



# Universitat Autònoma de Barcelona

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Departamento de Arquitectura de Computadores y  
Sistemas Operativos

## PREDICCIÓN DE INCENDIOS FORESTALES BASADA EN ALGORITMOS EVOLUTIVOS GUIADOS POR LOS DATOS

Memoria del trabajo experimental  
realizado por

Mónica M. Denham

dentro del programa de Doctorado  
en Informática, Opción A: “Arquitectura de  
Ordenadores y Procesamiento  
Paralelo”.

Barcelona, Julio de 2007

Dña Ana Cortés Fité, profesora titular del Departamento de Arquitectura de Computadores y Sistemas Operativos de la Universidad Autónoma de Barcelona.

CERTIFICA: que la presente memoria “Predicción de Incendios Forestales basada en Algoritmos Evolutivos Guiados por los Datos”, ha sido realizada bajo su dirección por Mónica M. Denham, constituyendo el Trabajo Experimental del Programa de Doctorado en Informática, opción A: “Arquitectura de Computadores y Procesamiento Paralelo”.

Bellaterra, 10 de julio de 2007

Fdo, Ana Cortés Fité

# Agradecimientos

Quiero agradecer a mi familia, que siempre me ha mostrado que con amor todo es posible. Gracias por todo el apoyo y el amor que cruza cualquier charco que haya en el camino. Mis viejos, hermanas y sobris, los quiero con todo mi corazón. Están siempre conmigo.

Gracias a Ana y Tomás por todo el apoyo (académico y personal) y la guía que han sido desde mis primeros días aquí en Barcelona. Gracias a Germán y a Darío por su ayuda en todo este trabajo.

A toda la gente que fui conociendo y que han sido una parte muy importante de mi estadía en Barcelona. Es hermoso encontrar gente linda en todos lados, y aquí tuve la suerte de encontrar gente muy pero muy linda. Mari, gracias por todo el apoyo, tantos mates y charlas lindas compartidas y a la Lilu, las quiero mucho!. Maru, gracias loca, te quiero con todo mi corazón. Gracias por estar siempre ahí, por enseñarme tanto.

Todos mis compañeritos y compañeritas del departamento que son muchos! Y no puedo nombrar a toda la gente linda que sonríe por la calle porque también son muchos. Sí a Silvio Rodriguez por tanta poesía y a la sonrisa hermosa de Antonio.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Visión General . . . . .	1
1.2. Características del fuego y de los incendios forestales . . . . .	2
1.3. Simuladores . . . . .	4
1.4. Ciencia Computacional . . . . .	5
1.5. Aportaciones . . . . .	7
1.6. Organización del trabajo . . . . .	7
<b>2. Simulación del comportamiento del fuego</b>	<b>9</b>
2.1. Introducción . . . . .	9
2.1.1. Combustible, Clima y Topografía . . . . .	10
2.1.2. Modelos de Combustible . . . . .	11
2.2. Modelo del comportamiento del Fuego . . . . .	13
2.3. Simuladores de comportamiento del fuego . . . . .	15
2.3.1. BehavePlus . . . . .	15
2.3.2. FARSITE . . . . .	16
2.3.3. NEXUS . . . . .	16
2.3.4. FOFEM . . . . .	16
2.3.5. fireLib . . . . .	17
<b>3. Predicción de Incendios Forestales</b>	<b>20</b>
3.1. Introducción . . . . .	20
3.2. Imprecisión en los parámetros de entrada . . . . .	20
3.3. Predicción clásica . . . . .	21
3.4. Predicción Guiada por los Datos . . . . .	22
3.4.1. Etapa de Ajuste . . . . .	23
3.4.2. Etapa de Predicción . . . . .	24
<b>4. Algoritmo Evolutivo</b>	<b>25</b>
4.1. Introducción . . . . .	25
4.2. Algoritmos genéticos: características . . . . .	25
4.2.1. Operaciones . . . . .	26
4.3. Algoritmo genético en predicción de incendios . . . . .	29

4.3.1. Función de error . . . . .	30
4.3.2. Algoritmo Genético: pseudocódigo . . . . .	32
<b>5. Predicción Guiada por los Datos</b>	<b>34</b>
5.1. Introducción . . . . .	34
5.2. Obtención del conocimiento . . . . .	35
5.3. Método Computacional . . . . .	37
5.3.1. Algoritmo genético guiado . . . . .	37
5.4. Método Analítico . . . . .	40
5.4.1. Algoritmo genético guiado . . . . .	41
<b>6. Evaluación Experimental</b>	<b>44</b>
6.1. Consideraciones previas . . . . .	44
6.2. Configuración del algoritmo genético . . . . .	45
6.3. Experimento 1: Plot 520 . . . . .	46
6.4. Experimento 2: Mapa Sintético 1 . . . . .	49
6.5. Experimento 3: Mapa Sintético 2 . . . . .	51
6.6. Análisis de la Convergencia . . . . .	54
6.7. Computacional vs Analítico . . . . .	55
<b>7. Conclusiones y Trabajo Futuro</b>	<b>57</b>
7.1. Introducción . . . . .	57
7.2. Conclusiones . . . . .	58
7.3. Trabajo Futuro . . . . .	62

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Visión General

Los bosques y plantaciones forestales tienen gran importancia ecológica como así también económica a nivel mundial. Los efectos que produce la pérdida de los mismos hace que se esté trabajando contra una de sus principales amenazas: los incendios. En los últimos años se han perdido grandes cantidades de hectáreas debido a este fenómeno [5].

En el ciclo de vida de un bosque, cada cierta cantidad de años se produce una quema total o parcial del mismo para así dar oportunidad de regeneración de sus especies. Estos incendios se producen por factores naturales, como puede ser la conjunción de factores tales como tormentas eléctricas, temporadas secas, etc. Este tipo de incendio no afecta por si sólo al equilibrio de la ecología del planeta ya que son parte del ciclo de vida de un bosque y por lo tanto, son parte también del equilibrio natural del planeta. Pero hace muchos años se agrega a este fenómeno los incendios producidos por otros factores, los cuales en su mayoría se deben a factores humanos [5].

La pérdida de bosques y áreas forestadas provoca, entre muchas otras cosas, pérdida de reservas naturales, cambios climáticos, inundaciones, falta de espacios que generen oxígeno, extinción de especies de animales y vegetales que viven en los bosques, polución del aire, pérdida de vidas humanas, contaminación de aguas, erosión de la tierra, etc. Todo esto afecta a la vida en el planeta y disminuye la calidad de vida (humana, animal y vegetal).

Los incendios destruyen centenares de hectáreas forestadas por año en todo el mundo. Existe gran esfuerzo por parte del hombre en la lucha contra estos incendios. Este esfuerzo no sólo es realizado por personas relacionadas directamente a incendios (cuerpos de bomberos por ejemplo) sino también por educadores, investigadores, voluntarios, etc.

Se destacan principalmente tres formas de trabajar en la lucha contra incendios [5]:

- Prevención: se basa en la toma de medidas preventivas como así también en la información para ayudar a prevenir los incendios.
- Reducción del fuego en un incendio: mejorar la efectividad de la lucha contra el frente del fuego durante un incendio.
- Análisis de riesgo: obtener mapas de riesgo los cuales obtienen el peligro de ignición de distintas regiones basándose en condiciones meteorológicas y en factores humanos.

Para todos los casos, es importante utilizar de la mejor forma todas las herramientas que estén disponibles en este campo. El buen uso de herramientas puede ser definitivo para disminuir el avance del fuego como así también para reducir pérdidas y disminuir el riesgo de las personas que participan en la lucha contra el fuego.

Hoy en día es común utilizar herramientas informáticas en la mayoría de las áreas de trabajo. El campo de los incendios forestales no es la excepción. Tal vez, las herramientas más comunes y más utilizadas son los simuladores, los cuales tratan de imitar el comportamiento del fuego durante un incendio forestal (donde el tipo de combustible se considera continuo y uniforme [9]). Estas herramientas pueden ser utilizadas tanto para la toma de decisiones durante un incendio como así también para el estudio de cómo se propagaría el fuego en un determinado lugar y así poder mejorar las medidas preventivas [4], etc.

## 1.2. Características del fuego y de los incendios forestales

El fuego es una reacción química producida por la ignición y combustión de materiales [10]. Para que la ignición y la combustión ocurran son necesarios tres elementos: combustible para quemar, aire para obtener oxígeno y una fuente de calor para llevar a los combustibles a la temperatura de ignición. Estos tres elementos definen el *triángulo del fuego* (figura 1.1).

Reduciendo uno de los tres elementos que componen el triángulo del fuego, es posible controlar y extinguir el incendio [6]. Los incendios suelen iniciarse en un punto o foco y el fuego se propaga y se expande debido a la convección, radiación y conducción del calor que las llamas provocan (figura 1.2) [10].

El fuego se produce en dos fases: precalentamiento y combustión. Los materiales se precalientan por transmisión del calor llegando a una temperatura en la cual arden y se combustionan solos sin necesidad de otra fuente de calor.

Aunque en un bosque se encuentren los tres elementos que componen el triángulo del fuego, un foco de incendio no puede producirse si no se inicia

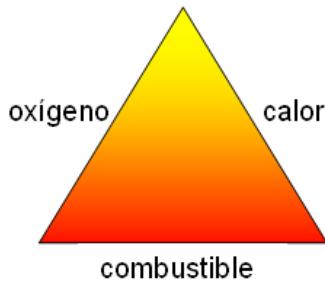


Figura 1.1: Triángulo del fuego

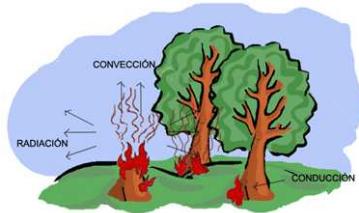


Figura 1.2: Formas como se propaga el fuego: inducción, convección, radiación

por alguna razón. Datos publicados en [10] muestran 6 grandes grupos en los que se clasifican las causas de los incendios forestales:

- Rayos.
- Negligencias.
- Causas fortuitas.
- Intencionados.
- Desconocidas.
- Reproducciones de incendios anteriores.

Es posible observar que muchas de estas causas son debidas a factores humanos: más del 90 % de los incendios son provocados por su mano [5].

En el área forestal, existen 3 tipos de incendios [10]:

- Incendios de superficie: el incendio se propaga sobre la superficie del terreno. Se quema el combustible que está sobre el suelo, el cual en un bosque suele ser hojarasca, ramas caídas, acículas de pinos, troncos de

árboles caídos, etc. El fuego suele propagarse rápido en este tipo de incendio.

- Incendios de copas: son los incendios que se propagan a través de las copas de los árboles. Las llamas alcanzan grandes alturas y se propagan de la copa de un árbol a otro por conducción.
- Incendios de subsuelo: en este caso el fuego se propaga por debajo de la superficie. El fuego quema y se propaga a través de raíces y materia orgánica seca.

Estos 3 tipos de incendios tienen características de propagación y de comportamiento de fuego distintas. Algunas de las razones son que el combustible difiere, la acción de factores como el viento y la pendiente influyen de distinta forma, la cantidad de oxígeno disponible varía, difiere la humedad encontrada, etc.

### 1.3. Simuladores

Un simulador es una herramienta informática que (como su nombre lo indica) simula algún tipo de fenómeno. En la actualidad existen muchos simuladores de procesos naturales como así también no naturales.

En su mayoría se basan en tener un conjunto de entradas que describen el entorno donde se desarrolla el fenómeno y un proceso que completa paso a paso cada fase del fenómeno. En base a las características del medio y al comportamiento de dichos factores se obtiene el resultado de la simulación como salida.

El uso de simuladores tiene diversas ventajas, algunas de ellas son:

- Observación de fenómenos: muchas veces la observación de ciertos fenómenos no resulta fácil por distintas razones, por ejemplo: no suceden con la periodicidad necesaria, el sitio donde ocurren, los resultados o consecuencias que tienen (algunos llegan a ser dañinos), etc.
- Predicción de fenómenos: en muchos campos es muy útil tener una simulación de un fenómeno antes de que el mismo ocurra. El resultado de la simulación se puede utilizar para entender dicho proceso, para actuar o tomar decisiones acerca del mismo, etc.
- Estudio del fenómeno: al tratarse de simulaciones, no existen efectos secundarios sobre el fenómeno reproducido, por lo que no existen limitaciones de daños o efectos secundarios que el fenómeno pudiese ocasionar. Además, tampoco existirían restricciones con respecto a la cantidad de veces y bajo qué condiciones el fenómeno es simulado.

Como se puede observar las ventajas de la utilización de simuladores son diversas. Principalmente se deben a que se trata de una abstracción informática del fenómeno por lo tanto no se tienen más restricciones para su realización que disponer de los recursos necesarios para su desarrollo y posterior uso, y disponer del tiempo necesario para la simulación.

Sin embargo, existen casos que las simulaciones están limitadas en su tiempo de duración. Esto es, simulaciones que necesariamente deben ser más rápidas que una cantidad de tiempo determinada. En muchos casos, este tiempo es el tiempo que tarda el fenómeno real en producirse (simulaciones en *tiempo real*).

