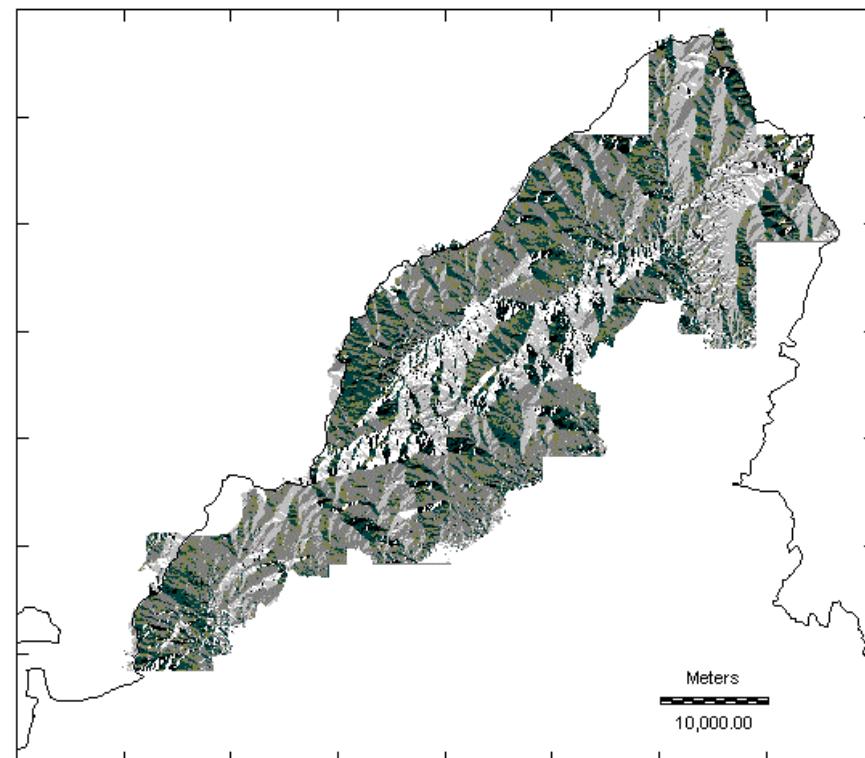
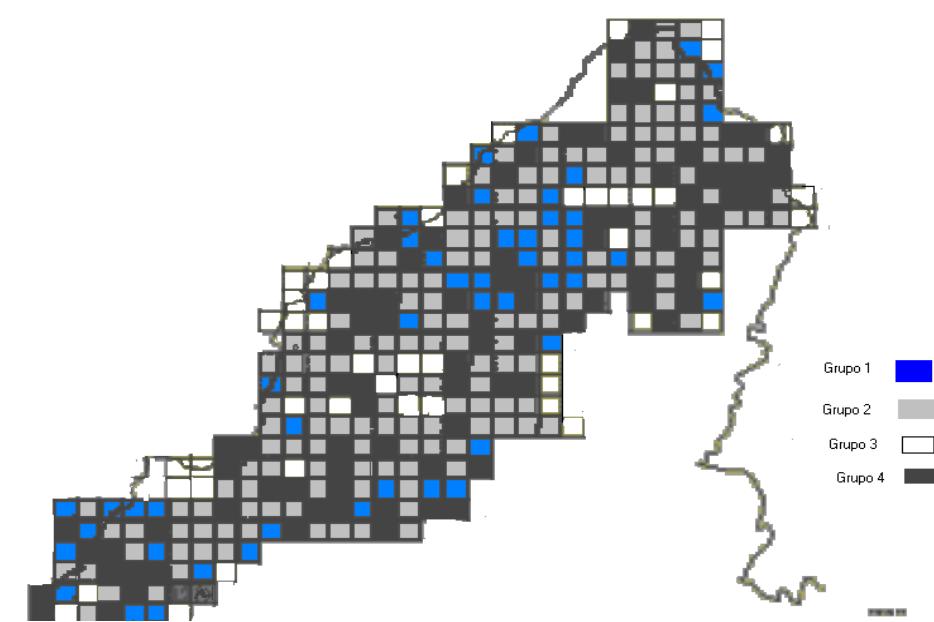
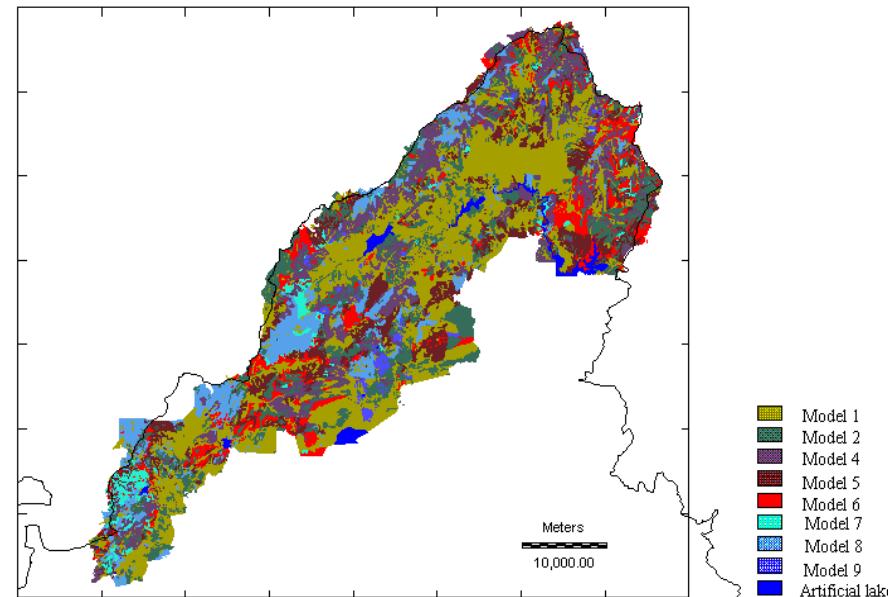
Detail of the result of an iteration of the optimization process. The direct and indirect combats performed by the resources are marked.



Paso 3

Los métodos clásicos son aplicables para la planificación de la gestión de la catástrofe. Presentan inconvenientes en la gestión on-line.

- Los métodos disponibles, similares al comentado, proporcionan las mejores soluciones promedio (métodos bayesianos). Además, requieren de actualizaciones constantes de datos que no siempre se pueden asegurar
- En simulaciones basadas en los métodos clásicos se apoyan en la actualidad los métodos de planificación de emergencias



Study Area: Fuel map of the study area, at the top of the figure, and territory digital model, at the bottom.

And Classification of the territory according to the consequences of wildfires. In white, the areas of the highest losses where an efficient work of the available resources could not extinguish the fire (group 3). In black the areas where all the resources must combat to control the fire (group 4). In grey, the areas with the least losses (groups 1 and 2).

Asignación de recursos de extinción

(Índices de Colapso y de Respuesta Operativa)

Colapso aquella situación temporal en la que se activan, dentro del Catálogo de Recursos Movilizables disponible, un alto número de efectivos y además estos están actuando durante un periodo de tiempo significativo que genera una alta probabilidad de tener que dejar siniestros a la espera de poder ser atendidos con los efectivos adecuados y por ello una mayor probabilidad de bloqueo de la organización.

Para reflejar esta situación se ha tenido en cuenta cualquier situación en la que un recurso está siempre ocupado en una intervención concreta pero no sólo mientras atiende el siniestro (**Duración del Servicio, DS**) sino también en el tiempo que transcurre desde que recibe el aviso hasta que llega a la intervención (**Tiempo de Llegada, t_{ll}**).

Con el objeto de analizar esta posible situación de colapso en una organización responsable de la gestión de medios ante una emergencia, se formula la siguiente expresión numérica del **Índice de Colapso**:

$$IC = IC_t + IC_{DS}$$

IC_t = (sumatorio de la duración de todos los tiempos de llegada de todos y cada uno de los intervinientes que actúan en un determinado siniestro)

$$IC_t = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m t_{i,j}$$

IC_{DS} = (sumatorio de la duración de todos los tiempos en los que todos y cada uno de los intervinientes actúan en un determinado siniestro)

$$IC_{DS} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m DS_{i,j}$$

Como valor equivalente pero en significado positivo en lo que se refiere a la capacidad de dar respuesta a cualquier siniestro o conjunto de siniestros se define el **Índice de Respuesta Operativo (%)** como $100 - IC (\%)$ que tal como su expresión indica refleja a mayores valores mejor capacidad de respuesta de una organización.

$$IRO = 100 - IC$$

Formulación del problema.

Sea Ω el conjunto de todas las posibles alternativas (w) y sea X el campo aleatorio que representa la ocurrencia de las posibles alternativas. Este campo está constituido por variables aleatorias dependientes X_t ($t \in C \subset \mathbb{N}$), que pueden tomar un número discreto de hasta L valores diferentes en cada sub-índice t . Si, simultáneamente, ocurre que:

- a. $P(X = w) > 0$ y
- b. $\forall s \in C \Rightarrow P [X_s = x_s / X_r = x_r, s \neq r] = P [X_s = x_s / X_t = x_t, t \in v(s)]$, donde $v(s)$ es el conjunto de sub-índices vecinos de s .

entonces X es un Campo Aleatorio Markoviano (CAM) y la ley que define la probabilidad de que una alternativa es la mejor sigue la distribución de Gibbs (Kinderman y Snell, 1980):

$$P(X = w) = [1/Z]e^{-U(w)/T}$$

donde $-U(w)$ es la utilidad (el valor) que el individuo considerado asigna a la alternativa w -y que se deduce de su sistema de preferencias-; T es una constante y Z es una constante de normalización: $Z = \sum_{w \in \Omega} e^{-U(w)/T}$.

Muestreador

Sea $P(w)$ la ley de probabilidad de que una alternativa (w) sea la mejor de las pertenecientes al conjunto Ω . Con objeto de seleccionar la alternativa con mayor probabilidad de ser la mejor (w^*) se define una nueva ley de probabilidad: $P_\lambda(w) = P_\lambda(w)^\lambda / \sum_{w \in \Omega} P_\lambda(w_i)^\lambda$. Si $\lambda \rightarrow \infty$, la distribución de $P_\lambda(w)$ tiende a concentrarse sobre el valor de w con mayor probabilidad (w^*). Por tanto, si se muestrea sobre $P_\lambda(w)$, con λ grande, nos encontraremos -con alta probabilidad- muy cerca de w^* .

Al muestrear aleatoriamente sobre la ley de probabilidades $P_1(w)$ -para $\lambda=1$ -, se obtiene una alternativa (w_1), su ocurrencia modificará la ley de probabilidad con en el siguiente valor de λ ($\lambda=2$) que, según el teorema de Bayes, permite calcular la distribución a posteriori:

$$P_2[w / w_1] \propto \text{Verosimilitud}(w, w_1) \times P_1(w)$$

Si se sustituye λ por $1/T$ y se adopta como distribución a priori la distribución de Gibbs, con una función de energía $U(w)$, entonces la distribución a posteriori también será una distribución de Gibbs con función de energía $U^P(w)$:

$$U^P(w) = U(w) + g \{\|U(w)-U(w^*)\|\}$$

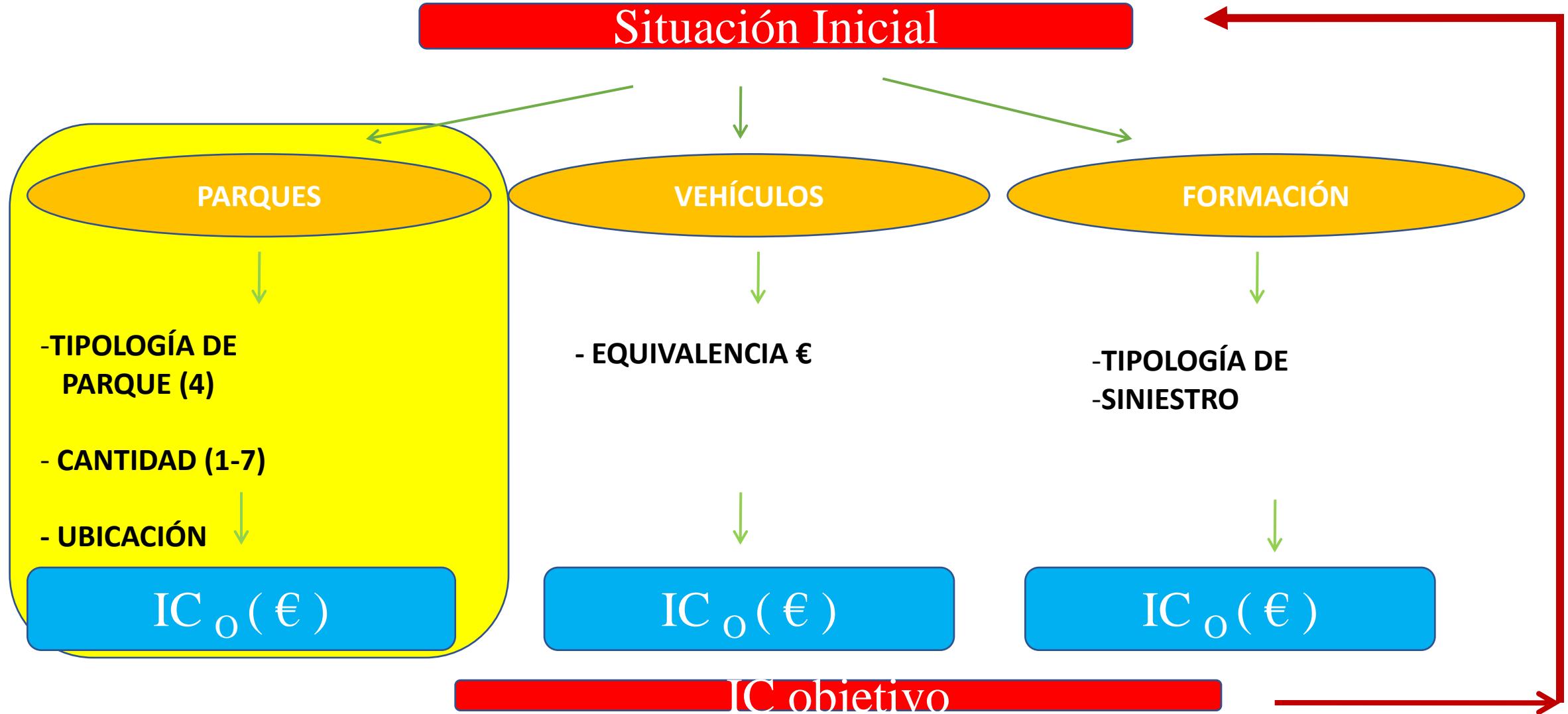
y $\lambda \rightarrow \infty$ significa la disminución de T hasta 0. Entre otros, Mitra et al (1986), han demostrado que cambios en T proporcionales a $1/\ln n$ (n es número de muestras realizadas hasta el estado analizado) son suficientes para asegurar la convergencia al óptimo.

Operacionalmente, el proceso anterior supone elegir un valor T_1 y obtener una muestra (w_1) de la distribución $[1/Z] \exp\{-U(w)/T_1\}$. A continuación se disminuye la temperatura en una cantidad proporcional a $1/\ln 2$ (T_2) y se obtiene una segunda realización muestral de la distribución $[1/Z_2] \exp\{-U^2(w)/T_2\}$. Este proceso se repite hasta obtener la n -ésima muestra con una temperatura:

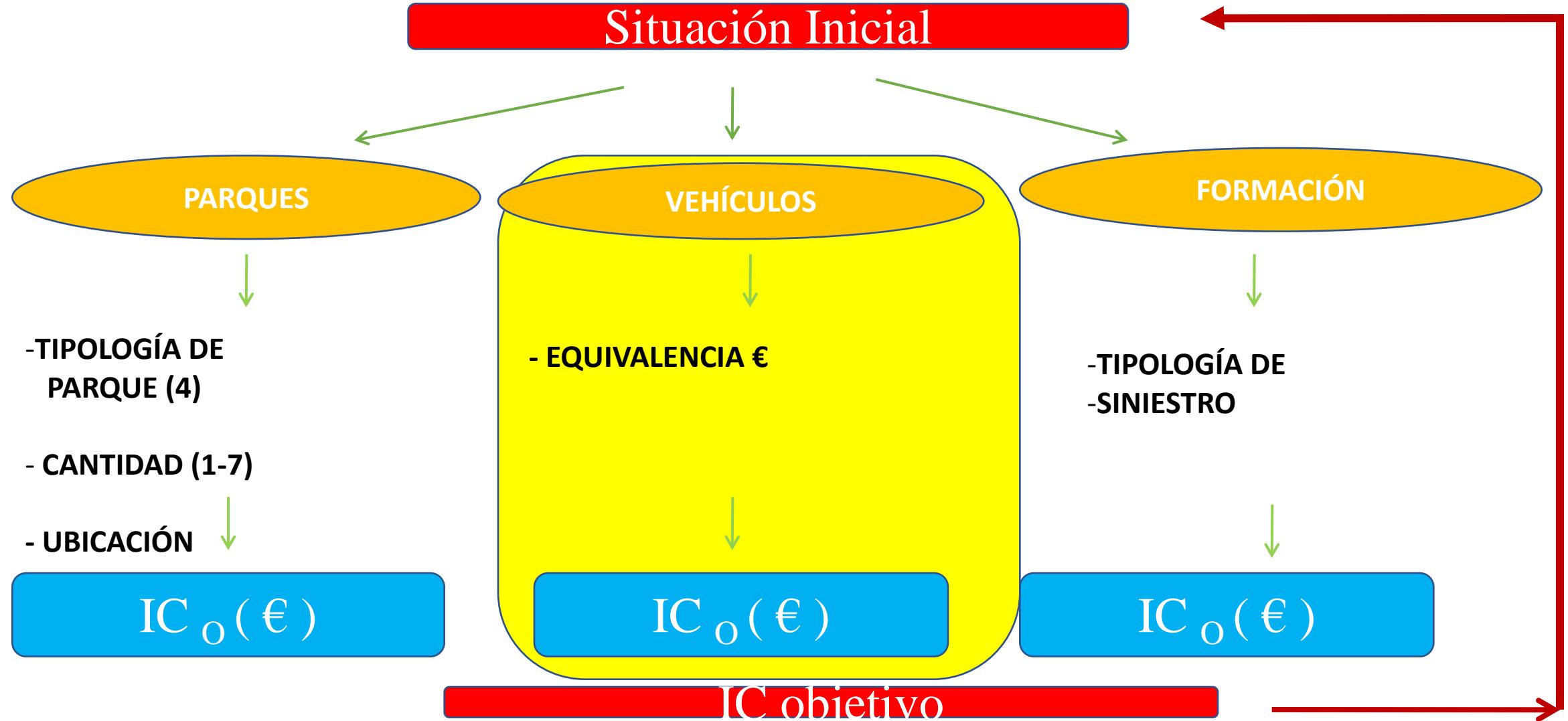
$$T_n = k T_1 / \ln n = k_b T_{n-1}.$$

La aplicación directa del proceso anterior supone que siempre se cambia hacia alternativas con mayor probabilidad de ser las mejores. Por tanto, el proceso se detendrá cuando se alcance un óptimo local. Para solucionar este problema se incorpora un mecanismo de relajación estocástica que permite saltos aleatorios a estados de menor probabilidad.

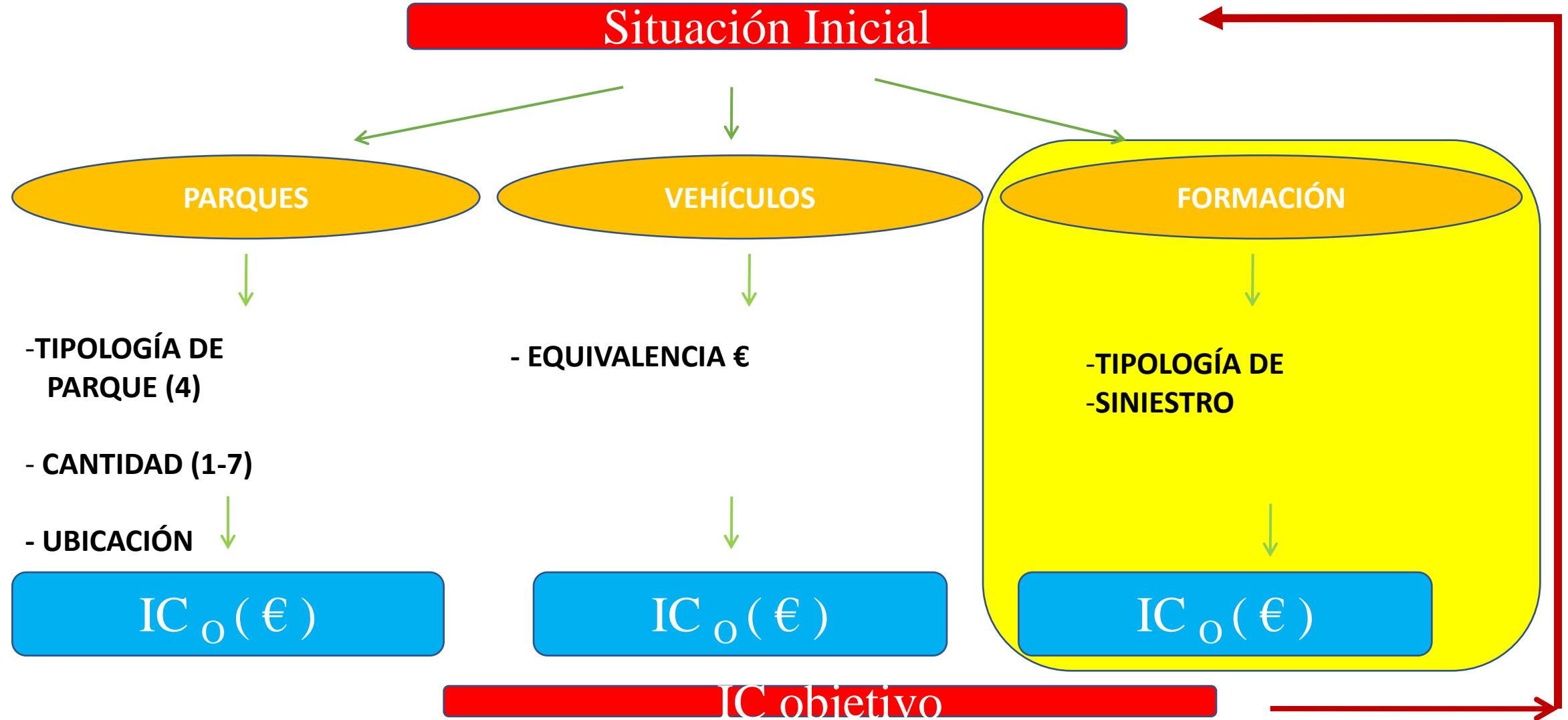
$$IC = IC_t + IC_{DS}$$



$$IC = IC_t + IC_{DS}$$

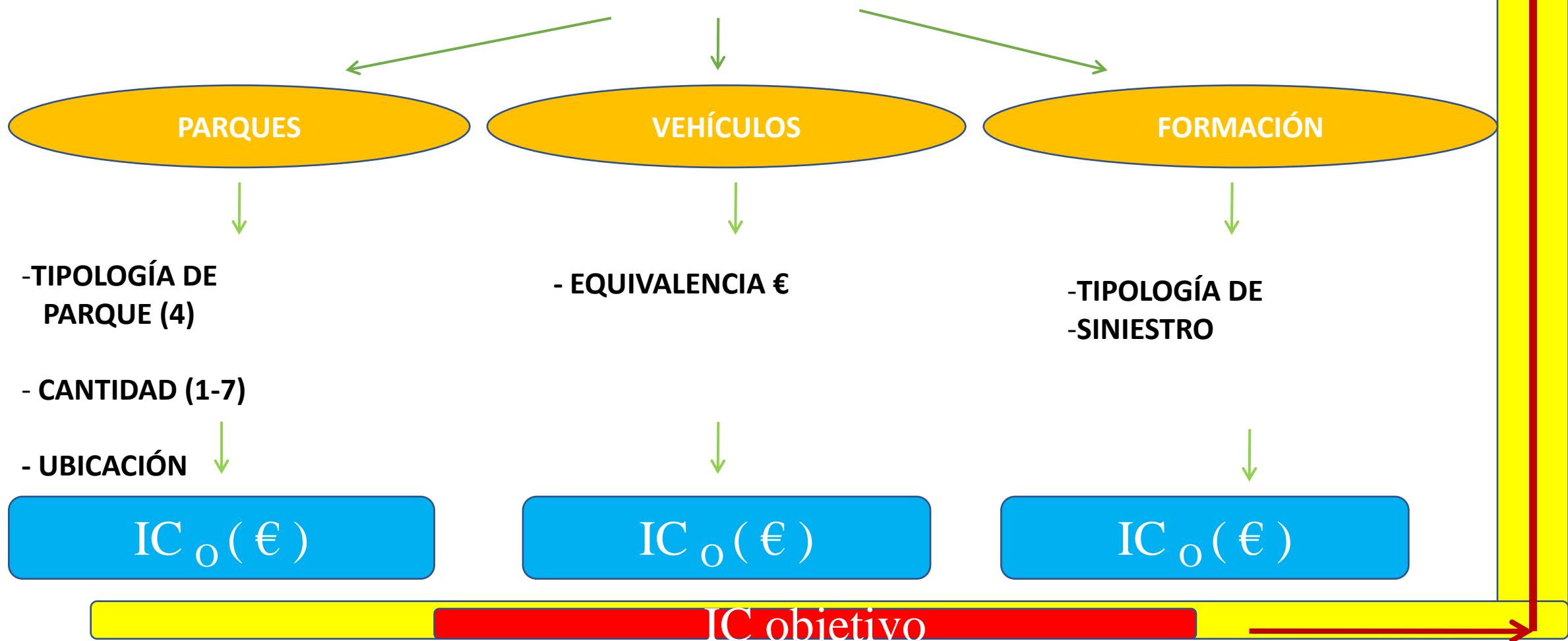


$$IC = IC_t + IC_{DS}$$



$$IC = IC_t + IC_{DS}$$

Situación Inicial



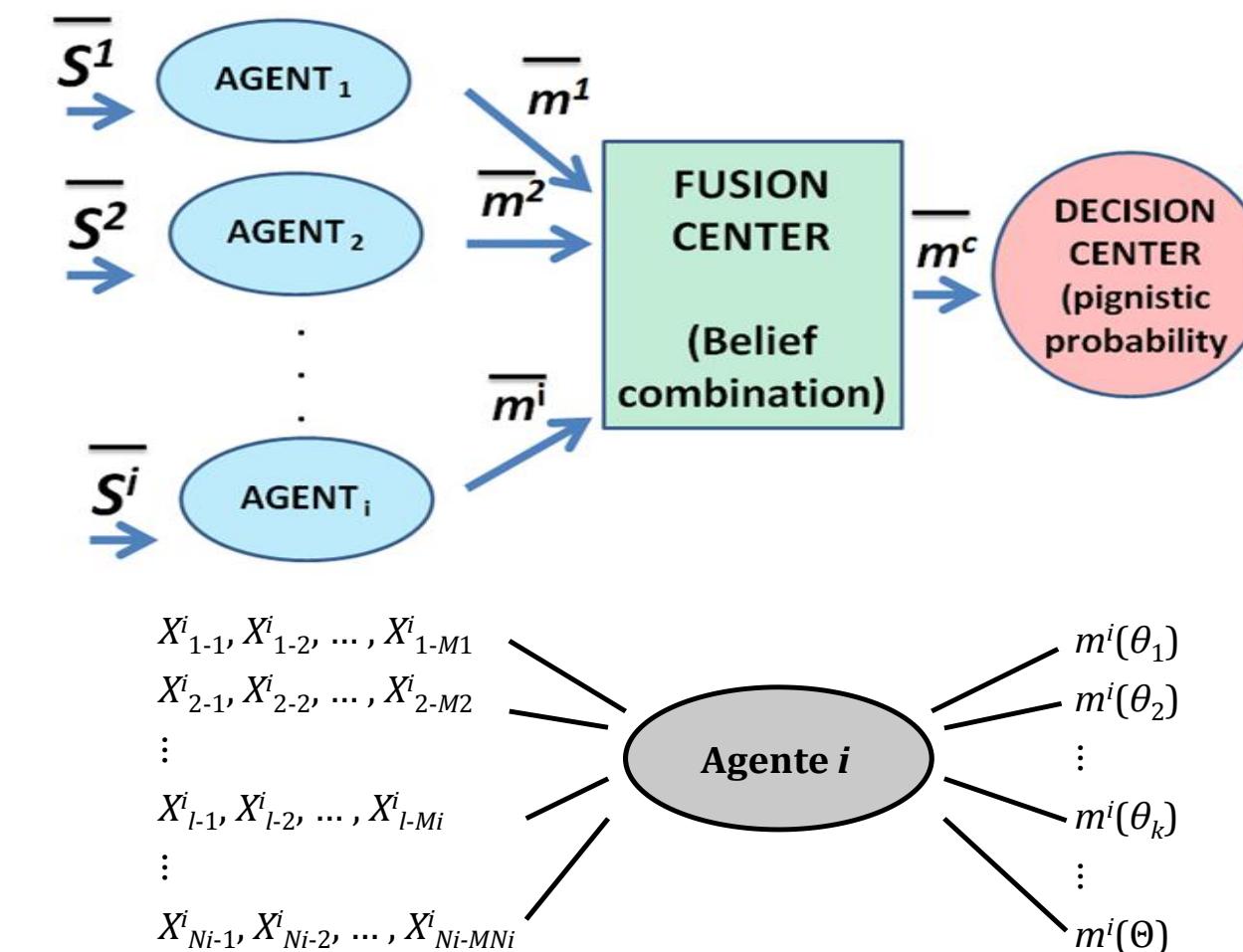


IC	Variación IC	Repercusión Económica	Umbral
2641,35 (26,41)	0		10.000
2212,94 (22,12)	429,41	9.062.060	15.000
1919,61 (19,19)	722,74	18.348.360	20.000
1519,49 (15,19)	1122,86	36.920.960	30.000
1368,45 (13,68)	1273,9	46.207.260	35.000
1244,73 (12,44)	1397,62	55.493.560	40.000
1055,08 (10,55)	1587,27	74.066.160	50.000
980,67 (9,80)	1661,68	83.352.460	55.000

La IA para la gestión on-line de emergencias.