Algunos campos en que es muy normal el uso de simuladores son la física, química, climatología, medicina, farmacia, economía, biología, informática, etc. Como se puede ver los campos son diversos y los fenómenos pueden ser tanto naturales como así también fenómenos artificiales.

En el área de incendios forestales, es común el uso de simuladores para predecir el comportamiento del fuego y así poder tomar medidas para hacer más efectiva la lucha contra el fuego en un incendio y disminuir los daños causados por el mismo como así también tomar medidas preventivas más efectivas.

Pero el problema de la utilización de estos simuladores es que no siempre las simulaciones son válidas, pues muchas veces la propagación observada como salida del simulador difiere de la propagación real del fuego. Este problema es el que intentaremos disminuir para lograr simulaciones correctas (simulaciones que representen el avance del fuego real).

## 1.4. Ciencia Computacional

En la actualidad se puede observar que a través del uso de la informática se dan solución a distintos tipos de problemas. Muchos de ellos son el resultado de la implementación de algún modelo de algún fenómeno (natural como así también artificial). Pero, cómo se logra esto? en principio se debe contar con conocimiento en el dominio del problema, luego, es necesario cierto conocimiento para definir un modelo que lo represente de forma correcta y completa, y por último se necesita de la tecnología adecuada para poder implementar el modelo y para su posterior uso.

Como se puede observar, este trabajo es naturalmente interdisciplinario, existe una fuerte interacción entre las distintas partes para lograr solucionar problemas de forma eficaz y correcta utilizando sistemas informáticos. La Ciencia Computacional es la ciencia que interrelaciona estos aspectos: usa conocimiento y herramientas matemáticas y tecnológicas para diseñar herramientas que serán usadas en una computadora para solucionar problemas científicos.

Este trabajo, se ubica en la Ciencia Computacional dado que se conjuga

la utilización de un modelo matemático que modeliza el comportamiento físico del fuego, el uso de herramientas informáticas para implementar dicho modelo y utilizarlos para simular el progreso de un fuego en un entorno determinado, con el análisis de valores obtenidos experimentalmente. El objetivo principal de este trabajo es mejorar las predicciones del comportamiento del fuego para obtener mejores simulaciones y poder brindar información más precisa para su posterior uso.

Utilizando un simulador ya desarrollado, trataremos de mejorar la forma en que se lo utiliza para así poder obtener mejores simulaciones. Para esto, hace falta analizar sus principales características, cómo funciona, analizar sus entradas, sus salidas, y verificar la correctitud de sus resultados. A través de todo este análisis es posible detectar errores o debilidades en el simulador y en las predicciones y así poder mejorar estas últimas.

La correctitud de las respuestas de muchas herramientas informáticas dependen de la calidad de los datos de entrada. No se puede esperar una salida correcta si se parte de entradas que no lo son. Los simuladores en general no son la excepción a esto, y particularmente los simuladores de comportamiento del fuego tampoco lo son debido a la complejidad que albergan sus datos de entrada.

En este trabajo, se propondrá una mejora no en el simulador mismo, sino en la forma en que éste es utilizado. El simulador se utilizará como una “caja negra” dentro de una metodología que intentará mejorar las predicciones paso a paso.

A pesar de que se describirán características del simulador utilizado, no se tratará de mejorar ni el modelo ni el simulador en sí, sólo la forma en que los datos de entrada son elegidos para su posterior uso en el simulador. Pero para poder mejorar el uso del simulador, es necesario entender cómo es su funcionamiento, cómo interpreta y manipula los datos para producir respuestas.

En nuestro trabajo, se analizará cierta información aportada por el estado del incendio en un instante de tiempo determinado, para poder utilizar dicha información en la elección de los datos que serán ingresados al simulador para la predicción. Este conocimiento ayudará a elegir ciertos parámetros para lograr que los resultados sean más parecidos al avance del fuego real.

De esta forma, se propondrá una metodología de trabajo para optimizar la búsqueda del mejor conjunto de parámetros para que el simulador logre simulaciones correctas. Se intentará hacer esta búsqueda de una forma “inteligente”, basándonos en conocimiento disponible del progreso real del fuego para elegir los valores de forma tal que se llegue de forma más rápido a mejores soluciones.

## 1.5. Aportaciones

En el contexto de predicción de incendios forestales es importante lograr aplicaciones que ayuden en la toma de decisiones en el momento de un incendio como así también en planes de prevención y de planificación. Es importante que además de lograr buenas simulaciones del comportamiento del fuego, que estas simulaciones se obtengan en poco tiempo. Para que una predicción sea útil es necesario que el tiempo de obtención de dicha predicción sea corto, pues este tipo de simulación está naturalmente acotada por el tiempo en que se desarrolla el fenómeno (en este caso el incendio).

En este trabajo se propone una metodología que intenta encontrar buenas soluciones para obtener simulaciones correctas en poco tiempo. Para esto se propone una metodología donde se utiliza un algoritmo genético al cual se lo guía para que explore zonas del espacio de búsqueda que contenga buenos individuos. De esta forma se converge más rápidamente a soluciones correctas que logren buenas simulaciones.

Entonces, las principales aportaciones de este trabajo son el método para obtener conocimiento a partir de información disponible y los métodos para utilizar dicho conocimiento dentro de la búsqueda: método computacional y método analítico.

Ambos métodos modifican las operaciones del algoritmo evolutivo con el objetivo de disminuir la aleatoriedad y agregar cierto uso de conocimiento. Esto hace que el método evalúe individuos que logran simulaciones cercanas a la realidad, evitándose en alguna medida evaluar individuos que por sus características sabemos que no van a lograr buenos resultados.

## 1.6. Organización del trabajo

En los distintos capítulos de este trabajo se abordarán distintos temas. La organización será la siguiente:

El capítulo 2 expondrá temas relacionados con el modelo de comportamiento del fuego y simuladores de comportamiento del fuego. Se describirán factores que influyen en el comportamiento del fuego como son el combustible, el clima y la topografía. Luego se mostrará el modelo matemático que describe el comportamiento del fuego y por último se describirán muy brevemente alguno de los simuladores que existen en la actualidad. El simulador *fireLib* se describirá un poco más extensamente ya que es el utilizado en este trabajo.

El capítulo 3 abordará la problemática de utilizar simuladores para predecir el comportamiento del fuego durante un incendio. Se mostrará la forma clásica de predicción y luego se mostrarán los pasos de un método de predicción guiado por los datos que intenta solucionar las debilidades de la predicción clásica (y mejorar la calidad de las simulaciones obtenidas).

En el capítulo 4 describirán las principales características del algoritmo genético utilizado. Se describirá cómo se utiliza el algoritmo genético en nuestro dominio específico: simulación de incendios forestales.

En el capítulo 5 se proponen 2 métodos para mejorar el algoritmo evolutivo. El objetivo es utilizar conocimiento disponible para guiar al algoritmo evolutivo, disminuyendo la aleatoriedad de las operaciones y forzándolo a orientarse hacia zonas favorables de todo el espacio de búsqueda. Se proponen dos métodos, el método computacional y el método analítico. Este último sirve para corroborar la correctitud del método computacional.

El capítulo 6 describe la experimentación que se ha realizado para estudiar el funcionamiento de los métodos propuestos. Esta experimentación se ha realizado utilizando mapas de quemas reales y mapas sintéticos (mapas obtenidos utilizando el mismo simulador). De cada mapa se realizan distintas pruebas y se estudian los resultados encontrados. Se comparan los resultados de cada uno de los métodos y el algoritmo genético sin realizar ninguna guía.

Por último, en el capítulo 7 se describen las conclusiones que este trabajo nos permitió llegar. Además se muestran las líneas abiertas de este trabajo por las cuales se intentará seguir trabajando.

## Capítulo 2

# Simulación del comportamiento del fuego

### 2.1. Introducción

Los simuladores utilizados en este campo intentan simular cómo avanza el fuego en un incendio forestal. En general, toman las características del ambiente donde se desarrolla el incendio en un momento dado y tratan de simular cómo se propagará el fuego en un instante de tiempo posterior.

En el capítulo anterior se mencionaron los tres tipos de incendios que se pueden desarrollar en un bosque o área forestada: de superficie, de copa y subterráneos. Aunque estos tipos de incendios estén relacionados y se puedan desarrollar simultáneamente (y por lo tanto influir uno en el otro) los simuladores estudiados suelen contemplar un sólo tipo de incendio (excepto NEXUS, del cual se hablará en la sección 2.3.3 de este mismo capítulo), pues los distintos tipos de incendio tienen distintos patrones de propagación y por lo tanto los modelos utilizados son distintos. Además existen modelos sobre fuegos eruptivos [13][14], salto de chispas, fuegos en cañones [15], etc.

En el momento de un incendio, muchos factores determinan cómo va a avanzar el frente del fuego. Por sólo nombrar algunos de ellos, se tiene la pendiente, el tipo de vegetación, el clima, el viento, la humedad del ambiente, la humedad del combustible, etc.

Además del fuego, existen otros elementos que tienen comportamiento propio, como puede ser la humedad [8], el aire, etc. Naturalmente, en el momento de un incendio, todos estos factores interactúan entre sí, influyéndose mutuamente en cada momento. Por esto, un simulador *completo* debería tener en cuenta todas estas interrelaciones e interacciones.

Esto es muy complejo de obtener si además se pretende que el simulador obtenga resultados en un tiempo aceptable. Es así como la mayoría de los simuladores actuales sólo simulan la propagación del fuego en un tipo de incendio determinado y muchas veces, asumiendo ciertas características

del entorno. Esto hace que los simuladores no sean tan precisos como realmente se desea. En todo caso, se buscará la relación precisión-tiempo más conveniente para el usuario.

### 2.1.1. Combustible, Clima y Topografía

El tipo de combustible, el clima y la topografía del sitio donde se desarrolla el incendio determinan cómo será su propagación. Estos factores harán que el fuego no se propague y se extinga rápidamente o, por el contrario, harán que el fuego crezca y el incendio se propague por varias hectáreas [6].

La cantidad y tipo de combustible inflamable que rodea un incendio se conoce como carga. Ésta es medida por cantidad de combustible disponible por unidad de área (casi siempre se mide en toneladas por acre). Cuanta más carga, el fuego se propagará más rápido y con mayor intensidad.

Otra de las características que influye en la forma de propagación es el tamaño del material que conforma el combustible. Si se tiene un combustible pequeño, este es más fácil de precalentar y de quemar que un material grande el cual tarda más tiempo en ambos procesos. Esto se debe a la relación entre la superficie total del material y su volumen. Cuanta mayor superficie con respecto al volumen, el material es más fácil de precalentar y quemar. Al contrario, cuanto mayor es el volumen con respecto a su superficie, más tardará en quemarse.

La humedad del combustible también afecta a la velocidad en que el material es quemado. Cuanta mayor humedad más tiempo tarda la fuente de calor en secar el combustible y hacer que alcance su temperatura de ignición. Un material con alto contenido de humedad absorbe el calor del fuego haciendo más difícil su propagación.

Temporadas de muchas precipitaciones ayudan a que el fuego no se propague ya que el combustible tendrá alto contenido de humedad. Por el contrario, las temporadas secas son una gran amenaza ya que aumenta las probabilidades de que se produzca un incendio como así también ayuda en la rápida propagación de sus llamas.

Otro factor que afecta es cómo se encuentra el combustible en el escenario. Si se tiene mucho combustible junto, éste es más difícil de calentar ya que mantiene mejor la humedad, y además existe menos oxígeno necesario para que el fuego exista. Por el contrario, si el combustible está esparcido, éste es más fácil de precalentar (por el fuego y el humo) y existe más oxígeno para favorecer el desarrollo del fuego.

Cómo influye la temperatura en el ambiente es directo: a mayores temperaturas se tienen combustibles más calientes y también más secos.

Otro factor con gran importancia en determinar la forma en que avanza el frente del fuego en un incendio es el viento. Cuanta mayor intensidad tenga el viento, más rápida será la propagación ya que el viento empuja las llamas acelerando la propagación. Un viento lo suficientemente intenso determina

la dirección de propagación. Además, el viento puede arrastrar restos de combustible encendido y crear otros focos de incendios (fenómeno conocido como *spotting*), el viento ayuda a secar combustible potencial, provee de más oxígeno al fuego, etc.

A pesar de que dependiendo de su intensidad puede ser el parámetro con mayor importancia en la propagación del incendio, también es muy impredecible: el viento de por sí es un factor cambiante, pues sus ráfagas rara vez son constantes en tiempo e intensidad. A esto se le agrega que en los incendios suele darse un microclima que crea fuertes vientos en su interior, de forma de ráfagas intensas y de torbellinos.

La pendiente del lugar de desarrollo del incendio también afecta a la velocidad y dirección de propagación. El fuego se propaga más rápidamente a favor de la pendiente (esto es, subiendo la pendiente). Además, el humo y el calor suben también por la pendiente, precalentando el combustible y haciéndolo más fácil de quemar.

La figura 2.1 muestra esquemáticamente qué factores favorecen a la propagación del fuego y cuales no lo favorecen.