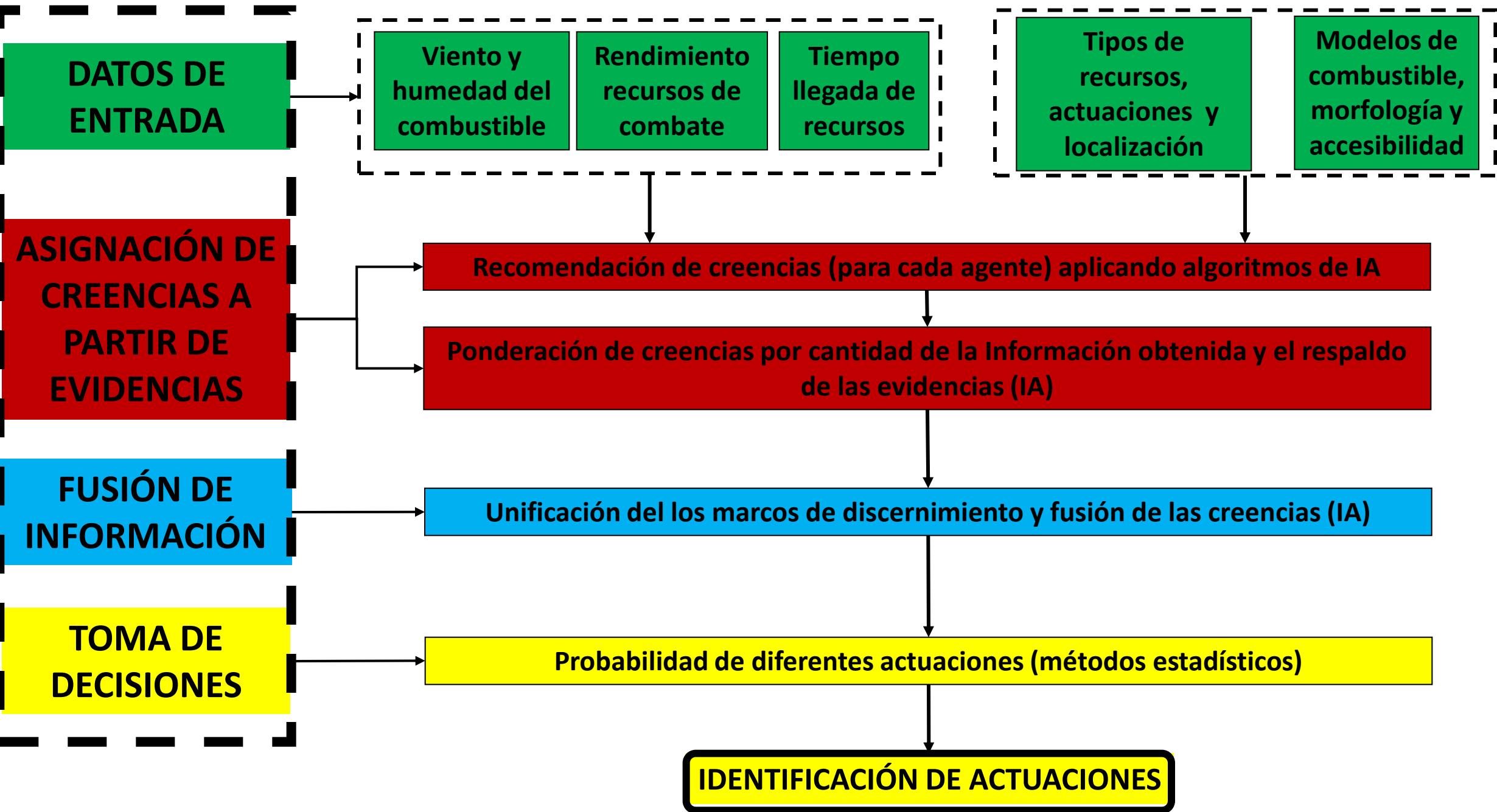
Es aventurado considerar que en una catástrofe se puede asegurar en todos los casos la comunicación en tiempo real entre el puesto de toma de decisiones y los agentes que actúan informando o combatiendo directamente las catástrofes.

Debido a los impactos del entorno: *fallos de los sensores, condiciones climáticas adversas, interrupción del suministro de energía o de reposición de los recursos para la gestión de la catástrofe, problemas de comunicación de datos, etc..* Los datos recopilados pueden ser poco fiables o incluso incorrectos, lo que induce a errores en la toma de decisiones.



Un modelo más real para la gestión de catástrofes lo definen los **Sistemas Jerárquicos Multi-agentes**:

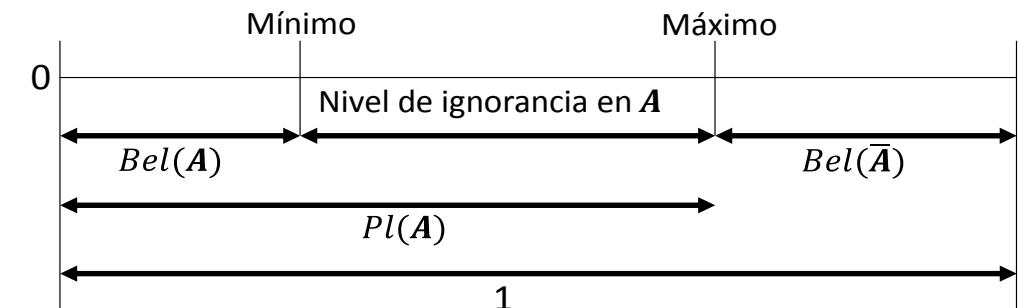
- Los agentes no se comunican entre sí, solo con un centro de fusión.
- Cada agente tiene su propia estructura interna que incluye el conocimiento del entorno (el conjunto de hipótesis que deben considerarse y la asignación de creencias básicas para cada hipótesis).
- Los agentes transmiten estas creencias al centro de fusión donde se combinan las creencias de todos los agentes y se obtienen las creencias combinadas sobre el entorno global.
- El centro de decisión adquiere probabilidades pignísticas de las hipótesis bajo consideración y las transforma en decisiones.



Elementos de la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer

- Un conjunto (\mathbf{U}) de sucesos mutuamente excluyentes entre si y exhaustivos en su conjunto se domina marco de discernimiento: $\mathbf{U} = \{E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_n\}$
- El conjunto de las partes de \mathbf{U} es $2^{\mathbf{U}}$: $2^{\mathbf{U}} = \{\phi, \{E_1\}, \{E_2\}, \dots, \{E_n\}, \{E_1, E_2\}, \dots, \{E_1, E_2, \dots, E_i\} \dots \mathbf{U}\}$
- A es una proposición si $A \in 2^{\mathbf{U}}$
- Función de masa es $m: 2^{\mathbf{U}} \rightarrow [0,1]$ tal que $m(\phi) = 0$ y $\sum_{A \in 2^{\mathbf{U}}} m(A) = 1$ también se llama asignación básica de creencias (BBA). Si $m(A) > 0$, A es un elemento focal. La unión de todos los elementos focales se llama núcleo de la función de masa.
- La función de creencia de una proposición es $Bel: 2^{\mathbf{U}} \rightarrow [0,1]$ tal que
 $Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$
- La función de plausibilidad de una proposición es $Pl: 2^{\mathbf{U}} \rightarrow [0,1]$ tal que
 $Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B)$ [$\bar{A} = \mathbf{U} - A$]
- $Pl(A) \geq Bel(A)$
- Sean m_1 y m_2 dos BBAs en el marco del discernimiento \mathbf{U} . Si ambas son independientes, la regla de combinación de Dempster, que indicaremos como $m = m_1 \oplus m_2$, es la suma ortogonal:

$$m(A) = \begin{cases} \frac{1}{1-K} \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C), & A \neq \phi \\ 0, & A = \phi \end{cases}$$



$$B, C \in 2^{\mathbf{U}}, \quad K = \sum_{B \cap C = \phi} m_1(B)m_2(C)$$

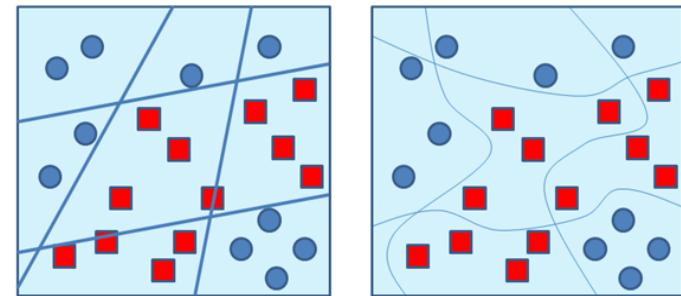
K representa el conflicto entre evidencias y sólo tiene sentido para $K < 1$

Redes Neuronales de función de Base Radial (RNBR) para la Asignación Básica de Creencias (BBA)

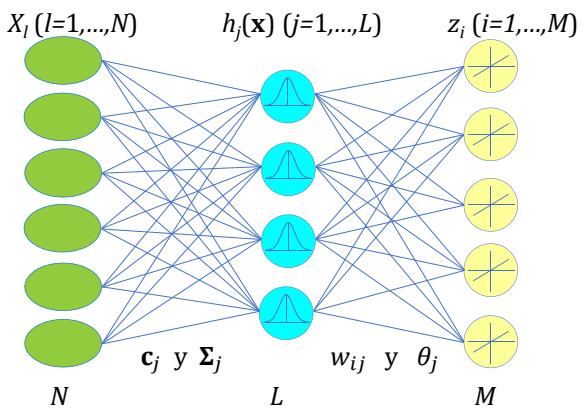
Una función $\Phi: \mathbb{R}^s \rightarrow \mathbb{R}$ es radial si existe una función univariante $\phi[0, \infty) \rightarrow \mathbb{R}$ tal que: $\Phi(\mathbf{x}) = \phi(r)$, donde $r = \|\mathbf{x}\|$.

Una función de base radial gaussiana es: $\phi(r) = e^{-(\varepsilon r)^2}$

La razón de utilizar una función de activación tipo sigmoidal es que con funciones más simples (tipo lineal o tipo umbral) se obtienen particiones poligonales de los datos y con funciones de activación continuas, se consiguen particiones no lineales.



Las RNBR utilizan la información contenida en un vector de datos $\mathbf{x} [\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_N)]$ para asignarlo a una de las M clases de un marco de discernimiento $[\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_M\}]$ mediante la construcción un valor que indica un valor de pertenencia a cada una de esas clases. El valor de pertenencia a cada clase se puede considerar como una BBA $[m(\theta_1), \dots, m(\theta_M)]$.



Una red RBF está compuesta típicamente por tres capas, la capa de entrada compuesta por N nodos que reciben la señal de entrada \mathbf{x} , la capa oculta compuesta por L nodos que simulan las neuronas con sintonía selectiva a diferentes características en la entrada, y la capa de salida compuesta por M nodos que simulan las neuronas en un nivel superior que responden a características en un nivel más global, en función de la salida de la capa oculta que representa diferentes características a nivel local

Al recibir un vector de entrada \mathbf{x} , cada nudo oculto (j) alcanza el nivel de activación: $h_j(\mathbf{x}) = \exp \left[-(\mathbf{x} - \mathbf{c}_j)^T \Sigma_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{c}_j) \right]$.

Donde \mathbf{c}_j y Σ_j son, respectivamente, el vector medio y la matriz de covarianza de los datos asociados al nodo oculto j th.

En la capa de salida, cada nodo recibe las salidas de todos los nodos en la capa oculta. La salida del en el nodo i es una combinación lineal de las funciones de activación de la red:

$$f_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^L w_{ij} h_j(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^L w_{ij} \exp \left[-(\mathbf{x} - \mathbf{c}_j)^T \Sigma_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{c}_j) \right] \left(z_i = \begin{cases} 1 & \text{si } f_i(\mathbf{x}) \geq \psi_i \\ 0 & \text{si } f_i(\mathbf{x}) < \psi_i \end{cases} \right) \boxed{m(\theta_i) = f_i(\mathbf{x})_i}$$

Centro de fusión

La imprecisión y la incertidumbre son inevitables para las aplicaciones prácticas en el mundo real.

Todavía es un tema abierto sobre cómo modelar y manejar este tipo de información imprecisa e incierta. Pero se han presentado varias teorías sobre la fusión de datos de sensores múltiples, incluida la teoría de conjuntos aproximados; la teoría de conjuntos difusos; teoría de la evidencia; números Z; teoría de números D; razonamiento evidencial y otros métodos.

La teoría de la evidencia de Dempster-Shafer tiene muchas ventajas:

- Expresar la ignorancia explícitamente asignando masas no solo a las proposiciones que consisten en objetos individuales, sino también a las uniones de tales objetos
- puede comenzar con completa ignorancia y tiene la aceptación de un modelo incompleto sin probabilidades previas.
- Debido a la flexibilidad y efectividad en el modelado tanto de la incertidumbre como de la imprecisión independientemente de la información anterior, la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer se aplica ampliamente en varios campos de la fusión de información, como la toma de decisiones, reconocimiento de patrones, análisis de riesgos, análisis de confiabilidad humana, selección de proveedores, diagnóstico de afasia, diagnóstico de fallos, etc.

Sin embargo, la teoría de la evidencia de Dempster-Shafer presenta, en ocasiones, **resultados contra-intuitivos al fusionar evidencias altamente conflictivas**. Para resolver este problema, se han desarrollado muchos métodos que se dividen principalmente en dos tipos.

- El primer tipo es modificar la regla de combinación de Dempster (las soluciones suelen destruir algunas buenas propiedades de las medidas de creencias (como la comutatividad y la asociatividad)
- El segundo tipo es pre-procesar los cuerpos de evidencias (que se comenta a continuación)

Cantidad de información que aportan las creencias

Deng [51] propone una nueva entropía de creencias que es un método eficiente para medir la incertidumbre de la información incierta. Se puede utilizar en la teoría de la evidencia, en la que la información incierta se expresa mediante la BBA.

Sea A una hipótesis de la función de creencia m , $|A|$ es la cardinalidad del conjunto A . La entropía de Deng (E_d) es:

$$E_d = - \sum_{A \in 2^U} m(A) \log \frac{m(A)}{2^{|A|} - 1}$$

Cuando el valor de creencia se asigna a un elemento individual $|A| = 1$, la entropía de Deng es la información de Shannon.

Cuanto mayor es la cardinalidad de las hipótesis, mayor es la entropía de evidencia de Deng, de modo que la evidencia contiene más información. Cuando una evidencia tiene una gran entropía de Deng, se supone que está mejor respaldada por las otras evidencias, por lo que juega un papel importante en la combinación final.

Medida de la divergencia entre evidencias y observaciones.

¿Cómo medir la discrepancia y el conflicto entre las evidencias? La teoría de la evidencia de Dempster-Shafer es una generalización de la teoría de la probabilidad, al integrar la teoría de la evidencia Dempster-Shafer con la divergencia de Jensen-Shannon se define una nueva medida de divergencia llamada divergencia de creencia Jensen-Shannon (BJS)

Definición (divergencia BJS entre dos BBAs).

Sea A_i una hipótesis sobre la función de creencia m y sean m_1 y m_2 dos BBA en el mismo marco de discernimiento Ω , que contiene N hipótesis mutuamente exclusivas y exhaustivas. La BJS entre m_1 y m_2 es:

$$\text{BJS}(m_1, m_2) = \frac{1}{2} \left[S\left(m_1, \frac{m_1 + m_2}{2}\right) + S\left(m_2, \frac{m_1 + m_2}{2}\right) \right]$$

Donde $S(m_1, m_2) = \sum_i m_1(A_i) \log \frac{m_1(A_i)}{m_2(A_i)}$ y $\sum_i m_j(A_i) = 1$ (para $i=1, \dots, N$ y $j=1,2$)

Fusión final de creencias (Xiao, 2019).

a) Calcular el grado de credibilidad de las evidencias

Dados los cuerpos de evidencias de k sensores m_i ($i = 1, 2, \dots, k$), se calcula la discrepancia $BJS_{ij} = BJS(m_i, m_j)$ entre todo par de ellos y se determina el grado de credibilidad (Crd) de cada cuerpo de evidencias (m_i):

$$\widehat{BJS}_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^k BJS_{ij}}{k-1} \rightarrow Sup_i = \frac{1}{\widehat{BJS}_i} \rightarrow Crd(m_i) = \frac{Sup_i}{\sum_{s=1}^k Sup_s} \quad (1 \leq i \leq k)$$

b) Calcular el volumen de información de las evidencias

En lugar de la entropía de Deng (E_d) de cada conjunto A_i se utiliza el volumen de información (V_i) que se normaliza con todos los conjuntos de creencias ($1 \leq i \leq k$):

$$V_i = e^{E_d(m_i)} \rightarrow \tilde{V}_i = \frac{V_i}{\sum_{s=1}^k V_s} \quad (1 \leq i \leq k)$$

c) Generar la evidencia fusionada

Se ajusta el grado de credibilidad con el volumen de información y se normaliza:

Se pondera cada proposición (hipótesis) $A \in 2^U$ con el ss. valor:

$$ACrd_i = Crd_i \times \tilde{V}_i \rightarrow \tilde{ACrd}_i = \frac{ACrd_i}{\sum_{s=1}^k ACrd_s}$$

$$m(A) = \sum_{i=1}^k (\tilde{ACrd}_i \times m_i(A))$$

Combinar la evidencia promedio ponderada anterior, aplicando la regla de fusión de Dempster $k-1$ veces.

Caso de agentes con diferentes marcos de discernimiento.

Los distintos agentes actual de formas diferentes, en consecuencia, sus marcos de discernimiento no tienen que ser los mismos

Este hecho añade complejidad a la metodología propuesta. Pero se puede solventar:

Si se acepta que el agente i y el agente j poseen diferentes -y compatibles- esquemas de discernimiento: $\Theta = \{\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_n^i\}$ y $\Omega = \{\theta_1^j, \theta_2^j, \dots, \theta_m^j\}$. La aplicación, $\sigma: 2^\Theta \rightarrow 2^\Omega$, es una redefinición de Θ a Ω : $\forall A \subset \Theta \Rightarrow \exists B \subset \Omega$, tal que $\sigma(A) = B$.

Sean m_1 y m_2 las asignaciones básicas de creencia en Θ y Ω :

$$\forall B \subset \Omega \Rightarrow m_2(B) = \sum_{A \subset \Theta; \sigma(A)=B} m_1(A)$$

la suma es 0 cuando A no satisface la restricción. m_2 se denomina la extensión vacía de m_1 en Ω (Philippe Smets., 2005).

Las creencias se manifiestan en dos niveles: los niveles de creencia de cada agente que se integran el centro de fusión y el nivel pignistico donde se usan las creencias para tomar decisiones.

El término "pignistico" fue propuesto por Smets (2000) y se origina a partir de la palabra pignus, que significa "apuesta" en latín. La probabilidad pignística se utiliza para la toma de decisiones y utiliza el principio de razón insuficiente para su obtención a partir de las BBA. Es decir, representa una estimación puntual en un intervalo de creencias y se puede determinar como:

$$P_{\text{pignística}}(A) = \sum_{B \subseteq A} \frac{m(B)}{|B|}$$

El modelo descrito utiliza información de variables características de cada catástrofe y genera decisiones a través de la fusión de la información que reciben los diferentes agentes, que se enriquecerá y cambiará con el tiempo.

Después de un período de acumulación de la información, la gestión será relativamente estable. Sin embargo, algunos datos pueden perderse debido a la inestabilidad de la información de múltiples fuentes, por lo que es aconsejable abordar el cálculo de las probabilidades pignísticas en el dominio de la frecuencia:

$$p_{xx}(w) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \Phi_{xx}(m) e^{-zwm}$$

Con:

$$\Phi_{xx}(m) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{n=-N}^N x(n)x^*(n+m)$$

GESTIÓN CONJUNTA DE RECURSOS Y RIESGOS NATURALES

Históricamente, la confusión del riesgo y de sus consecuencias ha sido un error que procede de no considerar los efectos de las transformaciones no lineales de una variable X : $Y = \varphi(X)$, cuando X es una VA

Un gobierno realiza una estimación del desempleo previsto para los tres años siguientes y calcula un promedio de 9%. Entonces aplica sus modelos econométricos que determinan que, para ese nivel de desempleo (si se mantienen las políticas que ha aprobado el parlamento), se prevé un déficit de 200000 millones. Analicemos estos datos:

En todos los países, esta estimación pasa por alto que el desempleo es una variable aleatoria, de hecho, el empleo ha fluctuado un 1% a lo largo de un período de tres años. Si se mantuviera esta fluctuación, tendríamos los siguientes efectos:

- Desempleo al 8% → Déficit de 75000 millones [D(8%)] -mejora de 125000 millones-
- Desempleo al 9% → Déficit de 200000 millones [D(9%)]
- Desempleo al 10% → Déficit de 550000 millones [D(10%)] -empeoramiento de 350000 millones-

El sesgo por la concavidad de la transformación resulta: $\frac{1}{2}\{D(8\%) + D(10\%)\} = 312000$ (no 200000)

En lugar del *CVaR*, Taleb (2011) propone usar la esperanza de la cola no condicionada de la variable que indica el riesgo de que se produzcan catástrofes naturales. La sensibilidad de este parámetro a variaciones en la ocurrencia de sucesos raros es un buen indicativo de la fragilidad, robustez y anti-fragilidad ante catástrofes naturales

Lo frágil se rompe cuando las perturbaciones de un sistema alcanzan una determinada intensidad,

Lo robusto aguanta las perturbaciones y sigue igual (hasta pasado un umbral alto de la perturbación que también rompe el sistema)

Lo anti-frágil mejora con las perturbaciones (aunque un ataque de gran intensidad también podría romperlo)

Esto permite sustituir el cálculo de la probabilidad de la ocurrencia de un determinado suceso, por la fragilidad de las masas forestales ante ese suceso cuando están sometidas a un procedimiento específico de gestión. Y, en consecuencia, permite integrar la gestión de recursos naturales y la gestión de desastres naturales.

1.- Identificación de escenarios en la zona de aplicación

En función de los principales factores que condicionan el futuro de los montes

- La evolución del mercado de los recursos naturales (precio futuro de la madera)
- La sensibilización ambiental y movilización de la sociedad (presión para el diseño de los planes de contingencia y sobre los comportamientos humanos causantes de catástrofes)
- El tipo de gestión a realizar (productiva o más próxima a la naturaleza)

2.- Implementación de modelos para determinar pérdidas y ganancias en masas naturales.

- Los conocimientos actuales de los efectos de los desastres naturales y del funcionamiento de los sistemas naturales permiten adoptar un nuevo paradigma en la gestión de emergencias basando en una gestión de las consecuencias de las catástrofes.

(ver, por ejemplo, Martín-Fernández et al, 2002, para determinar las consecuencias inmediatas de cualquier incendio; Martín-Fernández y García Abril, 2005 para diseñar el plan de gestión que mejor se adapta a cualquier escenario después del incendio; García-Abril et al, 2000, Martínez-Falero et al, 2018 a para predecir la evolución de las masas forestales sometidas a una catástrofe natural y García Robredo et al., 2014 para calcular el capital natural para cualquier escenario).



RESEARCH
Optimization of the Resources Management in Fighting Wildfires
DOI: 10.1007/s00267-002-2430-3

SUSANA MARTÍN-FERNÁNDEZ*
Departamento de Economía y Gestión de las Explotaciones e Industrias Forestales
E.T.S.I. de Montes.
Ciudad Universitaria s/n
28040 Madrid, Spain

EUGENIO MARTÍNEZ-FALERO
Departamento de Economía y Gestión de las Explotaciones e Industrias Forestales
E.T.S.I. de Montes.
Ciudad Universitaria s/n
28040 Madrid, Spain

J. MANUEL PÉREZ-GONZÁLEZ
Departamento de Matemática Aplicada a los Recursos Naturales
E.T.S.I. de Montes.
Ciudad Universitaria s/n
28040 Madrid, Spain

ABSTRACT / Wildfires lead to important economic, social, and environmental losses, especially in areas of Mediterranean climate where they are of a high intensity and frequency. Over the past 30 years there has been a dramatic surge in the development and use of fire spread models. However, given the chaotic nature of environmental systems, it is very difficult to develop real-time fire-extinguishing models. This article proposes a method of optimizing the performance of wildfire fighting resources such that losses are kept to a minimum. The optimization procedure includes discrete simulation algorithms and Bayesian optimization methods for discrete and continuous problems (simulated annealing and Bayesian global optimization). Fast calculus algorithms are applied to provide optimization outcomes in short periods of time such that the predictions of the model and the real behavior of the fire, combat resources, and meteorological conditions are similar. In addition, adaptive algorithms take into account the chaotic behavior of wildfire so that the system can be updated with data corresponding to the real situation to obtain a new optimum solution. The application of this method to the Northwest Forest of Madrid (Spain) is also described. This application allowed us to check that it is a helpful tool in the decision-making process.

In a system scarcely affected by man's action, wildland fires may be considered natural processes, which favor the development of ecosystems. However, natural fires can occasionally lead to catastrophic situations, which require direct fire-fighting action. This requirement becomes more evident in a highly populated system where property and human lives are at risk. There is an important international concern about the wildfire problem. Present-day European forestry policy criteria includes guidelines to prevent, control, and minimize the damage produced by wildfires (Annex I of the Resolution L2 Pan-European Criteria and Indicators for Sustainable Forest Management). Every year, there are about 45,000 wildfires in Europe. Between 1989 and 1993 alone, 2.6 million hectares were destroyed. This is the same as if every year an area equal to the surface of Belgium were burnt. The consequences of wildfires in Spain are very serious, and the annual average losses often are higher than 1,500 million dollars. In the year 1994 only, there was a 1.64% loss of existing forest vegetation (Vélez 2000b). Besides taking silvicultural actions in autumn and winter to minimize the consequences of fires, it is necessary to develop tools that may serve to provide action guidelines in real time to minimize the effects of future fires.

The consequences of a wildfire may be predicted using models that simulate its spread and take into account the spatio-temporal action of fire-fighters. These models help combat wildfires, and also enable simulations of wildfires, which helps forestry management decision-making.

The aim of the present paper is to present an optimization model for resource management that minimizes the value of the burnt surface, using simulation models that predict the behavior of a fire and the resources' combat. Deterministic models are usually utilized to predict the spread of the fire (Dupuy 1991).

KEY WORDS: Bayesian methods; Mockus adaptive model; Simulated annealing; Expansion models; Wildfire management

*Author to whom correspondence should be addressed; email: smartin@mones.upm.es

Environmental Management Vol. 30, No. 3, pp. 352-364
© 2002 Springer-Verlag New York Inc.

2.- Implementación de modelos para determinar pérdidas y ganancias en masas naturales.

- Los conocimientos actuales de los efectos de los desastres naturales y del funcionamiento de los sistemas naturales permiten adoptar un nuevo paradigma en la gestión de emergencias basando en una gestión de las consecuencias de las catástrofes.

(ver, por ejemplo, Martín-Fernández et al, 2002, para determinar las consecuencias inmediatas de cualquier incendio; Martín-Fernández y García Abril, 2005 para diseñar el plan de gestión que mejor se adapta a cualquier escenario después del incendio; García-Abril et al, 2000, Martínez-Falero et al, 2018 a para predecir la evolución de las masas forestales sometidas a una catástrofe natural y García Robredo et al., 2014 para calcular el capital natural para cualquier escenario).

- Para la medición de las consecuencias de las catástrofes se utiliza en VAN, que trabaja sobre los perjuicios de los desastres naturales.

- Prevención.

- Con medidas pre-proceso de carácter estructural: ejecución de proyectos ajustados a la norma sismo-resistente (Fernández et al, 2010) o los programas de United Nations Trust Fund for Human Security

- O no estructural (educativos)

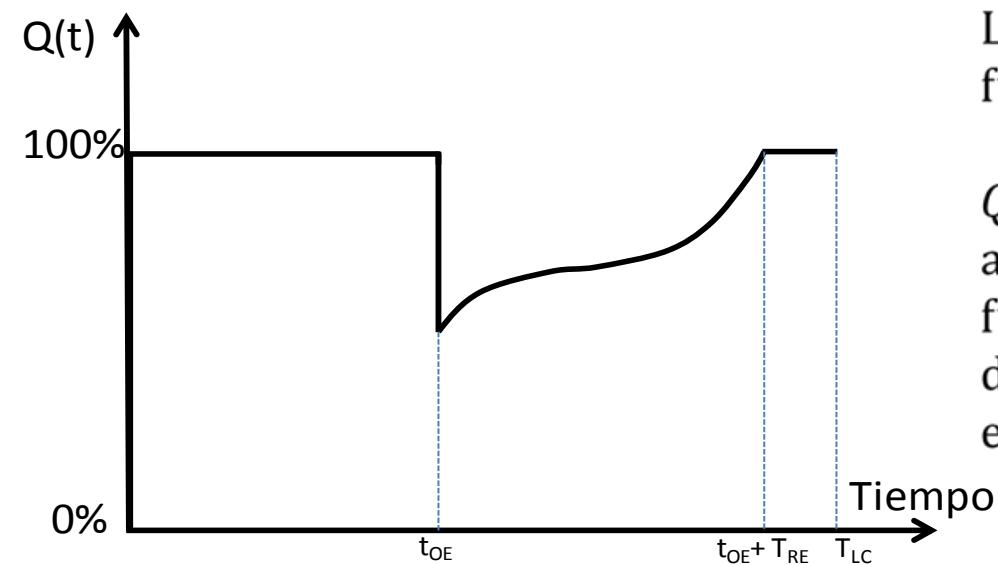
- También debe incluir otras medidas postproceso (planes de evacuación, Protección Civil, etc.).

- En todo caso hay que simular la resiliencia o capacidad de un sistema para recuperarse de un desastre natural (ver, Cimarralio et al, 2010 y Martin y Sunley, 2014).

Incorporación del riesgo en modelos de resiliencia ante emergencias

El comportamiento de un sistema ante un seísmo se mide a través de una variable de decisión única (R) conocida como "Resiliencia" que combina otras variables (pérdidas económicas, víctimas, tiempos de recuperación, etc.) que se usan para juzgar el comportamiento del seísmo (Multidisciplinary Center of Earthquake Engineering to Extreme Event).

Funcionalidad



La Resiliencia se define gráficamente como el área por debajo de la funcionalidad del sistema, definida como $Q(t)$.

$Q(t)$ es un proceso estocástico no estacionario y cada trayectoria es una agregación continua de piezas como la mostrada en la Figura, donde la funcionalidad $Q(t)$ se mide como una función adimensional (en porcentaje) del tiempo. Para un suceso, la Resiliencia viene dada por la siguiente ecuación:

$$R = \int_{t_{OE}}^{t_{OE} + T_{LC}} Q(t)/T_{LC} dt$$

$$Q(t) = [1 - L(I, T_{RE})][H(t - t_{OE}) - H(t - (t_{OE} + T_{RE}))] \times f_{Rec}(t, t_{OE}, T_{RE})$$

$L(I, T_{RE})$ es la función de pérdida;

$f_{Rec}(t, t_{OE}, T_{RE})$ es la función de recuperación;

$H()$ es la función por pasos de Heaviside,

T_{LC} es el tiempo de control del sistema,

T_{RE} es el tiempo de recuperación del suceso E y

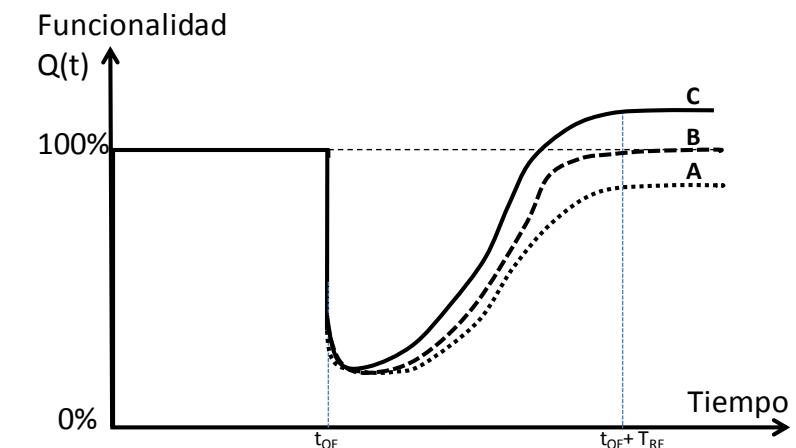
t_{OE} es el instante de ocurrencia del suceso E .