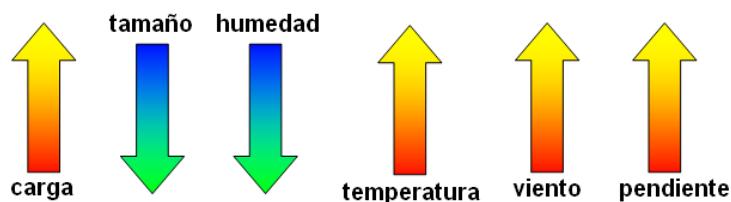


Figura 2.1: Factores que influyen en la propagación del fuego.

### 2.1.2. Modelos de Combustible

Los modelos de propagación de fuego utilizan las características del entorno donde se desarrolla el fuego para determinar principalmente dos cosas: comportamiento del fuego e índices de riesgo de incendio [2].

A pesar de que en los bosques o áreas forestadas suele encontrarse gran diversidad de especies vegetales, es común que haya un tipo de material que prepondere y que sea el que determine cómo se propagaría el fuego en caso de incendio. Los modelos de combustible intentan representar estos materiales para simplificar el uso de los modelos matemáticos de propagación del fuego.

Desde la década del 70 se han propuesto modelos para describir los distintos tipos de combustible [2]. Actualmente se utilizan 13 modelos de combustible distintos, divididos a su vez en 4 clases: pastos, arbustos, leñosos y ramas. Estas 4 clases de combustible propagan el fuego de distinta forma.

Esto es principalmente por la carga de los combustibles y por la distribución a lo largo de los distintos tamaños de partículas.

Estos 13 modelos describen las características de los combustibles que, junto con otros factores, determinan la intensidad y el índice de propagación del fuego. Estas características son utilizadas como entradas en los modelos matemáticos de comportamiento del fuego y definen para cada tipo: carga, altura, razón entre volumen y superficie, contención de humedad del combustible herbáceo vivo y combustible ya muerto, contenido de humedad para la cual dicho combustible ya no propaga, etc.

La figura 2.2 muestra los 3 tipos de combustible del grupo pastos, las figuras 2.3 y 2.4 muestran los modelos del grupo arbustos, la figura 2.5 el grupo leñosos y 2.6 el grupo donde preponderan las ramas.

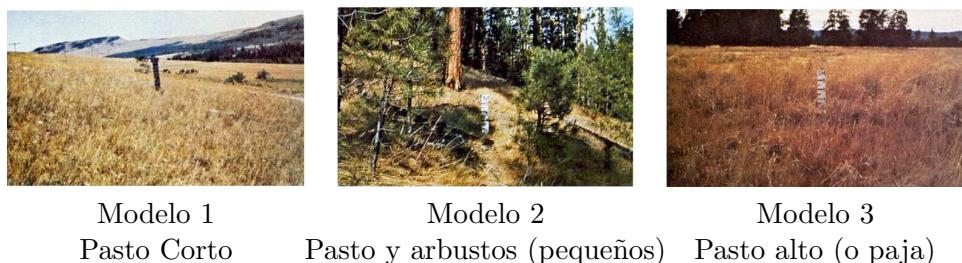


Figura 2.2: Modelos de Combustible: Grupo Pastos

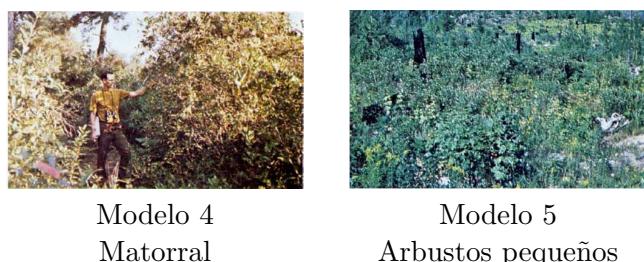


Figura 2.3: Modelos de Combustible: Grupo Arbustos



Figura 2.4: Modelos de Combustible: Grupo Arbustos

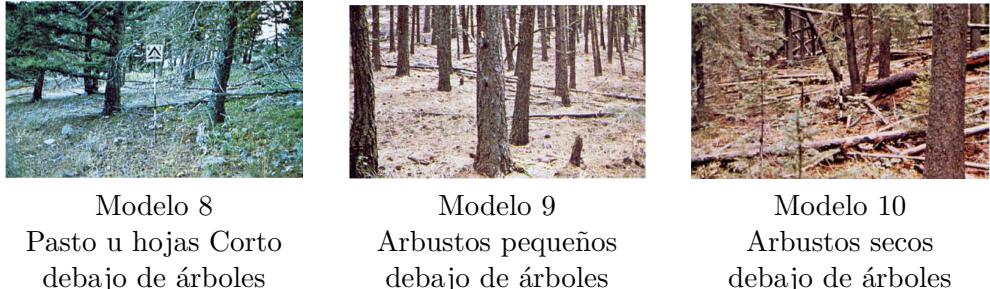


Figura 2.5: Modelos de Combustible: Grupo Leñosos



Figura 2.6: Modelos de Combustible: Grupo Ramosos

## 2.2. Modelo del comportamiento del Fuego

En [9] se plantea si *realmente es posible predecir el comportamiento del fuego*. La respuesta es que *esto depende de la precisión que se busca en la predicción*: hay muchos factores que influyen y que hacen importantes diferencias en la forma de propagación del fuego que hacen que se descarte la idea de pensar en predicciones absolutas. La exactitud en las predicciones dependen de la habilidad y del conocimiento del usuario y de la uniformidad o falta de la misma en combustibles y en condiciones del ambiente [9].

Richard Rothermel ha definido un modelo de comportamiento del fuego [9] asumiendo que el mismo avanza sobre superficies con combustible fino y continuo: pastos, suelo cubierto de acículas de pino u hojas, arbustos, ramas caídas, etc.

El modelo de fuego desarrollado por Rothermel evalúa la energía generada por el fuego, la transmisión de calor desde el fuego al combustible próximo al fuego y la energía absorvida por el combustible. En este modelo se consideran combustibles vivos y muertos, sus contenidos de humedad (éste afecta tanto la energía generada como la energía absorvida). También se consideran los efectos del viento y de la pendiente en la transferencia del calor, la carga, la compactitud del combustible, el tamaño de las partículas que lo componen, etc. Todos estos factores determinan la forma y la velocidad en que el fuego se propaga.

Aunque son factores que influyen en el avance y comportamiento del

fuego, este modelo no considera ni modela: fuego de copas, torbellinos de fuego, *spotting*, etc.

El modelo de Rothermel es uno de los modelos más utilizados para predicción del comportamiento del fuego. La mayoría de los simuladores de comportamiento del fuego basan sus cálculos en este modelo [5]. Sus operaciones calculan el índice de máxima propagación y la intensidad de reacción del fuego conociendo ciertas propiedades del combustible y del ambiente donde se desarrolla el incendio.

La ecuación 2.1 muestra la fórmula propuesta por Rothermel para modelizar la propagación del fuego. Dicha fórmula calcula el índice de propagación del fuego sobre combustible uniforme:

$$R = \frac{I_r \xi (1 + \Phi_w + \Phi_s)}{Pb^\varepsilon Qig} \quad (2.1)$$

donde,

$R$	índice de propagación del frente del fuego (pies/minutos).
$I_r$	intensidad de reacción - índice de energía liberada del frente del fuego ( $Btu/pies^2/min$ ).
$\xi$	índice de flujo de propagación (intensidad de reacción, la cual calienta partículas de combustible adyacente para arder).
$\Phi_w$	efecto del viento.
$\Phi_s$	efecto de la pendiente.
$Pb$	cantidad de combustible.
$\varepsilon$	medida de proporción del combustible parcial que es calentado a temperaturas de ignición en el momento que comienza la ignición.
$Qig$	cantidad de calor requerido para quemar una libra de combustible (pre-ignición).

El numerador de la ecuación 2.1 es la cantidad de calor real recibida por combustible potencial y el denominador es el calor requerido para llevar el combustible a temperaturas de ignición.

Como se mencionó anteriormente, el viento y la pendiente determinan la dirección en que avanza el fuego. Esto se ve reflejado en las ecuaciones del modelo de Rothermel donde se determina que la dirección de máxima propagación del fuego resulta de componer el efecto del viento y de la pendiente como se muestra en la ecuación (2.2):

$$\Phi = \Phi_w + \Phi_s \quad (2.2)$$

donde  $\Phi_w$  es la dirección de máxima pendiente y su módulo es el *efecto de pendiente* y  $\Phi_w$  es la dirección del viento y su módulo es el *efecto del viento*.

A su vez, el efecto del viento está determinado según muestra la ecuación 2.3:

$$\Phi_s = 5,275 \beta^{-0,3} \tan \omega^2 \quad (2.3)$$

a su vez, la ecuación 2.4 muestra el efecto del viento:

$$\Phi_w = C (3,281 v)^B (\beta / \beta_{op})^{-E} \quad (2.4)$$

donde  $v$  es la velocidad del viento,  $\beta$  es la razón de compactación del manto de combustible,  $\beta_{op}$  es la razón de compactación óptima,  $\omega$  es la pendiente (en radianes), y los coeficientes C, B y E están en función del tamaño de las partículas que componen el manto de combustible [12]. Entonces, el modelo define la dirección de máxima propagación a partir de la composición de la dirección y los grados de inclinación de la pendiente y de la dirección y la velocidad del viento.

Este modelo conforma el núcleo básico de la mayoría de los simuladores de incendios forestales más utilizados los cuales se describen en la siguiente sección.

### 2.3. Simuladores de comportamiento del fuego

En la actualidad existen diversos simuladores utilizados para predecir el comportamiento del fuego. A continuación se dará una breve descripción de los más utilizados [16]. En este trabajo, se describirá más ampliamente el simulador FireLib ya que es el simulador elegido para trabajar desarrollar el presente trabajo.

#### 2.3.1. BehavePlus

Se considera el sucesor de BEHAVE (Andrews 1986). Es un simulador que corre bajo Windows. Behave Plus es una colección de modelos que describen el comportamiento del fuego, su entorno y sus efectos.

A pesar de que se recomienda el uso a usuarios experimentados o al menos familiarizados con el problema, tiene la opción de utilizar una serie de ventanas que permiten el ingreso de los parámetros y muestra la salida de una forma amigable y fácil de utilizar.

Muestra las relaciones entre humedades, viento, pendiente e índice de propagación de forma gráfica luego de una simulación. Este sistema produce gráficos, tablas, diagramas y puede ser utilizado por diversas aplicaciones para manejo del fuego.

### **2.3.2. FARSITE**

FARSITE (Fire Area Simulator) Es un modelo de simulación de crecimiento del fuego. Corre en entornos Windows y tiene interfaz gráfica. Necesita como entrada información de sistemas de información geográfica (GIS).

Utiliza información sobre la topografía, el clima, el viento y el combustible. Este simulador incluye los modelos de propagación en superficies, copas, spotting, y realiza las simulaciones en dos dimensiones.

Es un modelo para simulación en tiempo y espacio de la propagación y comportamiento de fuegos bajo condiciones que consideran terreno, combustibles y clima heterogéneos.

Para simular el crecimiento del frente del fuego, FARSITE se basa en un principio de propagación de ondas propuesto por Huygens. Tiene como salida la proyección del perímetro del frente del fuego y el comportamiento del fuego. Estas salidas son portables a distintas aplicaciones para PCs o GIS.

Está orientado a usuarios con conocimientos sobre combustibles, clima, topografía, situaciones de incendios, etc. Tiene fuertes requerimientos de información organizada de topografía, combustibles y condiciones del tiempo.

### **2.3.3. NEXUS**

NEXUS es una aplicación que conecta modelos de predicción de fuegos de copas y fuegos de superficies. NEXUS es útil para estudiar el riesgo de incendios de copas potencial y formas alternativas de tratarlos. Esta aplicación incluye herramientas visuales que son útiles para entender al interacción entre incendios de copas y de superficie.

En un comienzo NEXUS se trataba de una hoja Excel pero en el año 2003 pasa a ser un programa por si mismo. Está orientado a usuarios familiarizados con BEHAVE o BehavePlus, usuarios que posean conocimiento sobre comportamiento del fuego y sobre modelos de fuego de copas.

### **2.3.4. FOFEM**

FOFEM (First Order Fire Effects Model) modela los efectos directos o indirectos que son consecuencia de los incendios. Establece los efectos secundarios de los incendios (mortalidad de árboles, consumición de combustible, humo y calor del suelo).

Es útil para planificar de mejor forma los incendios preescritos ya que permite conocer cuáles son los efectos que la realización de dicho incendio. Es útil para conocer los valores de humedad del combustible para guiar fuegos prescritos, determinar la superficie que debería ser quemada un día determinado para no superar los límites de emisión de gases, evaluar efectos de fuegos, comparar resultados de distintas acciones, etc.

### 2.3.5. fireLib

*fireLib* es una librería desarrollada en C para la simulación de incendios forestales basados en los algoritmos de BEHAVE para predecir la propagación del fuego en 2 dimensiones. Calcula el índice de propagación, intensidad, longitud de llama y altura de brasa para incendios de superficie.