Basado en Cimellaro; Reinhorn y Bruneau 2010

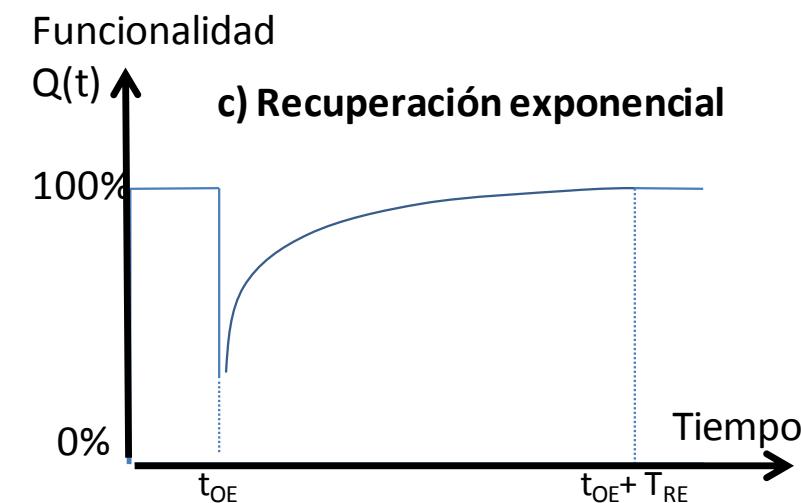
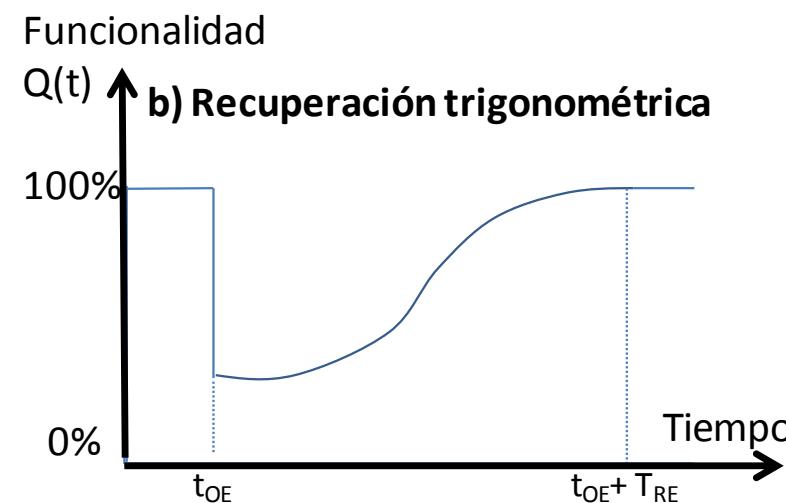
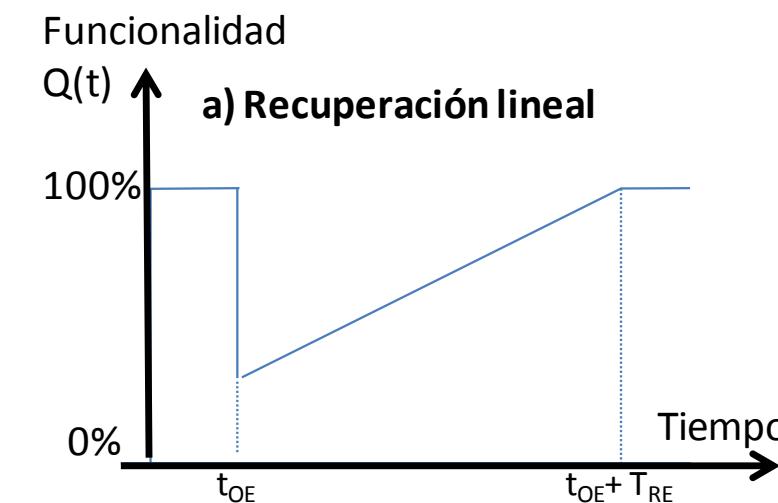
* Para simplificar la presentación y en reconocimiento al origen del concepto de resiliencia en el campo de la ingeniería, mantenemos la terminología de riesgos sísmicos aunque nos referimos a toda clase de emergencias

Incorporación del riesgo en modelos de resiliencia ante emergencias

El tiempo de recuperación T_{RE} y el camino de recuperación (función de recuperación) son esenciales para evaluar la Resiliencia, por lo que deben estimarse con precisión. Desafortunadamente, la mayoría de los modelos de pérdida más utilizados evalúan el tiempo de recuperación en términos brutos y asumen que, en el transcurso de un año, todo vuelve a la normalidad.



Se pueden seleccionar diferentes tipos de funciones de recuperación dependiendo del sistema y de la respuesta de preparación de la sociedad



En la Figura se muestran los tres tipos de funciones de recuperación:

a) comunidades medianamente preparadas; b) comunidades mal preparadas; c) comunidades bien preparadas.

Incorporación del riesgo en modelos de resiliencia ante emergencias

Dimensiones de la resiliencia que se pueden modificar:

- Redundancia. Propiedad del sistema que permite opciones y elecciones alternativas bajo una situación de estrés.
- Solvencia. Capacidad de movilizar recursos necesitados en emergencias.
- Rapidez. Velocidad con que la disruptión puede ser superada y volver al punto inicial.
- Robustez. Fuerza inherente del sistema para soportar presiones externas sin perder funcionalidad.

La *Redundancia* describe la disponibilidad de recursos alternativos en el proceso de recuperación de un sistema.

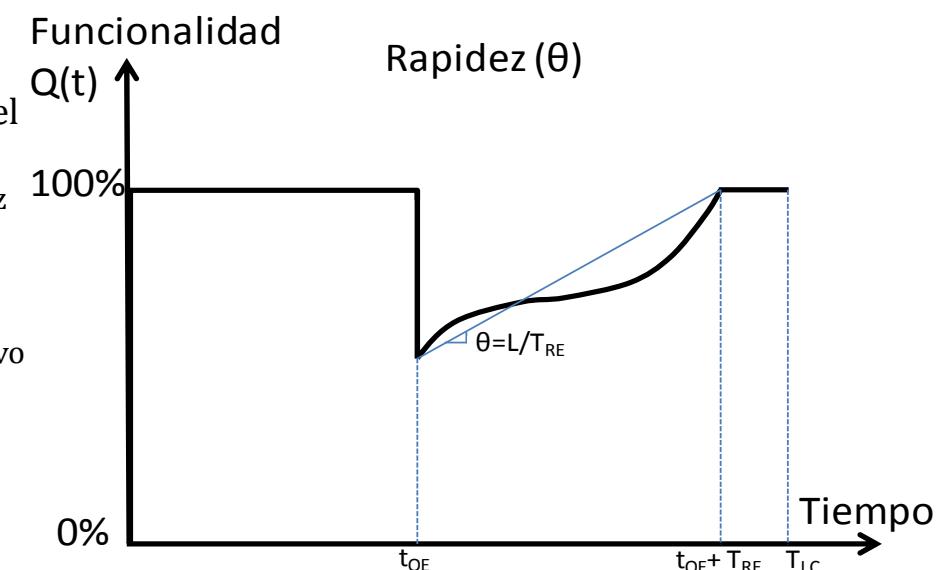
Es "la medida en que existen elementos, sistemas u otras unidades de análisis que son sustituibles, es decir, capaces de satisfacer requisitos funcionales en caso de interrupción, degradación o pérdida de funcionalidad".

La *Solvencia* es "la capacidad de identificar problemas, establecer prioridades y movilizar recursos cuando existan condiciones que amenacen con interrumpir algún elemento, sistema u otra unidad de análisis".

La solvencia y la redundancia están fuertemente interrelacionadas. Por ejemplo, los recursos y la habilidad pueden crear redundancias que no existían previamente. De hecho, una de las mayores preocupaciones con el uso cada vez más intensivo de la tecnología en la gestión de emergencias es la tendencia a confiar demasiado en estas herramientas, de modo que si la tecnología falla o se destruye, la respuesta falla. Para evitar esta posibilidad, muchos planificadores abogan por la redundancia. Los cambios en la solvencia y redundancia afectarán a la forma y a la pendiente de la curva de recuperación y el tiempo de recuperación T_{RE} .

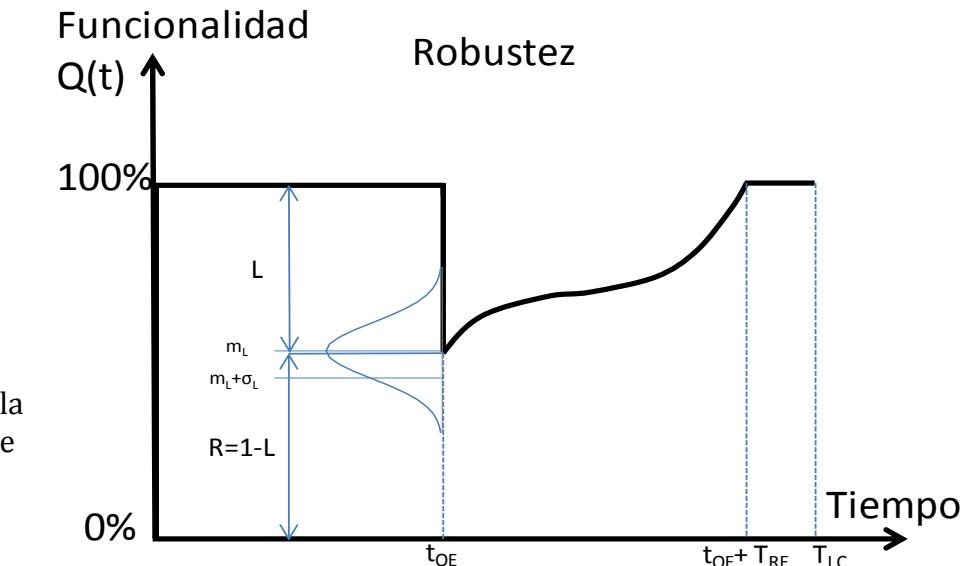
Matemáticamente, la *Rapidez* representa la pendiente de la curva de funcionalidad durante el tiempo de recuperación.

Una estimación media de la rapidez se puede obtener del conocimiento de las pérdidas en el instante del seísmo y el tiempo total de recuperación para alcanzar de nuevo el 100% de funcionalidad



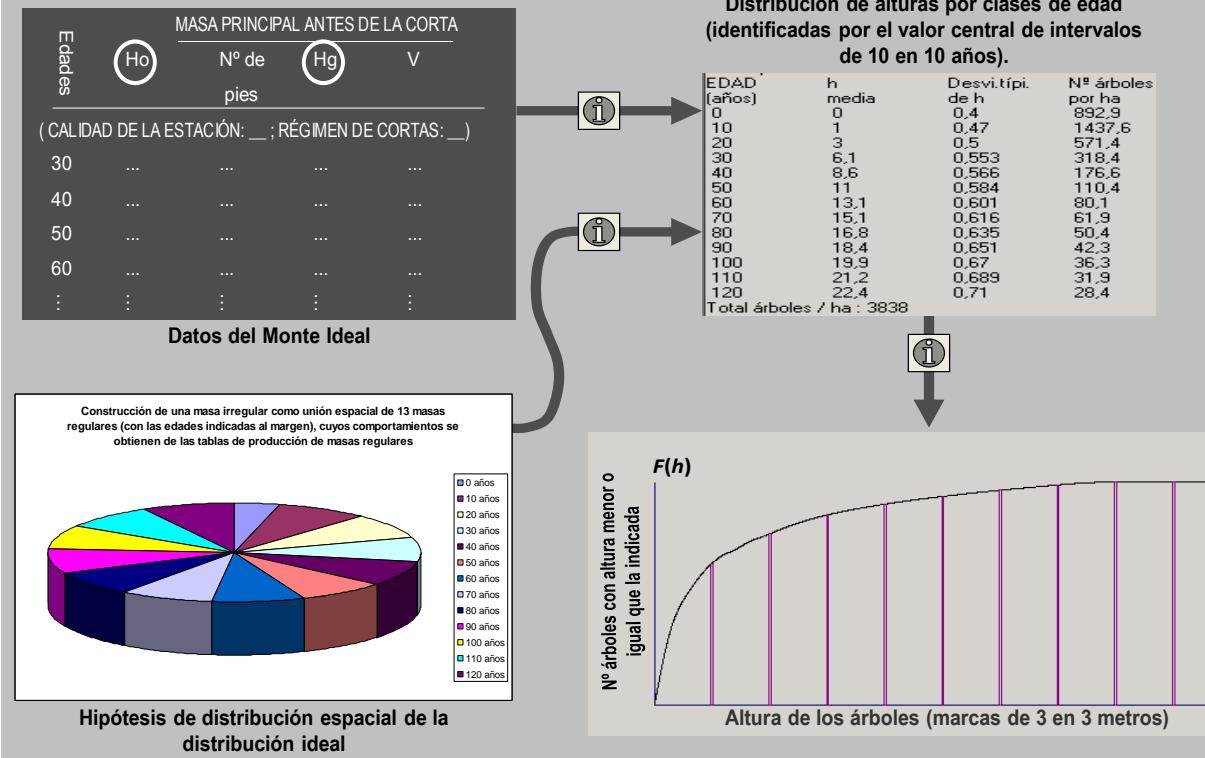
Matemáticamente, la *Robustez* es la funcionalidad residual inmediatamente después del suceso extremo y puede representarse por la siguiente relación:

Una posible forma de disminuir la incertidumbre en la *Robustez* del sistema es reducir la dispersión en las pérdidas representadas por σ_L . En esta definición, la resiliencia de la robustez es también la capacidad de mantener la variabilidad de las pérdidas dentro de una banda estrecha, independientemente del evento en sí.



Función de recuperación

OBTENCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN IDEAL DE ALTURAS.



Computers and Electronics in Agriculture 108 (2014) 191–199

Contents lists available at ScienceDirect

Computers and Electronics in Agriculture

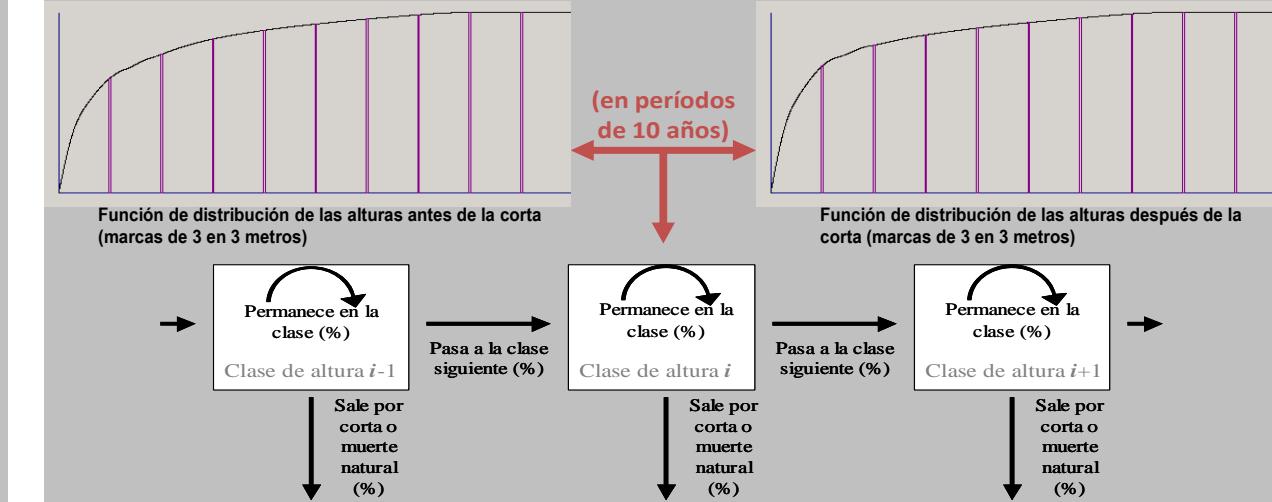
Review

Comparison of estimation methods to obtain ideal distribution of forest tree height

Esperanza Ayuga-Téllez^a, Francisco Mauro-Gutiérrez^b, Antonio García-Abril^b, Concepción González-García^{b,*}, J. Eugenio Martínez-Falero^b



MODELO DINÁMICO PARA EL MONTE EN EQUILIBRIO:

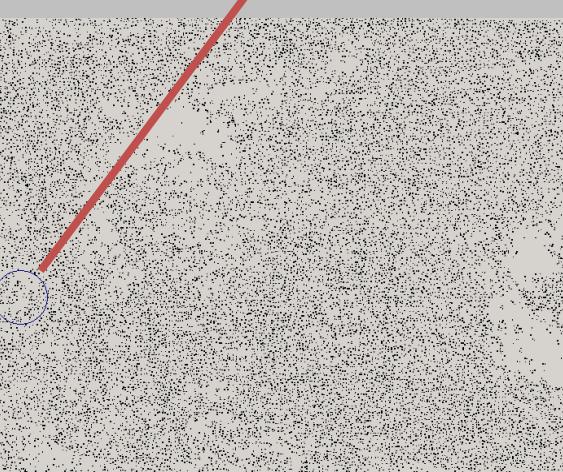


Resultados para el Territorio Analizado en equilibrio: (en 10 años)

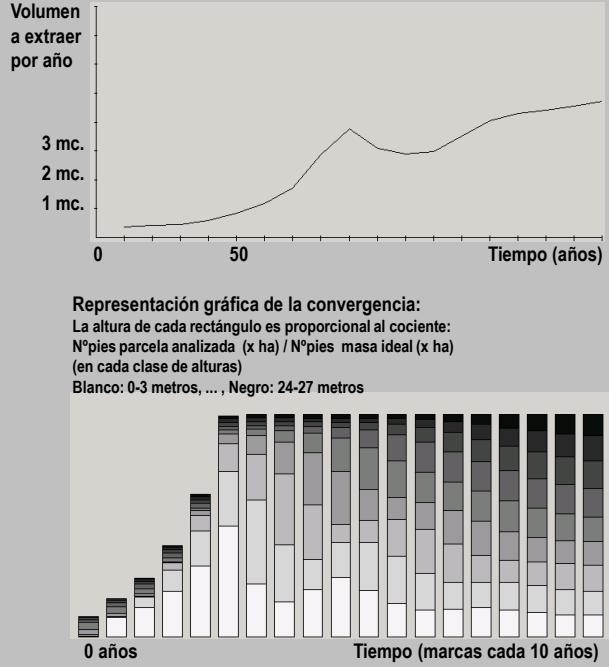
CLASES DE ALTURAS	ANTES DE LA CORTA L Inferior (metros)	ANTES DE LA CORTA L Superior (metros)	DESPUES DE CORTAR (Nº pies /ha)	Pasan a ss. Clase (Nº pies /ha)	Pasan a ss. Clase (Nº pies /ha)	Se cortan (Nº pies /ha)	Permanecen (Nº pies /ha)	VOLUMEN EXTRAIDO (m.c.)
0	3	2300.7	2195.6	376.4	115.1	1809.2	0	
3	6	476.1	412.1	261.3	64	150.8	0	
6	9	308.4	200.5	197.3	107.9	3.2	4.3	
9	12	176.5	137.1	89.4	39.4	47.7	4.3	
12	15	123.6	107.5	50	16.1	57.5	3.5	
15	18	101.3	92.7	33.9	8.6	58.8	4.6	
18	21	85.6	80.6	25.3	5	55.3	4.1	
21	24	45	24.7	20.3	20.3	4.4	24.4	
24	27	0.1	0	0	0.1	0	0.1	

Función de recuperación

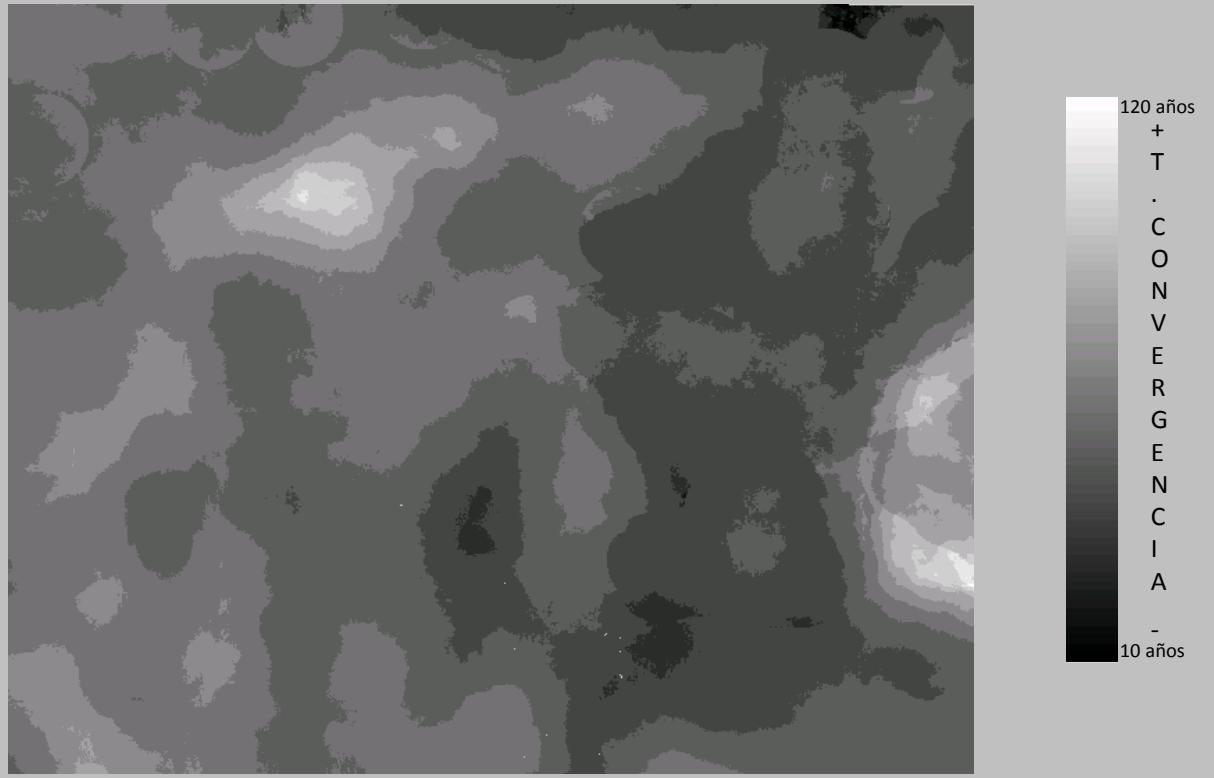
Clases de altura	Nº pies ideales	Nº pies existentes (por ha)	Nº p x ha																
Lim.inf (en m.)	Lim.sup (en m.)		+ 10	+ 20	+ 30	+ 40	+ 50	+ 60	+ 70	+ 80	+ 90	+ 100	+ 110	+ 120	+ 130	+ 140	+ 150	+ 160	
0	3	2300,7	0	1787	2725	4253	6629	10283	4901	3218	4359	5531	4321	3114	2521	2526	2701	2522	2228
3	6	476,1	10,6	5	206	404	667	1056	1630	1113	593	668	932	913	708	535	491	524	524
6	9	308,4	23	13	7	88	199	348	564	880	684	231	267	456	543	473	331	276	300
9	12	176,5	35,4	24	16	10	30	73	137	231	369	380	227	156	191	241	248	207	170
12	15	123,6	33,7	30	25	19	14	17	31	57	100	164	206	187	154	142	149	155	147
15	18	101,3	12,4	17	20	20	19	16	15	19	28	46	76	107	122	124	121	121	123
18	21	85,6	8	9	11	12	14	14	14	14	17	24	36	52	67	78	86	91	
21	24	45	0,9	2	3	4	5	6	7	7	7	8	10	14	20	27	33	39	
24	27	0,1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	



ESTUDIO DE LA CONVERGENCIA DE UN PUNTO



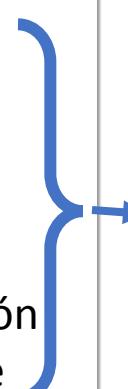
TIEMPO CON PRODUCCIÓN MENOR DE 2,75 mc./ha/año EN LA CONVERGENCIA A LA DISTRIBUCIÓN IDEAL



3.- Incorporación de modelos para la participación pública en la valoración del capital natural

- Adoptar una estrategia para la gestión forestal participativa que consiste en fomentar la participación pública mientras aumente la empatía entre los participantes.
- La estrategia requiere la representación homogénea de la opinión de un participante (es decir, determinar cómo cada participante evalúa cualquier plan forestal e identifica el mejor).
 - Las evaluaciones de cualquier plan se obtienen a partir de comparaciones de pares entre puntos significativos en el territorio y de funciones de valor basadas en indicadores forestales (Técnicas de evaluación multicriterio).
 - El mejor plan se diseña aplicando algoritmos de optimización combinatoria a la utilidad de cada participante (Técnicas de optimización combinatoria)

La representación de preferencias se resume en una opinión que se simboliza como $o_A = [X_A, w_A(X)]$
Donde X_A es el mejor plan para plan para A y
 $w_A(X)$ es la forma en que A valora cualquier alternativa X .



Journal of Environmental Management 206 (2018) 482–489

Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Environmental Management

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jenvman

 ELSEVIER

Research article

Sustainability assessment in forest management based on individual preferences

Susana Martín-Fernández*, Eugenio Martínez-Falero

Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Montes, Forestal y del Medio Natural, Technical University of Madrid, Ciudad Universitaria s/n, 28040, Madrid, Spain



ARTICLE INFO

Article history:
Received 27 July 2016
Received in revised form
10 October 2017
Accepted 25 October 2017

Keywords:
Pairwise comparison
Decision support systems
Assessment of forest management
sustainability
Public participation

ABSTRACT

This paper presents a methodology to elicit the preferences of any individual in the assessment of sustainable forest management at the stand level. The elicitation procedure was based on the comparison of the sustainability of pairs of forest locations. A sustainability map of the whole territory was obtained according to the individual's preferences. Three forest sustainability indicators were pre-calculated for each point in a study area in a Scots pine forest in the National Park of Sierra de Guadarrama in the Madrid Region in Spain to obtain the best management plan with the sustainability map. We followed a participatory process involving fifty people to assess the sustainability of the forest management and the methodology. The results highlighted the demand for conservative forest management, the usefulness of the methodology for managers, and the importance and necessity of incorporating stakeholders into forestry decision-making processes.

© 2017 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Since the introduction of Sustainable Forest Management (SFM), forest owners and managers have required effective and efficient decision-support tools in order to produce management plans that are realistic, practical and sustainable (Reynolds et al., 2007). It became necessary to define a SFM framework to monitor, measure and assess these plans. This framework consists of a number of

2007; Reynolds et al., 2007). In this paper, we consider sustainability assessment as the measurement of the result of management practices on sustainability. This measurement will depend on how these indicators are integrated.

The opinion of most stakeholders involved in the process must also be taken into account in order to make the sustainability assessment acceptable and applicable by society (Vainikainen et al., 2008). These stakeholders may include forest owners, corporate or

3.- Incorporación de modelos para la participación pública en la valoración del capital natural

- Adoptar una estrategia para la gestión forestal participativa que consiste en fomentar la participación pública mientras aumente la empatía entre los participantes.
- La estrategia requiere la representación homogénea de la opinión de un participante (es decir, determinar cómo cada participante evalúa cualquier plan forestal e identifica el mejor).
- El cálculo de empatía de un participante respecto a otro cualquiera se basa en la equivalencia de sus respectivas utilidades cuando se modifica el plan forestal actual. Esto implica calcular las opiniones ante cambios sistemáticos en el plan. La confianza total es una medida agregada de la empatía entre todos los pares de participantes.
El cálculo de la empatía también requiere conocer las interacciones entre los participantes, que se incorporan a través de modelos de simulación basados en agentes.

Agregación de preferencias individuales

MOMENTO PARA LAS DECISIONES PARTICIPATIVAS.

La mente humana ha evolucionado durante miles de años para responder rápidamente y garantizar la supervivencia ante situaciones de riesgo, pero está diseñada para evitar la complejidad (no para explorar múltiples opciones y seleccionar la mejor). En tiempos de nuestros antepasados una decisión rápida era mejor que ninguna; en cambio, el mundo actual requiere no solo cortos tiempos de respuesta sino, además, de respuestas más precisas y con una más profunda exploración de las oportunidades potenciales.

Hoy, más que nunca, la toma de decisiones requiere procesar información que procede de gran cantidad de agentes que, además, participan en grandes redes (internet, telefonía móvil,...). ¿Qué pasaría si confiáramos en los demás para utilizar toda esa información?

Prácticamente todos los experimentos realizados muestran que la presencia de un número elevado de evaluadores mejora las decisiones individuales más allá, incluso, de los resultados que cabría esperar (Bonabeau, 2009).

Principales sesgos que se reducen al tomar decisiones participativas (Myers, 2004)

En la generación de nuevas soluciones

Sesgo egoísta (analiza soluciones solo para confirmar las propias hipótesis)

Interferencias sociales (está muy influenciado por otros)

Sesgo de disponibilidad (se da por satisfecho con una solución fácil)

Sesgo de excesiva confianza en sí mismo (cree prematuramente haber encontrado la mejor solución)

De anclaje (explora solo en las proximidades de un punto de partida y rechaza las alejadas)

Perseverancia en la creencia (sigue creyendo a pesar de la evidencia en contrario)

Auto-estimulación (solo analiza las soluciones que ve)

En la evaluación de las soluciones potenciales

Sesgo de linealidad (busca solo relaciones sencillas de causa-efecto)

Análisis local frente global (confunde los efectos locales y globales)

Sesgo estadístico (evita el análisis estadístico)

Obsesión por los patrones (busca patrones cuando no los hay)

Influenciado por la forma en la presentación de la solución

Admiración por la hipérbole (dominado exageradamente por efecto a corto plazo y las soluciones más próximas)

Sentir aversión al riesgo o a la pérdida

Agregación de preferencias individuales

APLICACIONES DISPONIBLES PARA PARTICIPACIÓN PÚBLICA (PPP).

Sistemas A: Modelos que simulan la propagación de opiniones.

El software disponible para simular estos modelos no es estrictamente de toma de decisiones colectivas sino de análisis y tratamiento de la información (estructurada y no estructurada) con múltiples receptores. No obstante, algunas aplicaciones han evolucionado hasta presentar una solución agregada. Por la focalización que ponen en diferentes aspectos, se distinguen aplicaciones que priorizan: la organización de la información (**Paramount Decisions**, **Analytica**, ...), la evaluación por múltiples agentes (**1000Minds**) y la aplicación de procedimientos para predecir la evolución de sistemas complejos (como el análisis de sistemas dinámicos y las simulaciones del comportamiento de los agentes del sistema)

Sistemas B: Modelos para juegos espaciales o en redes.

Cada agente intenta maximizar su ganancia individual y su éxito es en detrimento de otros. Como existe un conflicto de intereses es necesario algún tipo de colaboración para lograr una solución global. En función del tipo de colaboración se distingue:

APLICACIONES tipo B1: Sistemas de soporte de decisión en grupo (GDSS)

Pretende llegar a una decisión negociada global entre los participantes a través de reuniones presenciales o video conferencia.

Entre los muchos programas disponibles destacan los siguientes: PLEXSYS (de la Universidad de Arizona); Colab (diseñado en Xerox en el Centro de Investigaciones de Palo Alto); Shell GDSS (desarrollado en la universidad de Minnesota); DECAID (Decision Aids for Groups), diseñado por Gallupe, DeSanctis y Dickson; LADN (Local Area Decision Network) y SMU (de la Southern Methodist University).

El más utilizado de este tipo de programas es el **Loomio** (usado en España en la toma de decisiones de los círculos del partido Podemos)

APLICACIONES tipo B2: Sistemas de apoyo a decisiones sociales (SDSS).