*fireLib* contiene 13 funciones, pero con 4 de ellas es suficiente para crear un simulador simple pero eficiente y funcional. Este simulador recibe como entradas el mapa con el frente de fuego inicial (lo llamamos instante  $t_0$ ) y los parámetros de entrada que aportan toda la información necesaria para la predicción y da como resultado el mapa del incendio simulado para un instante de tiempo posterior a  $t_0$  (instante  $t_1$ ) (figura 2.7).

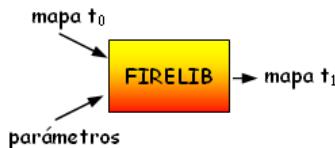


Figura 2.7: *fireLib: entradas y salidas*

Los parámetros que recibe el simulador son:

- Número de modelo de combustible (uno de los 13 modelos definidos en la sección 2.1.2).
- Contenido de humedad del combustible muerto (pasadas 1 hora, 10 horas y 100 horas).
- Contenido de humedad del combustible herbáceo vivo.
- Velocidad y dirección del viento.
- Dirección e inclinación del terreno.

Los mapas representan el terreno donde se desarrolla el incendio. Los mismos son divididos en celdas y cada celda contiene el minuto en que el fuego alcanza el centro de la misma (un valor nulo si nunca fue alcanzada por el fuego).

Si el tipo de combustible encontrado en el terreno no concuerda con ninguno de los 13 modelos de combustible propuestos en [2] *fireLib* permite crear un tipo de combustible nuevo y definir todas sus características para que sea más representativo del tipo de combustible real. Para esto se debe especificar un catálogo de combustible nuevo, el modelo de combustible, y las partículas que forman el combustible. Existen distintos métodos para facilitar la creación de un modelo nuevo, la especificación de sus características

y su posterior utilización. En este caso, hay que especificar todos los datos que se encuentran ya preestablecidos en los 13 modelos de combustibles mencionados anteriormente.

En el momento de una simulación, el simulador itera sobre cada una de las celdas del mapa propagando el fuego de una celda a otra hasta que la intensidad del fuego no es suficiente como para propagarse a una celda vecina o se llega a un borde del terreno.

Básicamente, el proceso de simulación puede resumirse en la descripción de 4 pasos (cada uno implementado con una función de las 4 funciones mencionadas anteriormente) [3]. Estos pasos se realizan por cada celda del mapa que puede llegar a propagar el fuego hacia otra celda vecina. Los pasos que se computan se resumen en la tabla 2.1:

Paso	Entradas	Salidas
<b>Combustible</b>	Características del combustible	Características generales del combustible, carga, densidad, altura, etc.
<b>Humedad</b>	Humedad del combustible	Índice de propagación sin viento ni pendiente. Intensidad de reacción, humedad de extinción del combustible vivo, etc
<b>Viento y Pendiente</b>	Dirección y velocidad del viento, dirección e inclinación del terreno	Índice de máxima propagación y su dirección
<b>Dirección</b>	Dirección de máxima propagación	Intensidad de propagación, longitud de llama, altura de brasas para cada una de las 8 direcciones principales.

Cuadro 2.1: Pasos de la simulación

En el primer paso, se establecen y se asignan los valores relacionados con el tipo de combustible. A pesar de que en la naturaleza se pueden tener distintos tipos de combustibles en el mismo área, en este simulador el tipo de combustible se considera uniforme tanto espacial como temporalmente (cierto grado de variabilidad ya está considerada en los modelos de combustibles utilizados).

En el segundo paso, se tiene como salida el índice de propagación sin considerar todavía la influencia del viento y de la pendiente. En este paso, lo que determina la intensidad de propagación es el tipo de combustible y

el contenido de humedad de dicho combustible. Los datos del combustible se obtuvieron en el paso anterior y los contenidos de humedades son las entradas de esta función.

En el tercer paso, se obtiene el índice de máxima propagación y la dirección en la que ocurre esta máxima propagación. Para obtener estos 2 datos, es necesario considerar la intensidad y la dirección del viento como así también, la inclinación y la dirección de la pendiente.

Aunque la pendiente se considera también uniforme en todo el terreno y a lo largo de toda la duración de la simulación, recién se utiliza en este paso porque el modelo de propagación propuesto por Rothermel modela el efecto producido por la pendiente de la misma forma que el efecto producido por el viento, combinándolos y tratándolos en conjunto para determinar el ángulo en que el fuego alcanza su mayor velocidad de propagación.

En el paso 4 se obtiene la intensidad y el índice de propagación para cada una de las 8 direcciones principales (N, NO, O, SO, S, SE, E y NE) [3]. En este paso se obtiene en qué momento el fuego llega a cada una de las celdas vecinas (si es que llega) dependiendo de la intensidad de propagación, de la dirección de máxima propagación, del crecimiento elíptico del modelo y la dirección y distancia en que se encuentra el fuego con cada una de las celdas vecinas.

En el capítulo 5 se detallará cómo el simulador *fireLib* determina la dirección de máxima propagación y se utilizará dicha información para mejorar su uso.

## Capítulo 3

# Predicción de Incendios Forestales

### 3.1. Introducción

En los últimos años se han desarrollado distintos simuladores para predecir el progreso del fuego en un incendio forestal. Estos simuladores pueden variar en el formato de sus entradas, formato y uso de sus salidas, modelos que implementa, habilidades, restricciones, tipos de usuarios, etc. Muchas veces los resultados de estos simuladores no son confiables debido a la falta de correctitud en las respuestas. Una causa de este problema es la imprecisión en los parámetros de entrada.

En este capítulo se mostrarán de forma sintética algunas características de los parámetros que explican en parte el por qué no se disponen de los valores correctos en el momento de una simulación. A continuación se explicará la forma de predicción clásica la cual sería correcta si partimos de datos de entrada correctos. El problema que tiene este método es que basa todo su cálculo de la simulación en 1 sólo conjunto de parámetros, por lo tanto, la simulación está sujeta a la calidad de ese único conjunto de parámetros. Para subsanar este problema, se utiliza otro método que utiliza distintas combinaciones de valores para los parámetros, lo que permite elegir y sintonizar dichos valores para obtener mejores simulaciones (método de 2 etapas). Este segundo método es el utilizado en este trabajo.

### 3.2. Imprecisión en los parámetros de entrada

En los capítulos anteriores se hace referencia a que la imprecisión en los parámetros de entrada de los simuladores son una de las causas de que las simulaciones sean incorrectas al compararlas con el avance real del fuego.

En [5] se reconoce que uno de los factores que dificultan la disponibilidad de los valores correctos es la naturaleza de los parámetros: hay parámetros

totalmente dinámicos, que cambian constantemente (velocidad y dirección del viento), otros que cambian con frecuencia (humedades del combustible, las cuales varían con los ciclos dia-noche y con el clima del lugar) y otros que cambian poco a poco como el tipo de combustible. Estas características hacen que muchas veces no se dispongan de los valores exactos de los parámetros en el momento del incendio, o que sean difíciles de obtener o incluso imposible [5].

A su vez, en [1] se reconocen las siguientes fuentes de incertidumbre en los parámetros:

- Existen parámetros que no pueden ser medidos directamente. Entonces, se utilizan estimaciones de otras medidas.
- Ciertos parámetros pueden ser medidos en ciertos puntos pero no en todos, entonces dichos puntos se deben interpolar a todos los puntos del terreno en estudio.
- Los parámetros dinámicos como el viento, varían y siguen su propio patrón de comportamiento. En este caso se necesitaría otro modelo que represente el comportamiento del viento en el microclima de un incendio.
- Los mapas utilizados son discretizados en celdas las cuales tienen una medida finita por lo que se debe trabajar con datos que son promedios de las características de toda la superficie que representa la celda. Trabajar con celdas demasiado pequeñas aumentaría en gran medida la complejidad y tiempo en las simulaciones.
- Los mapas seguramente tengan actualizaciones periódicas, con lo que se estaría usando como entradas datos antiguos.

La imprecisión en los parámetros de entrada afectan en el resultado de la simulación ya que estos parámetros determinan el escenario donde se desarrolla el incendio. Así, la propagación calculada por el simulador será en función al escenario descrito por los valores de los parámetros, entonces tener descrito el escenario de forma incorrecta, dará como resultado una propagación que no concuerde con la realidad (pero si lo haría con el escenario que describen erróneamente los parámetros).

### 3.3. Predicción clásica

Clásicamente, los simuladores de incendios forestales reciben como entradas el estado inicial del fuego (en la figura 3.1, fuego real  $FRt_0$ ) y los parámetros de entrada que describen el entorno del incendio. El simulador retorna el estado del frente del fuego para un tiempo posterior (fuego simulado  $FSt_1$  en la figura 3.1).

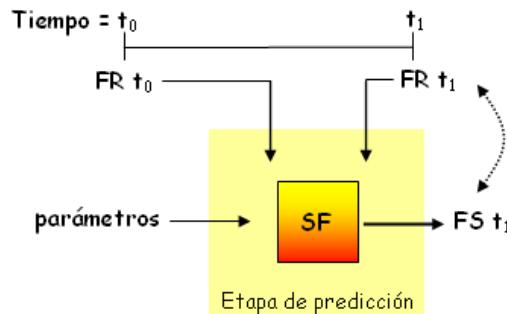


Figura 3.1: Predicción Clásica

Como ya se ha mencionado, cuando se compara el resultado de la simulación  $FS_1$  y el avance real del fuego ( $FR_1$ ), normalmente el fuego simulado difiere de la propagación real. Los resultados de la simulación no concuerdan con el avance real del fuego ocurrido. Sin embargo, este método consume pocos recursos de cómputo y poco tiempo (depende de la complejidad de los modelos internos del simulador).

En este punto se puede valorar las mejoras que podría lograr una herramienta informática que, asumiendo esta incertidumbre en la correctitud de los parámetros de entrada, intente trabajar con ellos y sintonizarlos hasta llegar a valores correctos. Este tipo de interacción entre la informática, la ciencia experimental (tratamiento de los datos disponibles para mejorar el comportamiento final del sistema) y la ciencia teórica (como la física, química, etc. en el desarrollo de las ecuaciones de modelos del comportamiento del fuego) es lo que permite ubicar el presente trabajo en el ámbito de la ciencia computacional.

### 3.4. Predicción Guiada por los Datos

El método clásico consta de una sola etapa: etapa de predicción. En la predicción guiada por los datos, se introduce una etapa de ajuste antes de la etapa de predicción. Esta nueva etapa, corresponde a anteponer algún método basado en el uso de cómputo intensivo con la finalidad de obtener el conjunto de parámetros que mejor prediga el comportamiento del fuego. Dicho conjunto de parámetros se usará como entrada en la etapa de predicción para un instante de tiempo posterior.

En este método se trata de utilizar y obtener los beneficios de utilizar herramientas y métodos informáticos que han sido resultado de años de estudio y trabajo: cómputo de alto rendimiento, minería de datos, etc, para mejorar la predicción utilizando el mismo sistema de simulación que en el método clásico pero envolviéndolo de recursos que nos proporcione la Cien-

cia Computacional para obtener mejor rendimiento.

Agregar esta nueva etapa aumenta el coste en tiempo de todo el proceso, por lo tanto se requerirá de cómputo distribuido y paralelo para reducir el tiempo de cómputo final. La figura 3.2 esquematiza la predicción guiada por los datos.

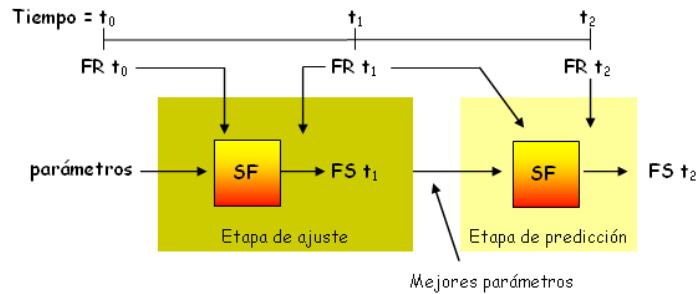


Figura 3.2: Predicción en 2 etapas: ajuste y predicción.

### 3.4.1. Etapa de Ajuste

Esta etapa es donde se aplicarán estrategias computacionales para realizar, a través del manejo efectivo de los datos y de la información que se dispone, una búsqueda efectiva la cual estará guiada por los mismos datos.

Durante la etapa de ajuste se evaluarán distintas combinaciones de valores para los parámetros, sintonizándolos hasta obtener una (o varias) combinaciones de valores para los parámetros tal que se obtengan buenas simulaciones.

En la etapa de ajuste, se trata de determinar valores para los parámetros de entrada del simulador tales que logren una buena simulación del instante de tiempo  $t_0$  a  $t_1$ . Para esto, se utiliza el simulador con la línea de fuego en el instante  $t_0$  ( $FR_0$ ) y los parámetros de entrada. El simulador retorna la línea de fuego simulada para el instante  $t_1$  ( $FS_1$ ). Este línea de fuego es comparada con la línea de fuego real en el instante  $t_1$  ( $FR_1$ ) y se evalúa cómo ha sido la simulación utilizando ese conjunto de parámetros.