Visualiza el flujo de la discusión a través de una red de declaraciones, opiniones, argumentos y comentarios, que ayuda a obtener un consenso antes de votar sobre una cuestión. Las aplicaciones de este tipo más utilizadas son **INCOMA** y **Delivative Opinion Poll** (Universidad de Stanford)

Sistemas C: Agregan la información de múltiples personas para generar una solución global en función de las decisiones individuales y las interacciones sociales y conforme a las perspectivas de la población sobre un tema específico (caen, por tanto, entre los dos extremos anteriores).

Aunque la relajación de condiciones del teorema de imposibilidad de Arrow que proponen las aplicaciones existentes conduce a soluciones eficaces, no siempre son eficientes. Se destacan dos de los programas por su gran utilización:

LIQUIDFEEDBACK. Esta aplicación, desarrollada en el MIT, incorpora redes sociales de confianza de forma que se puede delegar la decisión en otros (democracia líquida). No realiza preguntas directas sobre el resultado final, sino que alienta a los participantes a proponer alternativas. Dispone de un sofisticado sistema de votación para permitir a los participantes a expresar sus opiniones sin necesidad de consideraciones tácticas.

ALLOURIDEAS. Usa un método de comparación entre pares de alternativas, que debe seleccionar cada usuario, para ordenar una lista de propuestas (a la que pueden añadirse otras nuevas). Con la información de los usuarios se elabora un ranking de las propuestas preferidas por todo el grupo. La aplicación se ha desarrollado en la universidad de Princeton.

Agregación de preferencias individuales

NUEVO PARADIGMA DE AGREGACIÓN (SIPP).

En cualquier caso, no se puede garantizar a priori que la agregación de preferencias individuales y sociales se ajuste simultáneamente a un conjunto de condiciones elementales de razonabilidad. La relajación de alguna de estas condiciones conduce (en aplicaciones de sistemas Tipo C) a soluciones eficaces pero de eficiencia mejorable (*).

Es posible mejorar la convergencia de opiniones mediante:

- la adopción de un enfoque dinámico -que permita la adaptación de preferencias personales a las del conjunto a lo largo de todo el proceso participativo-,
- la extensión de la participación a todos los interesados en el proceso (**)
- el fomento de la empatía entre los participantes a través de un lenguaje común de comunicación.

Este último aspecto conforma el nuevo paradigma para decisiones colectivas, que se basa en que:

En grupos cuyos componentes se hayan formado en criterios éticos y de justicia, la empatía entre los componentes del grupo suele hacerles converger a una sociedad con valores compartidos.

De hecho, la evolución social favorece la promoción de aquellos que demuestran cierto grado de empatía y no presumen de ser egoístas

(*) Conocidas las preferencias individuales y las principales interacciones entre los componentes de un grupo, se puede progresar en la agregación de sus preferencias. Pero ¿puede una sociedad en su conjunto escoger entre diferentes opciones? Por desgracia no se puede asegurar que, ni siquiera las condiciones más elementales de razonabilidad, se vayan a cumplir en cualquier proceso de elección social (Teorema de Arrow). De hecho, sólo una dictadura evitaría estas inconsistencias, lo que, a su vez, implicaría aceptar una insoportable falta de sensibilidad respecto a los intereses de una amplia parte de la población (Sen, 1998). La agregación de las preferencias individuales, por lo general, implica eludir el teorema de imposibilidad de Arrow (Arrow, 1963) mediante la relajación de algunas de sus condiciones de aplicabilidad.

(**) En este sentido, el teorema de Condorcet adquiere toda su relevancia: si los componentes de un grupo grande de evaluadores están razonablemente bien informados (para todos, la probabilidad de acertar es mayor de 1/2), entonces, con certeza, el grupo tomará la mejor decisión. Aunque no se puede asegurar que todos los participantes en un proceso de toma de decisiones estén razonablemente bien informados ($p>0.5$), sin embargo, siempre es posible actuar para aumentar p a través de procesos transparentes de información.

Agregación de preferencias individuales

La representación de preferencias se resume en una opinión que se simboliza como $o_A = [X_A, w_A(X)]$. Donde:

X_A es la mejor alternativa para A y

$w_A(X)$ es la forma en que A valora cualquier asignación X de usos de suelo.

Para determinar la empatía de un individuo A respecto de otro B , como mínimo hay que considerar sus dos opiniones (o_A y o_B), junto con la opción agregada de todos los participantes en el proceso y la opinión u opiniones objetivas obtenidas a ese momento ($o_{gr} = [X_{gr}, w_{gr}(X)]$ y $o_{Ob} = [X_{Ob}, w_{Ob}(X)]$).

Con esta información, se puede determinar cuál es la utilidad para A de una asignación de usos cualquiera (X) considerando todas las opiniones explícitas que conforman su utilidad empática respecto de B que, como mínimo, será:

$$U_{A \rightarrow B}(X) = \sum_{i \in \{A, B, gr, Ob\}} \left(\frac{\delta_i(X)}{\sum_{i \in \{A, B, gr, Ob\}} \delta_i(X)} w_i(X) \right)$$

Para el cálculo de la empatía (**euf**) se provocan cambios en la valoración agregada (Δu_{gr}) y se determinan las consecuencias de estas alteraciones en la evaluación de la utilidad de cada evaluador. La comparación de los cambios en la utilidad de un evaluador (A) con los producidos en la de otro evaluador (B) –debidos a las modificaciones en el valor agregado- proporciona la información necesaria para medir la **euf** de A respecto a B (euf_{AB}). Así, si:

$$e_{A \rightarrow B, k} = U_{A \rightarrow B}(X_{(gr+k)}) - U_{A \rightarrow B}(X_{(gr)})$$

al variar sistemáticamente k se puede calcular la utilidad empática de A respecto de B : $euf_{AB} = \begin{bmatrix} e_{A \rightarrow B, 0} \\ e_{A \rightarrow B, 1} \\ \vdots \\ e_{A \rightarrow B, L} \end{bmatrix}$

Agregación de preferencias individuales

Y la empatía de A respecto a cualquier otro participante se integra en la matriz:

$$\mathbf{euf}_A = [euf_{AA_1}, \dots, euf_{AA_N}] = \begin{bmatrix} e_{A \rightarrow A_1,1} & \cdots & e_{A \rightarrow A_N,1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{A \rightarrow A_1,L} & \cdots & e_{A \rightarrow A_N,L} \end{bmatrix}$$

para una decisión con A, A_1, \dots, A_{M-1} participantes. En \mathbf{euf}_A , las filas representan la empatía de A respecto a cualquier otro de los M participantes.

Si se acepta la convergencia de utilidades empáticas, se podría esperar una convergencia de las opiniones de los múltiples participantes hacia una opinión agregada. Para calcular esta convergencia se introduce la siguiente medida de la similitud de las empatías entre dos evaluadores como:

$$S_{AB} = 1 - \frac{|\mathbf{euf}_A - \mathbf{euf}_B|}{M}$$

donde: M es el número de evaluadores, $|\mathbf{euf}_A - \mathbf{euf}_B| = \sqrt{\text{tr}[(\mathbf{euf}_A - \mathbf{euf}_B)^T \circ (\mathbf{euf}_A - \mathbf{euf}_B)]}$, \circ representa el producto de matrices y $\text{tr}()$ es la traza de una matriz.

El promedio de las similitudes obtenidas de la comparación de todos los pares de evaluadores se ha utilizado como medida de la empatía en todo el grupo:

$$S_T = \frac{1}{M(M-1)/2} \sum_{I=1}^{M-1} \sum_{J=I}^M S_{IJ}$$

Cuando S_T no disminuya a lo largo del proceso participativo, se cancela la participación y se elige como mejor Plan de Gestión la solución agregada (X_{gr}) a partir de la cual no se produjeron aumentos de empatía. El propio valor de S_T y la varianza S_{AB} para todos los pares de evaluadores determinan la posibilidad de utilizar la opción agregada de todo el grupo o utilizar subgrupos de participantes más homogéneos para iniciar la discusión ajustada a la normativa aplicable para los procesos participativos.

Agregación de preferencias individuales

Para completar la agregación de preferencias individuales es necesario abrir foros de debate en los que los evaluadores reconozcan e incorporen a sus preferencias las interacciones (complejas y dinámicas) que se producen entre los participantes.

1. Se elige aleatoriamente un portavoz (P) y se determina el cambio en el valor agregado ($k_{\max,P}$) que tiene más influencia en la modificación de la utilidad total del portavoz, como el valor de k ($k=0, \dots, H$) que hace máximo:

$$\max_{k=1, \dots, H} \sum_{i=0}^{M-1} e_{P \rightarrow A_i, k} = \max_{k=1, \dots, H} \sum_{i=0}^{M-1} \{U_{P \rightarrow A_i}(X_{(gr+k)}) - U_{P \rightarrow A_i}(X_{(gr)})\}$$

Lo que conduce a un cambio potencial en la alternativa agregada: $X_{(gr)} \rightarrow X_{(gr+k_{\max,P})}$

2. Se determina si el cambio en el valor agregado que propone el portavoz puede ser aceptable por cualquier otro evaluador A que considere todas las opiniones que conforman su empatía respecto a otro evaluador A_i :
3. Es evidente que si $U_{A \rightarrow A_i}(X_{(gr+k_{\max,P})}) > U_{A \rightarrow A_i}(X_{(gr)})$ se acepta el cambio.
4. Pero también A puede expresar su apoyo a la propuesta de cambio con una cierta probabilidad:

$$P_{(A, A_i)}(o_{gr} \rightarrow o_{gr+k_{\max,P}}) = \exp \left\{ - \|U_{A \rightarrow A_i}(X_{(gr+k_{\max,P})}) - U_{A \rightarrow A_i}(X_{(gr)})\| / T \right\}$$

Donde T es una variable que muestra el conocimiento de A respecto de los restantes evaluadores (cuántos de los evaluadores cree A que pueden tolerar sugerencias de baja utilidad).

5. Y adoptar el cambio aleatoriamente si $P_{(A, A_i)}(o_{gr} \rightarrow o_{gr+k_{\max,P}})$ es mayor que un número generado aleatoriamente entre 0 y 1.
6. Finalmente se acepta que A adopta el cambio en la solución agregada cuando lo puede aceptar respecto de más del 50% de los otros participantes (A_1, \dots, A_{M-1})
7. El proceso anterior se repite para todos los participantes y se determina un descriptor de la convergencia de valoraciones en la nueva solución agregada como:

$$Co(S) = 1 - \frac{1}{M(M-1)/2} \sum_{i=0}^M \sum_{j=i+1}^{M-1} \|w_{A_i}(X_{(gr+k_{\max,P})}) - w_{A_j}(X_{(gr+k_{\max,P})})\|$$

9. A continuación se selecciona aleatoriamente otro portavoz y se repite el proceso recursivamente.
10. Los cambios que proporcionen una mayor convergencia son los que se proponen para su posible aceptación en el foro de debate.

Agregación de preferencias individuales



Article

Validation of a Methodology for Confidence-Based Participatory Forest Management

Eugenio Martínez-Falero ¹, Concepción González-García ¹ , Antonio García-Abril ¹ and Esperanza Ayuga-Téllez ^{2,*}

¹ SILVANET, Research Group for Sustainable Environmental Management, Universidad Politécnica de Madrid (UPM), Ciudad Universitaria s/n, 28040 Madrid, Spain; eugenio.mfalero@upm.es (E.M.-F); concepcion.gonzalez@upm.es (C.G.-G.); antonio.garcia.abril@upm.es (A.G.-A.)

² Buildings, Infrastructures and Projects for Rural and Environmental Engineering (BIPREE), Universidad Politécnica de Madrid (UPM), Ciudad Universitaria s/n, 28040 Madrid, Spain

* Correspondence: esperanza.ayuga@upm.es; Tel.: +34-910-671-582

Received: 30 April 2018; Accepted: 2 July 2018; Published: 4 July 2018



Abstract: This paper formulates a new strategy for participatory forest management consisting of encouraging public participation as long as it increases empathy among participants. The strategy requires the homogeneous representation of the opinion of a participant (i.e., to determine how they assess a forest plan and identify the best one). Utility assessments are prepared for participants through pair-comparisons between meaningful points in the territory and from value functions based on forest indicators. The best plan is designed by applying combinatorial optimization algorithms to the utility of a participant. The calculating of empathy—of one participant relative to another—is based on the equivalence of their respective utilities when the current forest plan is modified. This involves calculating the opinions that are due to systematic changes in the collective plan for those participants that each participant supposes will affect the utility of the other participants. Calculating empathy also requires knowing the interactions among participants, which have been incorporated through agent-based simulation models. Application of the above methodology has confirmed the association between increases in empathy and convergence of opinions in different scenarios: well and medium-informed participants and with and without interaction among them, which verifies the proposed strategy. In addition, this strategy is easily integrated into available information systems and its outcomes show advantages over current participatory applications.

Keywords: public participation; AI decision-making algorithms; empathetic utility functions; assessment of sustainability



- La estrategia basada en la confianza ha aportado una mejora del 17% de la convergencia respecto a la mejor integración estática
- En la simulación de la interacción se obtiene una mejora del 12.07% respecto al escenario sin interacción
- Además:

Evaluación del cumplimiento de requisitos de funcionamiento por los PPP disponibles		Sistemas Tipo A	Sistemas Tipo B	Sistemas Tipo C	SIPP
Requerimientos generales	TRANSPARENTES Y REFUTABLES POR TERCEROS EN TODAS SUS VALORACIONES.	Si	En parte	Si	Si
	ADAPTABLES A LA INFORMACIÓN DISPONIBLE y AL CONOCIMIENTO DEL RECEPTOR de la información	En parte	En parte	En parte	Si
	DE ACCESO UNIVERSAL (SU USO NO SE PUEDE VER AFECTADO POR LA BRECHA TECNOLÓGICA, CULTURAL O GENERACIONAL).	En parte	En parte	En parte	Si
	MAXIMIZADORES DE LA UTILIDAD INDIVIDUAL Y SOCIALMENTE INTELIGENTES.	No	No	Si	Si
	SER INSTRUMENTO DEL PROMOTOR DEL PPP PARA EL RENDIMIENTO DE CUENTAS A LA SOCIEDAD.	Si	Si	Si	Si
Resultados obtenidos por la aplicación	Representación (homogénea) de las preferencias personales.	Si	No	Si	Si
	Agregación de preferencias individuales.	Si	Si	Si	Si
	Diseño de la alternativa que mejor se adapta a cualquier sistema preferencias (individual o agregado).	Si	No	No	Si
Capacidad para solucionar grandes problemas combinatorios		No disponible en las aplicaciones existentes			Si

4.- Gestión conjunta de Recursos y Riesgos Naturales

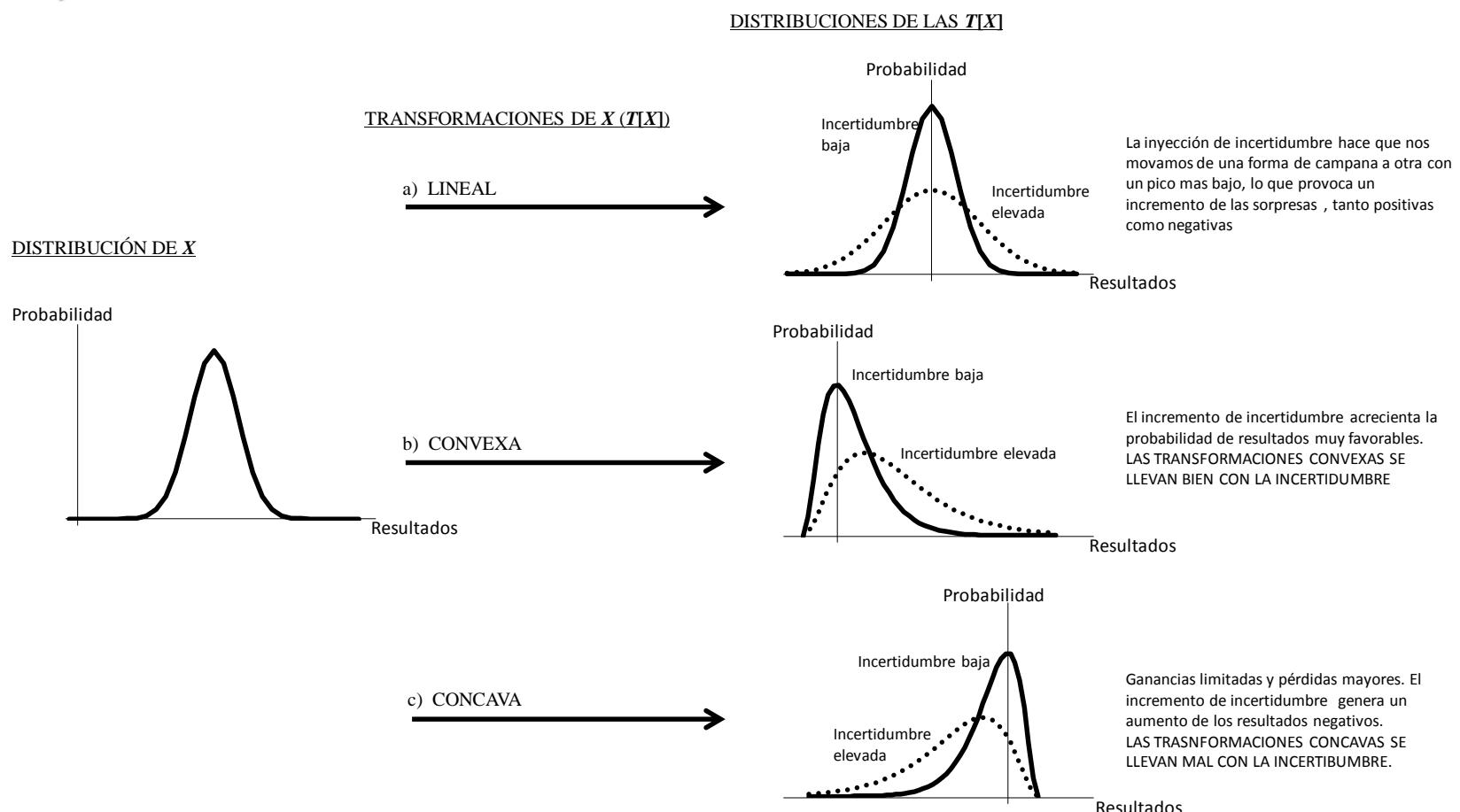
Taleb (2011), en lugar de la *CVaR*, propone usar la esperanza de la cola no condicionada de la variable que indica el riesgo de que se produzcan catástrofes naturales. La sensibilidad de este parámetro a variaciones en la ocurrencia de sucesos raros es un buen indicativo de la fragilidad, robustez y anti-fragilidad ante catástrofes naturales

En todo caso es más fácil trabajar con las consecuencias de los desastres naturales que con su riesgo de ocurrencia. Si, por ejemplo, X es el número de desastres naturales (o su intensidad) y $T[X]$ el número de personas que mueren por esa causa, $T[X]$ es mucho más predecible que X (se puede reducir T obligando a las personas a no pasar por ciertas zonas, cumpliendo estrictamente las normas de uso y gestión o diseñando infraestructuras robustas para vías de evacuación, suministro de agua, comunicaciones y energía).

Veremos que es posible la cuantificación matemática de la fragilidad y una heurística “fast-and-frugal” (un tipo de árbol de clasificación lexicográfico que puede asociar una decisión a cada clase o categoría) que captura la exposición del error del modelo y que no requiere un modelo previo de probabilidad. Pero antes veamos: la diferencia entre riesgo de perturbación y sus consecuencias

Diferencias entre considerar el riesgo de perturbación y sus consecuencias

Dada una transformación no lineal de una variable X : $Y = \varphi(X)$, la no consideración de que X sea una VA (si lo fuera) es una importante fuente de error.



Las no-linealidades pueden ser cóncavas, convexas o una combinación de ambas. En general, las transformaciones convexas (una sonrisa) son buenas y las transformaciones cóncavas (un puchero) con malas.

Como se comentado anteriormente, es más fácil trabajar con las consecuencias de los desastres naturales que con su riesgo de ocurrencia.

Tal vez nunca lleguemos a conocer la distribución de X , pero se puede jugar con sus transformaciones $T[X]$ y forzar modificaciones en ella hasta que nos encontramos cómodos con ellas.

Por ejemplo, en la gestión de incendios forestales, al trabajar con T , se sustituye el cálculo de la probabilidad de la ocurrencia del incendio, por la fragilidad de las masas forestales ante ese suceso cuando están sometidas a un procedimiento específico de gestión. Para eso es necesario considerar la sensibilidad de las pérdidas en un ambiente complejo -como es la propia naturaleza- ante la ocurrencia aleatoria de desastres naturales.

Cuantificación de la Fragilidad

La esperanza de la cola no condicionada de la variable X que indica el riesgo de que se produzcan catástrofes naturales ($f_\lambda(x)$ es la función de densidad de X que se conoce a excepción de λ) para un nivel de estrés K :

$$\xi = \int_{-\infty}^K xf_\lambda(x)dx$$

La sensibilidad de ξ a variaciones en sucesos raros es un buen indicativo de la fragilidad. La fragilidad (V) se define como la sensibilidad (primera derivada) de la expresión anterior con respecto a la semi-desviación izquierda:

$$s^-(\lambda) = \int_{-\infty}^{\Omega} (\Omega - x) f_\lambda(x)dx$$

que se calcula para un valor de referencia fijo Ω . Es decir:

$$V(X, f_\lambda, K, s^-) = \frac{\partial \xi}{\partial s^-}(K, s^-)$$

Pero nuestro interés no es la sensibilidad al riesgo de que se produzca una catástrofe natural. Buscamos la fragilidad en las consecuencias de los desastres naturales, que definiremos analíticamente como una trasformación $Y = \varphi(x)$ del riesgo. Si se mantiene la notación anterior para X y se introduce una nueva variable Y , tal que $Y = \varphi(x)$ tiene una función de densidad g_λ , que $\Omega_Y = \varphi(\Omega)$ y que $u^-(\lambda)$ es la semi-desviación izquierda de Y . Para un nivel de "ataque" $L = \varphi(K)$, el riesgo de Y es la integral de cola de Y y se calcula como en el caso de X :

$$\zeta(L, u^-(\lambda)) = \int_{-\infty}^K (\Omega_Y - y) g_\lambda(y)dy$$

La fragilidad heredada de Y con respecto a X , a un nivel de stress $L = \varphi(K)$ y a un nivel de semi-desviación izquierda $s^-(\lambda)$ de X es su derivada parcial:

$$V_X(Y, g_\lambda, L, s^-(\lambda)) = \frac{\partial \zeta}{\partial s^-}(L, u^-(\lambda))$$

Cuantificación de la Fragilidad

Para la cuantificación de estos conceptos, se propone utilizar una heurística “fast-and-frugal”, que captura la exposición del error del modelo y que no requiere un modelo previo de probabilidad (ver Taleb et al., 2012 para su formulación general y aplicación a problemas financieros).

Taleb y Douady (2012) han demostrado que se puede detectar la fragilidad a partir de la convexidad de la función $Y = \varphi(x)$ que describe las consecuencias de la ocurrencia aleatoria de riesgos naturales (X).

En el caso de convexidad, el promedio de los resultados de las consecuencias de los desastres naturales no será igual a los resultados del desastre más esperado. Esto se determina a través de una heurística (H) que identifica la no linealidad en el escenario que se está analizando:

$$H = \frac{f(\alpha + \Delta) - f(\alpha - \Delta)}{2} - f(\alpha)$$

donde $f(x)$ es la ganancia o pérdida (del VAN para la gestión de recursos naturales en el escenario de analizado y en la zona de aplicación) para un cierto nivel α en los valores de los factores que caracterizan el escenario, Δ es un cambio en α y H debe interpretarse en relación con el capital total (el VAN total de la zona de trabajo con el escenario analizado) para que pueda escalarse y permita la comparación de resultados.

- Cuando $H = 0$ el escenario analizado es **robusto**.
- Cuando, con respecto al VAN total, H es significativamente menor que 0, el escenario es **frágil**, en el sentido de que las pérdidas adicionales por una pequeña perturbación desfavorable serán mucho mayores que las ganancias adicionales con un pequeño stress favorable. En esta situación, el escenario analizado no “digiere” bien la variabilidad de las catástrofes naturales que es consustancial a los ecosistemas mediterráneos.
- Cuando H es significativamente mayor que 0, estamos ante un escenario **anti-frágil**.

5.- Diseño y desarrollo de una Infraestructura de Datos para Riesgos Naturales (IDRN)

Para el tratamiento de la información se propone la construcción de una Infraestructura de Datos para la gestión de Riesgos Naturales (IDRN), que contenga tanto datos (información espacial y temporal), como metadatos (información sobre los datos) y servicios web para procesar los datos.

La recopilación de datos incluirá, entre otra información: Modelos Digitales del Terreno (MDT); Infraestructuras de distribución (localización y flujo) de energía, transportes, comunicaciones; Infraestructuras de refugio; Mapas de tiempos de llegada; Mapas de combustibles (Mapa de vegetación, Inventario Forestal, Datos climáticos de humedad, viento y temperatura); Mapas de riesgos de erosión, ventiscas aludes e inundaciones; Datos de los recursos disponibles para hacer frente a los desastres naturales y de rendimiento de esos recursos; Datos de la ocurrencia histórica de catástrofes naturales y Zonas de especial protección ante riesgos naturales.

Los sistemas de almacenamiento de datos se basarán en una arquitectura Hadoop en la que se incorporan las diferentes aplicaciones: técnicas para la preparación, visualización y minería de datos y aplicaciones para la extracción de conocimiento a partir de documentos estructurados y no estructurados (HTML, XML y texto).

Los servicios de la IDRN incorporarán herramientas WFS y WCS para procesar datos vectoriales y *raster* y los modelos para la simulación de escenarios y para determinar pérdidas y ganancias en masas naturales. Además, contarán con herramientas para análisis de la información tipo *Bigdata*, *bussines analitics* y para computación cognitiva (en plataformas de Business Intelligence de código abierto – como Tableau y Microsoft BI - y en software comercial, como la plataforma Watson de IBM de computación cognitiva).

También incorporarán aplicaciones para representación de opiniones individuales, optimización y algoritmos para la obtención de soluciones participativas basadas en la confianza. Por último, dispondrán de modelos para simular los efectos de la ocurrencia de riesgos naturales; simular la recuperación después del desastre; diseñar el mejor plan de gestión para las condiciones de cualquier escenario y calcular el capital natural para cualquier escenario.

El mantenimiento de los datos supondrá almacenamiento en la nube e incluirá bases de datos de: conocimiento, de opiniones de todos los participantes (encuestas y representación de la opinión en los diferentes problemas de asignación ambiental de usos de suelo) y de datos espaciales (básicamente inventarios forestales, ortofotos e imágenes de teledetección y cartografía digital) y temporales

La IDRN se desarrollará como software colaborativo, abierta a toda la comunidad científica.

6.- Propuesta de financiación

Estructura de los Bonos para Catástrofes

- **Cedente/Patrocinador:** la compañía o compañías de seguros (FIATC, Agroseguro) que cubren los riesgos catastróficos que afectan a las masas forestales. Dichas compañías podrían actuar individualmente, o en forma de coaseguradoras, de forma que el bono sobre catástrofes actuaría en ambos casos de reaseguro del riesgo asumido por las mismas.
- **Special Purpose Vehicle, SPV:** las compañías implicadas en la emisión del bono deberían acudir a este tipo de empresas para llevar a cabo la emisión.
- **Inversores:** los principales inversores en Cat bonds son las grandes empresas multinacionales (40%), las compañías de seguros de vida (20%), los *Hedge Funds* (15%), los fondos de inversión (10%), las reaseguradoras (10%) y los bancos (5%). De hecho, existen fondos de inversión que invierten únicamente en Cat Bonds y constituyen una alternativa para diversificar el riesgo como el fondo lanzado por Mercury Capital en 2012 (que replica el índice *Mercury investible Catastrophe risk index*, MiCrix).

Metodología

- Los modelos para estimación de las pérdidas en los plazos de recuperación tras la ocurrencia de la catástrofe (Paso 2) permitirán definir las características fundamentales de la emisión, el número de series emitidas y el riesgo que asumen los inversores en cada una de ellas. La definición de la exposición al riesgo de los inversores del bono sobre catástrofes para la cobertura de las masas forestales naturales se realizará en varias series cada una de ellas con diferentes exposiciones al riesgo atendiendo a los plazos de recuperación que nos dará la función de resiliencia utilizada.
- La definición del bono permitirá la cobertura de las catástrofes naturales aun cuando no exista cobertura aseguradora en la zona afectada. Su estructuración (una vez se haya determinado si se utiliza un índice de pérdidas o un índice paramétrico para determinar el importe de la indemnización) se realizará a partir de una estimación de las pérdidas tras la ocurrencia de la catástrofe aplicando la metodología novedosa basada en el estudio de la fragilidad (definida en el Paso 4), una función aleatoria de la cuantía de las pérdidas que es una transformada del riesgo natural.
- Para determinar la tarificación no es posible operar como tradicionalmente se hace en el campo actuarial. El procedimiento para la determinación del precio del seguro es incongruente con la valoración realizada en los mercados financieros. Para su cálculo, ver Loubergé et al. (1999) y Pérez-Fructuoso (2008)

CONCLUSIONES

Fundamental la ligazón a través de **la confianza/empatía y la calidad del análisis estadístico de las variables**

Importantísimo tener una **visión global del entorno** y un plan a medio /largo de implantación que permita un análisis como un **sistema complejo vivo** de todas las partes del ciclo de emergencia definido

Captar la **atención del sector público, privado desde el punto de vista económico** de para la mejora global de la calidad del servicio público al ciudadano: **innovación tecnológica – innovación actuarial** (Sector Emergencias / Sector Seguros -**fuentede financiación de los SPEIS**)

Es posible, por ejemplo ante el riesgo de incendios forestales, la **creación de bonos sobre catástrofes** que permita llevar a cabo la cobertura de las masas forestales naturales contra los daños sufridos por sucesos naturales o antropogénicos catastróficos.

Pero la incorporación de los derivados financieros requiere una medición detallada de riesgo, muy alejada de las mediciones que se aplican en la actualidad. Esta medición y el punto de equilibrio con las nuevas inversiones es otro objetivo del proyecto que obliga a adoptar métodos de gestión alternativos.

CONCLUSIONES

Desde el punto de vista tecnológico, el proyecto se centra en la **mitigación de las consecuencias que producen las catástrofes naturales mediante el control de la fragilidad de las masas forestales**, que es mucho más fácil que predecir que la dinámica de los sucesos que provocan el daño. Los errores que se comenten al gestionar los riesgos naturales mediante este procedimiento son muy inferiores a los que se cometan cuando se gestionan los desastres a partir de índices promedios del riesgo de que se desencadenen los sucesos que producen daños. Este enfoque también permite unir las políticas de desarrollo con las de lucha contra catástrofes naturales. Además, es más fácil trabajar con las consecuencias de las catástrofes que con su intensidad (obligando a las personas a no pasar por ciertas zonas, adoptando nuevas formas de gestión, diseñando infraestructuras robustas para vías de evacuación, suministro de agua, comunicaciones y energía, etc.).

Afortunadamente, la naturaleza tiene un umbral alto de colapso ante factores inesperados, incluso se puede beneficiar de la incertidumbre en la ocurrencia de catástrofes. Un entorno volátil aumenta la tasa de supervivencia de especies robustas y elimina aquellas cuya superioridad depende solo de la intervención humana. La gestión de los espacios forestales debe considerar esta aleatoriedad y hacer que la naturaleza juegue a nuestro favor en el aseguramiento de las inversiones a través de la mejora de la resiliencia del espacio natural.