El resultado de las comparaciones se utilizará como información para elegir mejores valores para cada uno de los parámetros de entrada y esto se volverá a utilizar como entrada en el simulador para volver a evaluar el conjunto de parámetros “mejorado”.

Este proceso se repite hasta alcanzar un número de iteraciones preestablecido o hasta llegar a un umbral que determina un grado de bondad deseado en los resultados de las simulaciones.

### 3.4.2. Etapa de Predicción

Una vez concluída la etapa de ajuste, se elije el conjunto de parámetros que logre la mejor simulación para  $t_1$  y se utilizará como entrada del simulador junto con la línea de fuego real en el instante  $t_1$  ( $FR_1$ ) para predecir el estado del incendio en el próximo instante de tiempo  $t_2$  ( $FS_2$ ).

Entonces, este método evalúa distintos conjuntos de valores y en base a los resultados de las simulaciones, se van mejorando dichos valores. El resultado de este método no está sujeto a una única combinación de parámetros sino a distintas combinaciones que se intentan mejorar paso a paso.

Es importante observar que se utilizará un escenario que es bueno para un instante de tiempo para predecir que es lo que pasará en otro instante de tiempo posterior. Esto es debido a que los parámetros que describen bien un escenario hasta un instante de tiempo dado, se supone que también lo hará para el próximo instante de tiempo. En este punto se considera que se agregarán cierto grado de error en la predicción debido a la naturaleza cambiante de las características del ambiente.

Es útil considerar que es necesario utilizar algún criterio de selección, alguna forma de elegir o combinar los valores de los parámetros que permita converger hacia combinaciones de valores que den buenas simulaciones. Para esto se utilizará un algoritmo genético que intentará realizar de la mejor forma posible la búsqueda de una buena combinación de valores para los parámetros. En el próximo capítulo se darán las principales características de dicho algoritmo y cómo será utilizado en este entorno.

# Capítulo 4

## Algoritmo Evolutivo

### 4.1. Introducción

Los simuladores de incendios forestales utilizan diversos parámetros de entrada para describir la topografía, el clima y la vegetación del entorno donde se desarrolla el fuego. Como es de esperar, cada uno de estos parámetros tiene un dominio de valores específicos. En nuestro trabajo se utilizan 8 parámetros, 6 de los cuales varían y 2 no lo hacen (se asume que sus valores están disponibles en el momento de la simulación). Teniendo en cuenta la cantidad de parámetros y sus rangos, el número de combinaciones de sus valores es muy grande. Trabajar con esta gran cantidad de combinaciones en nuestro método se convierte en el problema mayor a resolver: hacer una búsqueda efectiva en este gran espacio de búsqueda.

Entonces un objetivo es realizar una búsqueda optimizada en un espacio de búsqueda lo suficientemente grande como para hacer imposible una búsqueda exhaustiva si se tiene en cuenta que la predicción se debería obtener en poco tiempo para que la misma resulte útil.

En este trabajo se utiliza un algoritmo genético para realizar la búsqueda de una forma acotada y efectiva. Este método es muy utilizado en muchos dominios, y aunque su buen funcionamiento dependa del tipo de problema, su amplia utilización en numerosos dominios de aplicación demuestra su efectividad. En [1] se muestra que el uso de esta técnica es propicia para este problema específico.

### 4.2. Algoritmos genéticos: características

Este tipo de algoritmo simula la evolución genética natural. Se basa en evolucionar una población de individuos de forma iterativa y en dicha evolución sobreviven los individuos mejor adaptados al ambiente. Los individuos que sobreviven son los que tienen las mejores características en la población y las mismas se utilizan para generar nuevos individuos que formarán la próxima

población. Por lo tanto, los nuevos individuos heredan las buenas características de los padres.

Llevar esto a un entorno de programación implica definir qué es un individuo (al menos cómo está formado), definir una población de individuos y definir una función que determine cómo está adaptado un individuo a su ambiente.

#### 4.2.1. Operaciones

Es necesario definir la forma de obtener las sucesivas generaciones de individuos. Estas generaciones se obtienen utilizando distintas operaciones sobre los individuos de una población. Estas operaciones son: *selección*, *cruzamiento* y *mutación*. El objetivo final de estas operaciones es elegir buenos padres para poder generar individuos hijos los cuales formarán parte de la próxima población. La idea es que si los padres tienen buenas características (y por lo tanto están bien adaptados al ambiente), estas buenas características se transmiten a los hijos mediante el cruzamiento. Además, para lograr una cierta variabilidad en las características (para dar la posibilidad de probar características aún mejores como así también peores), se utilizan las operaciones de cruzamiento y mutación. Estas dos operaciones intentan agregar diversidad en las poblaciones.

En las próximas subsecciones se comentarán cada una de estas operaciones.

##### Selección - Elitismo

En la selección se eligen los individuos padres que se utilizarán para formar a los hijos que serán parte de la nueva población. Esta operación se realiza de forma tal que los individuos mejores adaptados al ambiente tienen mayor probabilidad de ser elegidos. Las características de los individuos seleccionados que hacen que dicho individuo esté bien adaptado al ambiente son transmitidas a los hijos. A esta operación se le puede agregar elitismo donde los mejores  $j$  ( $j > 0$ ) individuos son pasados directamente a la nueva población.

Existen distintas formas de realizar esta operación, algunas de las técnicas más utilizadas son:

- Basado en el rango: en este esquema se mantiene un porcentaje de la población para la siguiente generación. Se ordenan los individuos por puntuación (dependiendo si está o no está bien adaptado a su ambiente) y los peores  $M$  individuos son reemplazados por descendencia de los mejores con algún otro individuo de la población.
- Rueda de ruleta: se crea una rueda con los individuos de la población donde cada uno está de forma proporcional a su puntuación. Si estas

proporciones hacen que un individuo domine la población se realiza algún tipo de escalado. Dentro de esta rueda, se eligen 2 individuos y se emparejan. Con esta técnica es posible elegir el mismo individuo como padre (luego de esta operación se realizan otras que garantizan cierto grado de variabilidad en los individuos).

- Selección de torneo: se eligen aleatoriamente  $S$  individuos y el que tiene mayor puntuación se reproduce y su descendencia sustituye al que tiene menor puntuación.

### Cruzamiento

El cruzamiento consiste en el intercambio de las características de dos individuos, mediante el intercambio de sus partes. Una buena solución está constituida por buenos bloques: la operación de cruzamiento es la encargada de mezclar bloques buenos que se encuentren en diversos progenitores, y que serán los que den a los hijos buena puntuación. La idea es que sólo los buenos bloques se perpetúen (selección) y poco a poco vayan formando una buena solución.

Algunas técnicas de cruzamiento son:

- Cruzamiento n-puntos: los dos individuos se cortan por  $n$  puntos y se intercambian las características situadas entre los puntos. Lo más habitual es usar uno o dos puntos. En la figura (figura 4.1) se muestra un cruzamiento de un punto. El cruzamiento se suele realizar bajo una cierta probabilidad.
- Cruzamiento uniforme: se generan dos patrones aleatorios de ceros y unos y se intercambian las características donde ambos patrones tienen un uno. O bien se genera un número aleatorio por cada característica y si este número supera una probabilidad se intercambian dichas características de ambos individuos padres.
- Cruzamiento especializado: en algunos casos, aplicar cruzamiento de forma aleatoria da lugar a individuos que tienen características inválidas, en este caso hay que aplicar el cruzamiento de forma que genere siempre individuos o soluciones válidas.

### Mutación

En la evolución, una mutación es un fenómeno poco común, siendo muchas veces algo letal, pero en promedio, contribuyen a la diversidad genética de una especie. En un algoritmo genético tienen la misma función y tienen una frecuencia muy baja (como ocurre en la naturaleza).

La mutación es un mecanismo que genera diversidad, y por lo tanto, ayuda cuando un algoritmo genético está estancado, pero también es cierto que,

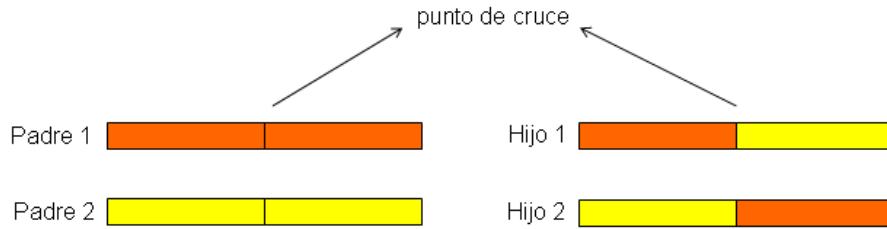


Figura 4.1: Cruzamiento: definición del punto de cruce y formación de los hijos.

si se abusa de ella, reduce el algoritmo genético a una búsqueda aleatoria. No es conveniente abusar de la mutación en un algoritmo genético habiendo otras formas de generar diversidad, como son aumentar el tamaño de la población o garantizar la aleatoriedad de la población inicial.

La mutación implica variar alguna característica del individuo hijo para así poder obtener individuos con propiedades distintas a la de sus padres. De esta forma es posible evaluar individuos que tengan características diferentes. Esto se suele hacer para explorar todo el espacio de búsqueda y no caer en máximos o mínimos locales.

La mutación se realiza por cada uno de las partes de los nuevos individuos: por cada característica, si se supera cierta probabilidad se modifica dicho valor.

En este trabajo, la técnica de selección utilizada es la de rueda de ruleta: se ordenan los individuos por su puntuación y se elige aleatoriamente pero cada individuo tiene una probabilidad de ser elegido proporcional a su puntuación. Para el cruzamiento se utiliza la técnica cruzamiento n-puntos, utilizando un punto de cruce e intercambiando las características de ambos padres (como muestra la figura 4.1). Para la mutación se especifica una probabilidad y por cada característica se realiza la mutación si y sólo si se supera esta probabilidad. El valor asignado en la mutación está dentro del rango válido para la característica mutada (para evitar generar individuos inválidos).

En este punto es posible resumir que el algoritmo genético itera la aplicación de estas tres operaciones sobre una población hasta un número determinado de veces o hasta alcanzar individuos cuyas simulaciones superen una puntuación preestablecida.

### 4.3. Algoritmo genético en predicción de incendios

En nuestro trabajo se utiliza un algoritmo genético para buscar el mejor conjunto de parámetros de entrada para el simulador del comportamiento del fuego.

En este punto es necesario definir qué es una población, qué es un individuo, cuál es la función que determina la puntuación de un individuo (cómo está adaptado un individuo a su ambiente), todos estos conceptos en relación a nuestro problema específico de predicción del comportamiento del fuego.

En este trabajo se utiliza el simulador de comportamiento de fuego *fireLib*. Dicho simulador tiene como entradas:

- Modelo de vegetación: se utiliza uno de los 13 modelos definidos en la sección 2.1.2. El modelo especificado describe la vegetación que actúa de combustible para el fuego.
- Pendiente del terreno: se determina los grados de inclinación de la pendiente y la orientación de la misma.
- Humedad del combustible herbáceo vivo: contenido de humedad del combustible vivo.
- Humedad del combustible muerto en 1 hora: contenido de humedad del combustible muerto transcurrida 1 hora.
- Humedad del combustible muerto en 10 horas: contenido de humedad del combustible muerto transcurridas 10 horas.
- Humedad del combustible muerto en 100 horas: contenido de humedad del combustible muerto transcurridas 100 horas.
- Velocidad y dirección del viento: se determina la velocidad en que corre el viento y su dirección.

En la lista anterior se tienen parámetros dinámicos (viento, humedades) y otros que se consideran estáticos (pendiente, tipo de combustible). En nuestro caso, consideramos que el valor de los parámetros estáticos (datos de la pendiente y modelo de vegetación) se conocen en el momento de la simulación, por lo que no se buscan sus valores ya que se los dispone con anterioridad.

El resto de los parámetros (dinámicos) son los que vamos a considerar en el algoritmo genético. Con ellos formaremos distintos individuos con el fin de evaluar distintas combinaciones y converger a alguna (o algunas) combinación que de una buena simulación.

Entonces, un *individuo* es una asignación específica de valores a cada uno

de los parámetros (los cuatro tipos de humedades distintas y la velocidad y dirección del viento). A su vez, una *población* es un conjunto de  $n$  individuos. Falta definir cómo determinamos la puntuación de cada individuo, el cómo está cada individuo adaptado a su ambiente. Esto es más complejo para definir y será expuesto en la próxima sección.

### 4.3.1. Función de error

Cómo determinamos que un individuo está bien adaptado al ambiente? En el contexto de la predicción de incendios forestales, un individuo está bien adaptado al ambiente cuando el mapa que genera tras la simulación es similar al mapa del avance del fuego real. En este trabajo hemos utilizado una función para determinar esto: función de *error*. En dicha función, se comparan celda a celda los mapas real y simulado.

Para poder definir el error, se utilizarán los mapas del fuego inicial, del fuego real y del fuego simulado ( $FI$ ,  $FR$  y  $FS$  respectivamente, figura 4.2).



Figura 4.2: Fuego inicial (*FI*) Fuego Real (*FR*) y Fuego Simulado (*FS*)

Sea  $FI_{ij}$  la celda del mapa inicial en la fila  $i$ , columna  $j$  (la misma forma se utilizará para todos los mapas:  $FR_{ij}$ ,  $FS_{ij}$ ) y sea  $Ign(FR_{ij})$  una función que es *verdadera* cuando la celda  $ij$  del mapa  $FR$  está quemada y *falso* caso contrario (la función  $Ign$  vale para todos los mapas:  $FI$ ,  $FR$  y  $FS$ ).

*Inicio* es la cantidad de celdas que pertenecen al fuego inicial del cual se comienza la propagación (instante  $t_0$ ) (ecuación 4.1).

*Real* es la cantidad de celdas quemadas en el mapa real (instante  $t_1$ ) (ecuación 4.2).

$$Inicio = \{c_{ij} \mid Ign(FI_{ij}) = \text{verdadero}\} \quad (4.1)$$

$$Real = \{c_{ij} \mid Ign(FR_{ij}) = \text{verdadero}\} \quad (4.2)$$

Entonces se definen: la *union* como el número de celdas quemadas en alguno o en ambos mapas (ecuación 4.3 y figura 4.3).

$$\cup = \{c_{ij} \mid Ign(FR_{ij}) \vee (Ign(FS_{ij})\} \quad (4.3)$$

La *intersección* como el número de celdas quemadas en ambos mapas (ecuación 4.4 y figura 4.4).

$$\cap = \{c_{ij} \mid Ign(FR_{ij}) \wedge (Ign(FS_{ij})\} \quad (4.4)$$

Una vez definidas estas operaciones, se define el *error* como:

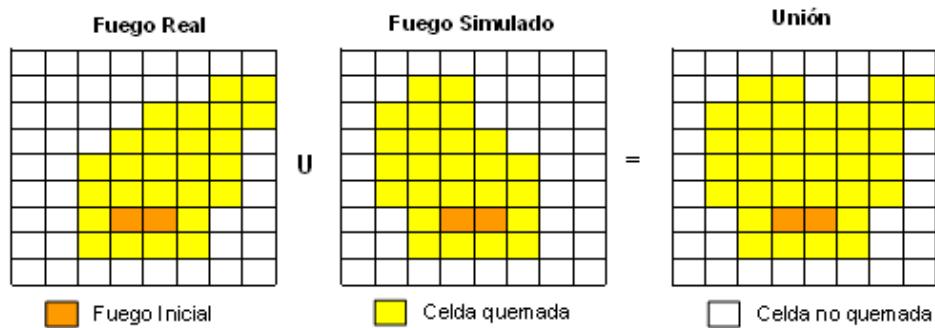


Figura 4.3: Operación de *unión* entre los mapas real y simulado

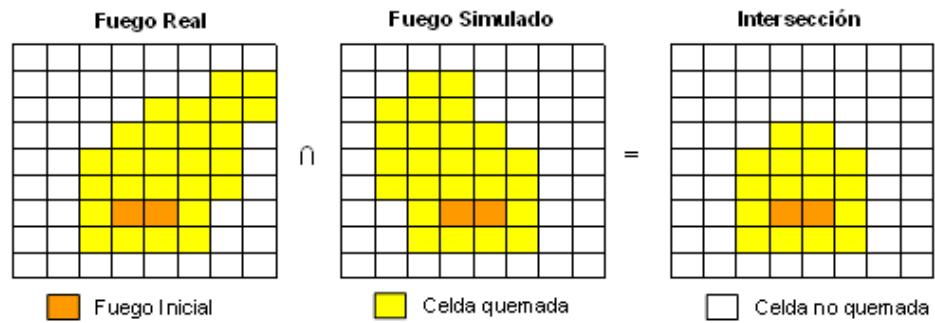


Figura 4.4: Operación de *intersección* entre los mapas real y simulado

$$Error = \frac{(\cup - Inicio) - (\cap - Inicio)}{Real - Inicio} \quad (4.5)$$

En esta función no se considera el fuego inicial (se resta siempre *Inicio*) ya que estas celdas que pertenecen a este mapa coinciden en ambos mapas (comienzo de la simulación) y sería contarlas como *aciertos* cuando no son celdas que el simulador haya predecido.

La función de *error* determina las celdas equivocadas (numerador en la ecuación 4.5) y estas celdas equivocadas se las hace relativas la cantidad de

celdas quemadas realmente (denominador en la ecuación 4.5). Esta ecuación describe el error cometido en la simulación. El algoritmo evolutivo intenta minimizar dicha función.

#### 4.3.2. Algoritmo Genético: pseudocódigo

En esta sección presentaremos de manera simplificada las características más importantes del algoritmo evolutivo implementado para el paso de ajuste de nuestro trabajo:

```

1:  main()
2:  {
3:      ObtenerPoblación(p);
4:      mientras (p.generación < generaciónMaxima)
5:      {
6:          para cada individuo i de la poblacion p
7:          {
8:              simular(mapaInicial, p.individuos[i], mapaSalida);
9:              error = error(mapaReal, mapaSalida);
10:         }
11:         evolucionarPoblación(p);
12:         p.generación + 1;
13:     }
14:     para cada individuo i de la poblacion p
15:     {
16:         simular(mapaInicial, p.individuos[i], mapaSalida);
17:         error = error(mapaReal, mapaSalida);
18:     }
19: }
```

Inicialmente se obtiene la población inicial (sentencia (3)). En nuestro caso se utiliza una población de individuos con valores aleatorios dentro de los rangos válidos para cada uno. Durante la evolución, se utiliza cada uno de los individuos en el simulador para obtener el mapa simulado (sentencia (8)) y luego se obtiene el error (sentencia (9)). Una vez que se tienen cada uno de los individuos con el error que produce su simulación, se evoluciona dicha población considerando el error producido (sentencia (11)). Una vez que se todos los pasos de evolución se evalúa cada individuo de la población final para evaluar su puntuación y elegir el mejor individuo para utilizarlo en la etapa de predicción (sentencias (14) a (18)). A continuación se muestra el pseudocódigo de la rutina `evolucionarPoblación`:

```

1:  evolucionarPoblación(poblacion p)
2:  {
3:      mientras(cantidad individuos poblacion nueva <
```

```

        cantidad individuos poblacion p)
4:  {
5:      padre1 = selección(p);
6:      padre2 = selección(p);
7:      cruzamiento(padre1, padre2, hijo1, hijo2);
8:      mutación(hijo1);
9:      mutación(hijo2);
10:     agregarIndividuo(nuevaPoblación, hijo1);
11:     agregarIndividuo(nuevaPoblación, hijo2);
12: }
13: p = nuevaPoblación;
14: }

```

Esta rutina implementa las operaciones explicadas en la sección 4.2.1 para evolucionar la población. El objetivo es armar una nueva población evolucionada a partir de la población actual. Para esto: se eligen dos progenitores (sentencias (5) y (6)) y se realiza el cruzamiento de sus características para obtener a los dos hijos (sentencia (7)). Posteriormente se realiza la mutación en cada uno de los nuevos individuos (sentencias (8) y (9)) y por último se agregan a la nueva población (sentencias (10) y (11)). Esta nueva población se retorna para ser utilizada con el próximo paso de evolución.

## Capítulo 5

# Predicción Guiada por los Datos

### 5.1. Introducción

Como se ha mencionado en el capítulo 3, el método de predicción que se utiliza en este trabajo consta de dos etapas: etapa de ajuste y etapa de predicción. En la etapa de ajuste se utiliza la información disponible sobre el comportamiento real del fuego del instante  $t_0$  al instante  $t_1$  para obtener un individuo que logre una buena simulación en este lapso de tiempo. Suponiendo que las condiciones del entorno no van a cambiar bruscamente en un próximo instante de tiempo, se utiliza esta combinación de valores para predecir el avance de la línea de fuego en el instante de tiempo  $t_2$ .

Para este método de dos etapas se dispone del estado del incendio en el instante  $t_1$ . De este mapa se puede obtener información sobre la forma en que se ha propagado el fuego hasta el instante  $t_1$ . Específicamente, a partir de este mapa, se puede determinar cuál es la dirección de máxima propagación del fuego y saber cuál es su velocidad promedio de avance.

Por otro lado, se sabe que el tipo de combustible, la humedad, la pendiente y el viento determinan la forma en que se propaga el fuego. De todos estos factores, los que determinan la dirección de máxima propagación del fuego son el viento y la pendiente. Esta característica está contemplada en las ecuaciones matemáticas del modelo de comportamiento del fuego de Rothermel (capítulo 2 sección 2.2).

Conociendo estas características del modelo y conociendo el avance del fuego hasta el instante  $t_1$  se puede utilizar dicha información para elegir los valores del viento correctos, para que, compuesto con la pendiente, lleguen a la misma dirección que logró el fuego real hasta el instante  $t_1$ . Entonces, esta información se puede utilizar para guiar al algoritmo evolutivo utilizado para converger a mejores soluciones y de una forma más rápida.

En este capítulo se explicará cómo se analiza el mapa del fuego real

para obtener la información necesaria. A continuación se explicarán los dos métodos propuestos para utilizar dicha información y mejorar el algoritmo genético. Estos dos métodos difieren en la forma en que es utilizada la información obtenida a partir del análisis del mapa real pero no en el objetivo final. Ambos métodos hacen uso del conocimiento del avance real del fuego para orientar la búsqueda de la dirección y velocidad del viento “óptimos” para minimizar el error en la predicción.

El primer método que describiremos es el método computacional. En este método el simulador de incendios forestales se trata como una caja negra la cual únicamente podrá manipularse desde su exterior. Utilizando estrategias de análisis de datos mediante algoritmos genéticos, propondremos una metodología genérica para el uso del conocimiento de propagación del fuego con el objetivo de mejorar la predicción final. Esta metodología será aplicable a cualquier simulador de incendios forestales simplemente cambiando la caja negra.

El segundo método propuesto, surge como validación del método computacional. Éste es el método analítico el cual utiliza la propagación simulada con cada individuo específico para determinar qué valores debería haber tenido dicho individuo (velocidad y dirección del viento) para lograr la misma dirección y velocidad que el fuego real. En este caso indagaremos en el funcionamiento del simulador pues, el objetivo es validar la metodología computacional.

## 5.2. Obtención del conocimiento

El estudio de la influencia de cada uno de los parámetros en la forma en que avanza la línea de fuego permite un mayor manejo de los valores que deberían tomar los parámetros para obtener una buena simulación.

De los parámetros que influyen en la propagación de un incendio forestal, existen dos que son especialmente relevantes: la pendiente del terreno y el viento. En el primer caso, el fuego avanza con mayor rapidez cuando se encuentra en un terreno con pendiente (la mayor propagación ocurre subiendo la pendiente). Por otro lado, el viento influye en la evolución del fuego por diferentes causas que van desde empujar al fuego sobre la superficie, la aportación de más oxígeno, pasando por secar el combustible potencial, etc [12]. La pendiente y el viento de forma conjunta afectan en la forma y la dirección en que avanza el fuego en un incendio.

Como se explicó en el capítulo 3, en la etapa de ajuste de la predicción guiada por datos, se dispone del mapa del incendio en el instante  $t_1$  y se dispone de los valores de la pendiente (dirección e inclinación). Esto está representado en la figura 5.1 (a). Dicho mapa se analiza para obtener la dirección de máxima propagación y la velocidad de propagación. Para esto, se considera el contorno del frente del fuego inicial (línea de fuego inicial  $t_0$ )

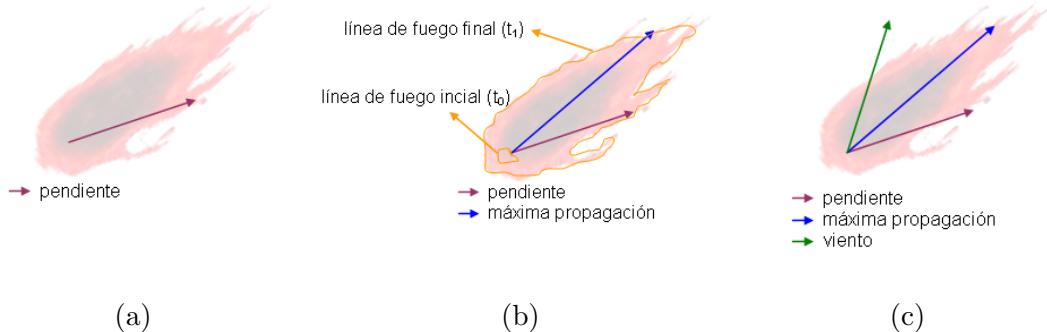


Figura 5.1: (a) Mapa real  $t_1$  y efecto de la pendiente. (b) Obtención de las características de máxima propagación a partir del mapa en el instante  $t_1$ . (c) Cálculo del efecto del viento necesario para dicha propagación y la pendiente específica para el caso.

en la figura 5.1(b)) y el contorno del frente del fuego final (línea de fuego final  $t_1$  en la figura 5.1(b)) y con el estudio de estos dos frentes de fuego, se determina el punto de la línea de fuego final donde el fuego obtuvo la máxima velocidad de propagación (máxima propagación en la figura 5.1 (b)). A continuación, se determina la dirección en que se encuentra este punto y la velocidad que se logra en el mismo.

Una vez que se tiene la dirección y velocidad de máxima propagación en el instante  $t_1$  se puede utilizar dicha información para determinar que características debe tener el viento, para que, compuesto con la pendiente, den como resultado la misma dirección y velocidad que la propagación real.

Esta información se puede utilizar en el algoritmo genético de forma tal de guiar los valores del viento para reducir los rangos en que varía su dirección y velocidad y así reducir el espacio de búsqueda total. De esta forma, se guiarían las operaciones del algoritmo genético sacándole aleatoriedad y forzándolas a asignar valores útiles para lograr simulaciones más cercanas a la realidad.

El modelo matemático de Rothermel conjuga la información de la pendiente y del viento para determinar la dirección de la propagación. En nuestro trabajo se trabajará a la inversa. Se conoce la pendiente y la dirección y velocidad de máxima propagación y se descubrirá la dirección y velocidad del viento ideales para llegar a la propagación real. Se propone un método (método computacional) para lograr esto y otro método (método analítico) el cual sirve para validar los resultados y la forma de trabajar del método computacional.

### 5.3. Método Computacional

Este método utiliza información de distintas configuraciones de viento, pendiente y resultados de propagaciones (con dichas configuraciones) para hallar los valores ideales para dirección y velocidad del viento y utilizarlos en el algoritmo genético.

Este método es totalmente independiente del simulador, la información en la que se basa puede provenir de datos de fuegos reales o datos obtenidos con simuladores. Si se utiliza información proveniente de simuladores, no necesariamente debe ser *fireLib*, puede ser cualquier simulador que determine dirección de máxima propagación y velocidad conjugando los datos de la pendiente y del viento.

En este trabajo se utilizan resultados del mismo simulador *fireLib* aplicando distintas combinaciones de pendiente y viento y obteniendo distintas direcciones de propagación para armar una base de datos que contenga toda esta información.

La información que maneja la base de datos abarca: modelo de vegetación, inclinación de la pendiente, dirección de propagación real, velocidad de propagación real, distancia recorrida por el fuego, y dirección y velocidad del viento (figura 5.2).

Esta información se obtiene a partir de armar los escenarios (distintas configuraciones de viento, pendiente y humedades), usarlas en el simulador y observar la dirección, velocidad y distancia resultantes del fuego simulado y almacenar todo esto en la base de datos.

#### 5.3.1. Algoritmo genético guiado

Para comenzar se analiza el mapa de fuego real como se explicó en la sección anterior y se obtiene la dirección y velocidad de máxima propagación en el instante  $t_1$  (se realiza una sola vez antes de evolucionar la población inicial). Estos datos se utilizarán para determinar cuál es la dirección y velocidad ideales para el viento para lograr una propagación similar a la real en el instante  $t_1$ .

Para obtener las características del viento ideales se utiliza una rutina que tiene como entradas: modelo de vegetación, pendiente y dirección y velocidad de máxima propagación (obtenidas del mapa real). Esta rutina, buscará en la base de datos un comportamiento de fuego similar al real (en dirección de propagación y velocidad). Esta rutina accede a la base de datos y hace una búsqueda del registro que logre tener la mínima diferencia en dirección y velocidad entre los parámetros y los datos almacenados en las tablas.

Si en la tabla se encuentran más de un registro con dirección similar a la buscada, se analiza la velocidad de propagación y se elige aquel registro que tenga la mínima diferencia en la velocidad.

Es posible que en la base de datos no se encuentre la misma pendiente que la pasada como parámetro. En este caso, la rutina determina cuál es la pendiente más cercana en la base de datos y la toma como pendiente a buscar (real).

En este punto cabe preguntar: ¿dónde estamos considerando la dirección de la pendiente?. Esta dirección es un factor muy importante porque, como vimos en capítulos anteriores, el efecto de la pendiente y el efecto del viento determinan la dirección de máxima propagación. Considerar todas las posibles combinaciones de estas dos direcciones (del viento y de la pendiente) aumentaría mucho la cantidad de registros en las tablas, cuando esto no es necesario.

El comportamiento de todos estos factores es igual en todos los cuadrantes del eje cartesiano (consideramos dos dimensiones ya que el simulador trabaja en estas dimensiones). Entonces, se consideran direcciones relativas: se toma la dirección de la pendiente como dirección de inicio, y el verdadero significado de la dirección de la propagación real de las tablas es el ángulo que forma con la dirección de inicio. Lo único que resta es considerar que a la dirección del viento retornada por la rutina hay que sumarle los grados de la dirección de la pendiente para retornar la dirección del viento acorde a dicho escenario.

Si por ejemplo se tiene un mapa con modelo de vegetación 7 (arbustos con muchas ramas) y pendiente de 45 grados, y el mapa muestra una propagación a 45 grados (azimuth) y la velocidad a 20 pies por minutos, entonces, según los datos de la figura 5.2, la rutina seleccionará el registro mostrado en la figura 5.3.

A continuación se utilizará la dirección y la velocidad del viento propuestas no como valores exactos para guiar la búsqueda, sino que se utilizarán para acotar el rango por donde variarán los valores de dirección y velocidad del viento en la operación de mutación del algoritmo genético. Esta mutación, tomará un valor aleatorio en un rango con centro igual a los valores retornados por la rutina a los que se le sumará y restará un valor predeterminado para definir el nuevo rango de variación de cada parámetro.

Los valores retornados por la rutina no se interpretarán como valores absolutos sino que se toman como valores aproximados ya que la misma retorna los valores que más se aproximan al comportamiento del fuego real. Se considera que en la base de datos no es posible tener todas las combinaciones de pendiente, viento y comportamiento que se puedan dar en la realidad (resultan ser un número muy elevado de combinaciones).

La figura 5.4 muestra el rango de variación de la dirección del viento que puede tomar cualquier valor dentro del rango 0..360 grados. En las figuras 5.4 (a) y (b) se muestra cómo se reduce el espacio donde la dirección del viento puede variar. Este valor es configurable pero se toma un rango de  $\pm 5$  grados a partir del valor retornado por la rutina.

Algo similar sucede con la velocidad, en este caso, el rango original es

modelo	pendiente	dirección	velocidad	distancia	dirección	viento	velocidad
7	0.99	0.00	82.84	180.44	0.00	21.00	
7	0.99	0.00	82.84	180.44	0.00	24.00	
7	0.99	0.00	82.84	180.44	0.00	27.00	
7	0.99	0.00	82.84	180.44	0.00	30.00	
7	0.99	0.00	24.55	78.73	45.00	0.00	
7	0.99	0.00	23.69	65.61	45.00	3.00	
7	0.99	0.00	16.65	39.36	45.00	6.00	
7	0.99	45.00	21.39	64.95	45.00	9.00	
7	0.99	45.00	31.21	92.79	45.00	12.00	
7	0.99	45.00	41.71	129.91	45.00	15.00	
7	0.99	45.00	49.74	162.39	45.00	18.00	
7	0.99	45.00	56.35	176.31	45.00	21.00	
7	0.99	45.00	61.60	236.62	45.00	24.00	
7	0.99	45.00	65.71	213.43	45.00	27.00	
7	0.99	45.00	68.91	250.54	45.00	30.00	
7	0.99	0.00	24.55	78.73	90.00	0.00	
7	0.99	0.00	15.04	59.05	90.00	3.00	
7	0.99	45.00	30.53	106.71	90.00	6.00	
7	0.99	45.00	30.06	115.99	90.00	9.00	
7	0.99	45.00	18.49	64.95	90.00	12.00	
7	0.99	90.00	21.15	52.49	90.00	15.00	
7	0.99	90.00	29.37	111.54	90.00	18.00	

Figura 5.2: Grupo de registros de la tabla del método computacional (la inclinación se encuentra expresada en radianes).

7	0.99	0.00	24.55	78.73	45.00	0.00
7	0.99	0.00	23.69	65.61	45.00	3.00
7	0.99	0.00	16.65	39.36	45.00	6.00
7	0.99	45.00	21.39	64.95	45.00	9.00
7	0.99	45.00	31.21	92.79	45.00	12.00
7	0.99	45.00	41.71	129.91	45.00	15.00
7	0.99	45.00	49.74	162.39	45.00	18.00

Figura 5.3: Registro seleccionado por el método.

de 0..30 millas por hora y el rango acotado se considera los valores  $\pm 2$  a partir del valor returnedo por la rutina implementada. Esto se ilustra en las figuras 5.5 (a) y (b).

Como se puede ver en las figuras 5.4 (b) y 5.5 (b) acotar los rangos de variación de estos dos parámetros es útil ya que reduce el espacio de búsqueda, acelerando la convergencia hacia individuos que generarán simulaciones más cercanas a la realidad.

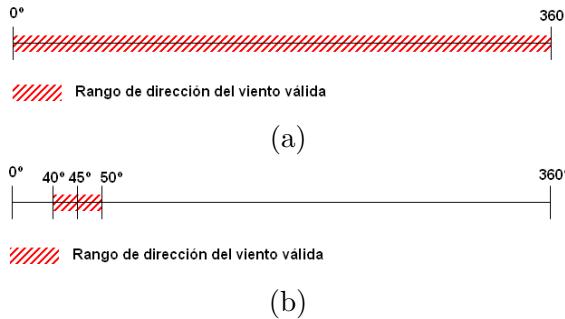


Figura 5.4: (a) Rango por donde varía la dirección del viento sin guiar la búsqueda. (b) Rango acotado por el método computacional.

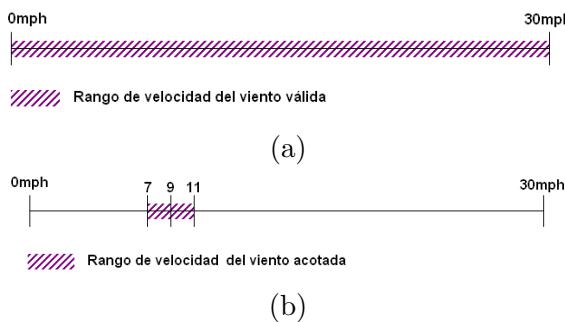


Figura 5.5: (a) Rango por donde varía la velocidad del viento sin guiar la búsqueda. (b) Rango acotado por el método computacional.

## 5.4. Método Analítico

Este método se basa en los cálculos que realiza el simulador, por lo tanto en este caso es dependiente del simulador *fireLib*. Este método analítico sirve para verificar la correctitud del método computacional.

Basado en el modelo de Rothermel, el simulador *fireLib* utiliza la dirección y velocidad del viento y los grados de inclinación y la orientación de la pendiente para determinar la dirección de máxima propagación del fuego. En el capítulo 2 se han presentado algunas de las ecuaciones de este modelo. A continuación se transcriben dos de ellas para lograr mayor claridad en la explicación del método:

$$R = \frac{I_r \xi (1 + \Phi_w + \Phi_s)}{P b^\varepsilon Q i g} \quad (5.1)$$

La ecuación 5.1 determina el índice de propagación del fuego en base a la energía calórica liberada por el frente del fuego y la requerida por los combustibles para arder. La ecuación 5.2 es la composición de las características del viento y de la pendiente que, juntas, determinan la dirección en la que

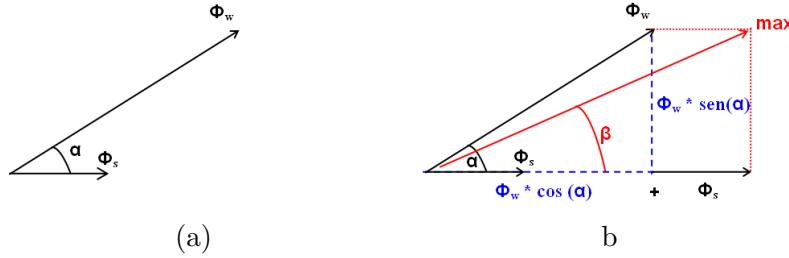


Figura 5.6: (a) Vectores de efecto y dirección del viento y de la pendiente. (b) Composición del vector de propagación a partir de los vectores del viento y de la pendiente.

ocurre la máxima propagación:

$$\Phi = \Phi_w + \Phi_s \quad (5.2)$$

En esta última ecuación,  $\Phi_w$  es la dirección de máxima pendiente y su módulo es el *efecto de pendiente* y  $\Phi_w$  es la dirección del viento y su módulo es el *efecto del viento*. En el capítulo 2 se explican los componentes de ambos factores con más detalle.

De una forma esquemática y simplificada, en la figura 5.6 (a) y (b) se muestra cómo se componen las características de la pendiente y del viento para determinar cómo se propaga el fuego (implementación de las ecuaciones 5.1 y 5.2)).

Ahora bien, ¿cómo resuelve el simulador esta parte de las ecuaciones del modelo? Sea  $\Phi_w$  el efecto del viento,  $\Phi_s$  el efecto de la pendiente y  $\alpha$  la diferencia entre la dirección del viento y la dirección hacia donde sube la pendiente (figura 5.6 (a)). Por propiedades trigonométricas se suman ambos vectores para componer un tercer vector que determina el ángulo de máxima propagación y el índice de propagación (en la figura 5.6 (b)  $\beta$  y *max* respectivamente). Este nuevo vector tiene altura determinada por (ecuación 5.3):

$$\text{Altura} = \sin(\alpha) * \phi_w \quad (5.3)$$

y base igual a (ecuación 5.4):

$$\text{base} = \cos(\alpha) * \phi_w + \phi_s \quad (5.4)$$

y el ángulo  $\beta$  definido por estos dos vectores.

#### 5.4.1. Algoritmo genético guiado

Como se ha mencionado anteriormente, el viento y la pendiente determinan la dirección con que avanza el fuego y parte de la velocidad de avance (en este aspecto también influyen las humedades y el tipo de vegetación). Si se

tiene el conocimiento sobre la dirección de la propagación real y la distancia recorrida en el instante  $t_1$  y los datos de la pendiente, se tienen 2 de los vectores de la figura 5.6 (b). Con estos 2 vectores se puede calcular la dirección y la velocidad que debería tener el viento para lograr la dirección de propagación real en el instante  $t_1$ .

Es útil observar que la obtención del conocimiento a partir del avance real del fuego se realiza 1 sola vez al comienzo del procesamiento de la población. Como muestra la figura 5.7 (a) en el instante  $t_1$ , momento en que se realizará la etapa de ajuste, se dispone del sentido y efecto de la pendiente ( $\Phi_s$  y  $\beta$ , respectivamente) y del vector de propagación real. El vector de propagación real se obtiene como se ha explicado en la sección 5.2. A partir de estos datos, sabiendo cómo se obtiene el ángulo de máxima propagación (figura 5.6 (b)) se puede determinar el efecto y la dirección del viento necesarios para llegar a la propagación real ((figura 5.7 (b)).

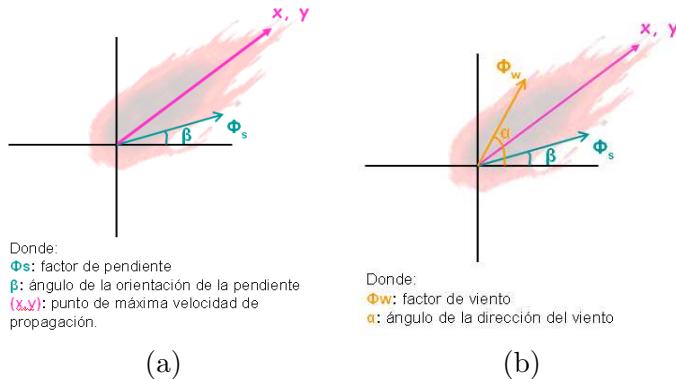


Figura 5.7: (a)Conocimiento disponible: datos pendiente y propagación real. (b) Obtención del ángulo y efecto del viento.

Partiendo del esquema de la figura 5.6 (b) se tienen las siguientes ecuaciones:

$$x = \Phi_s * \cos(\beta) + \Phi_w \cos(\alpha) \quad (5.5)$$

$$y = \Phi_s * \sin(\beta) + \Phi_w \sin(\alpha) \quad (5.6)$$

Entonces, es posible despejar de las ecuaciones 5.5 y 5.6 los datos del viento:

$$\Phi_w = \frac{x - \Phi_s \cos(\beta)}{\cos(\alpha)} \quad (5.7)$$

$$\alpha = \arctan\left(\frac{y - \Phi_s \sin(\beta)}{x - \Phi_s \cos(\beta)}\right) \quad (5.8)$$

Una vez que se obtiene el valor de  $\Phi_w$ , este valor es utilizado para obtener la velocidad del viento (en millas por hora) que se debería utilizar como

parámetro para llegar al efecto del viento  $\Phi_w$  en la simulación.

Las figuras y las ecuaciones están esquematizadas y simplificadas. Es importante considerar que tanto el efecto del viento como de la pendiente están atenuados por factores que dependen del tipo de combustible, humedades del combustible muerto, humedad del combustible vivo, etc. El cálculo de las ecuaciones (5.7) y (5.8) está representado trigonométricamente, sin incluir los cálculos que hace el simulador al modelizar a través de vectores estos fenómenos (viento, pendiente y propagación del fuego). Además no está incluida la propagación sin considerar viento y pendiente que también influyen en la propagación final obtenida.

Entonces, en cada generación, por cada individuo se determina cuáles son la dirección y velocidad del viento ideales para que, utilizando dicho individuo en la simulación se obtenga un resultado similar al real. Estos valores son utilizados en la operación de mutación o elitismo para guiar los valores en los hijos, los cuales heredan las características de los padres y se guían con los valores calculados. Se cambia aleatoriedad del algoritmo genético por cierta inteligencia (dada por el conocimiento) en las operaciones de dicho algoritmo. De esta forma, se puede converger de forma más rápida a buenos individuos y obtener mejores simulaciones.

En este punto es útil valorar que si se utilizan estos datos obtenidos para forzar la operación de mutación, los cálculos han sido realizados sobre los individuos padres y asignados en los hijos. Esto puede llegar a ocasionar cierto error, pues los valores ideales del viento para los padres no tienen por qué serlo para los hijos.

Esto último no sucede si se guía la operación de elitismo, pues cada parente conoce sus valores de viento ideales y estos son asignados a su dirección de viento y velocidad reales en la formación de la próxima generación.

Estas dos formas de guiar el algoritmo genético han sido implementadas y se han realizado distintas experimentaciones con las mismas. En el próximo capítulo se mostrarán la experimentación y resultados obtenidos con cada uno de estos métodos y sus posibilidades.

## Capítulo 6

# Evaluación Experimental

### 6.1. Consideraciones previas

En este capítulo se utilizan los algoritmos y métodos explicados en los capítulos anteriores para realizar experimentaciones y observar sus resultados. El objetivo de la experimentación es determinar la ganancia obtenida a partir de utilizar conocimiento para guiar la búsqueda en el paso de ajuste en el método de predicción de 2 etapas. Se comparará el error obtenido para cada caso: algoritmo genético sin guía, utilizando el conocimiento en el método computacional para guiar la mutación y en el método analítico para guiar tanto la mutación como el elitismo.

Como resultado de este trabajo se tiene el método genético implementado donde la mayoría de sus parámetros son configurables. Se dispone de un fichero de configuración donde se determinan las principales características de la aplicación:

- Datos del algoritmo genético: cantidad de iteraciones, cantidad de individuos por población, probabilidades de cruzamiento, probabilidad de mutación, fichero con la población inicial, etc.
- Datos del mapa: dimensiones del mapa: cantidad de filas y de columnas y dimensiones de la celda (alto y ancho).
- Datos del método para guiar la búsqueda: se especifica si no se aplica guía en método, si se aplica, que método se utiliza: computacional o analítico. Para el método computacional se especifica la variación para definir los nuevos rangos y en el caso del método analítico se especifica si se guía la operación de mutación o de elitismo.
- Datos auxiliares: datos necesarios para el algoritmo como por ejemplo, el nombre de los ficheros donde se debe imprimir el mapa simulado, nombre del fichero con los rangos válidos de variación de cada uno de

los parámetros, el tiempo de comienzo y de fin del paso de simulación, fichero con la linea de fuego inicial, etc.

De esta forma, es posible realizar experimentaciones variando tanto los mapas que se intentan predecir como así también los métodos de guía del algoritmo genético. En este capítulo se presentarán distintos mapas de incendios, donde en cada mapa se mostrará el error obtenido para cada paso de simulación utilizando los distintos métodos para guiar al algoritmo genético.

## 6.2. Configuración del algoritmo genético

Para conseguir determinar la configuración final del algoritmo genético usada en la experimentación que se describe en este capítulo, se tuvo que probar distintas configuraciones del mismo variando la cantidad de individuos de la población, la cantidad de pasos de evolución, la probabilidad de mutación, la cantidad de individuos involucrados en la operación de elitismo, etc.

El análisis de estas pruebas nos permitieron determinar:

- Población: se utiliza una población inicial de 50 individuos donde los valores para los parámetros son aleatorios con distribución uniforme en cada rango válido de variación. Esto intenta garantizar variabilidad en la población.
- Cantidad de generaciones: se pudo observar que en las primeras generaciones el algoritmo genético encuentra buenos individuos y que el error encontrado se suele estabilizar antes de las primeras 5 iteraciones. Por esto, se utilizan 5 iteraciones del algoritmo genético.
- Probabilidad de mutación: se utiliza una probabilidad de 1 % para realizar la operación de mutación. Como en la naturaleza, la mutación ocurre con muy bajas probabilidades. Esto es para evitar que el algoritmo genético se convierta en una búsqueda aleatoria.

Además, considerando los factores aleatorios de todo el proceso (valores iniciales de los parámetros de la población inicial como así también la aleatoriedad de las operaciones del algoritmo genético), el éxito o fracaso de un método puede depender de la suerte de los valores que tocan al azar. Por esto, para cada caso se utilizan 5 poblaciones distintas para comenzar el algoritmo genético y se promedian los resultados obtenidos con estas 5 poblaciones.

Para cada mapa, se muestran los resultados obtenidos tanto en la etapa de ajuste como así también en la etapa de predicción (utilizando el mejor individuo de la etapa de ajuste). Dadas las características del progreso del fuego en cada mapa, cada uno de estos permite distintos pasos de simulación (del minuto 0 al 2, del 2 al 4, del 4 al 6, etc.) Para cada uno de estos pasos (excepto la inicial) se utiliza la población evolucionada del paso anterior para

comenzar la simulación. Esto permite seguir evolucionando a la población, que al tratarse de un mismo incendio, los individuos deberían servir de un paso al otro de simulación.

En las próximas secciones se mostrarán los resultados utilizando 3 mapas distintos y evaluando para cada uno los errores obtenidos utilizando los distintos métodos.

### 6.3. Experimento 1: Plot 520

En este primer caso se utiliza un mapa de una quema de campo realizada como parte del proyecto llamado SPREAD [11] desarrollado en Gestosa (Portugal) entre los años 1998 y 2004. El terreno está ubicado sobre la ladera de la Serra de Lousã con altitud entre 800 y 950 metros sobre el nivel del mar [5].

El terreno tiene una superficie de 89 metros de ancho por 109 metros de alto y se encuentra en pendiente con  $18^\circ$  de inclinación. Para la representación de este mapa, se considera el terreno dividido en celdas de 1 metro por 1 metro. Se considera que el terreno tiene tipo de vegetación 7 de los modelos de combustibles definidos en [2] en el cual predominan los arbustos con muchas ramas.

La figura 6.1 muestra el progreso del fuego ocurrido en esta quema. Dadas sus características, este mapa nos permite trabajar con los lapsos de tiempo de 2 a 4 minutos, de 4 a 6, de 6 a 8, de 8 a 10, de 10 a 12 y de 12 a 14. Para cada paso se realiza el paso de ajuste y se utiliza el mejor individuo para predecir el estado del fuego en el siguiente lapso de tiempo (etapa de predicción).

En la figura 6.2 se muestran los resultados obtenidos para dicho ma-

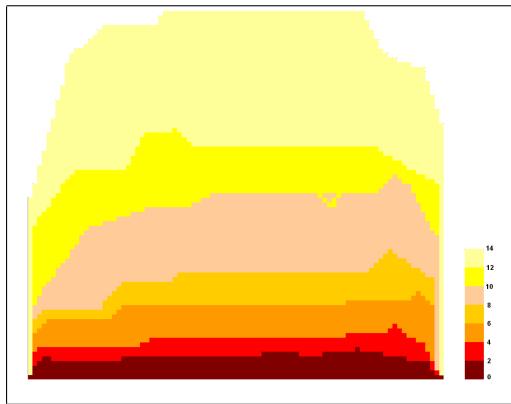


Figura 6.1: Avance del fuego en el plot 520

pa en el paso de ajuste para todos los instantes de tiempo definidos. En el eje  $x$  se encuentran los distintos intervalos de simulación (por ejemplo, 2

- 4 significa intervalo desde el minuto 2 al minuto 4). El eje *y* muestra el error obtenido (promedio de las 5 poblaciones utilizadas). Para cada uno de los pasos de simulación (6 en este caso) se muestra el promedio del error obtenido con el mejor de los individuos de la población evolucionada (como ya se ha mencionado se realizan 5 evoluciones). Para cada uno se muestra el error obtenido utilizando el algoritmo genético sin guía, utilizando el método computacional para guiar la mutación y utilizando el método analítico para guiar las operaciones de mutación y elitismo.

En este gráfico se puede observar que en los primeros casos todos los métodos obtienen más o menos el mismo error, pero en los 3 últimos pasos los métodos varían en gran medida. Se puede ver que no existe un comportamiento que caracterice todos los pasos en general, cada uno de estos métodos se ha adaptado de forma distinta.

La figura 6.3 muestra los resultados de la etapa de predicción. Para

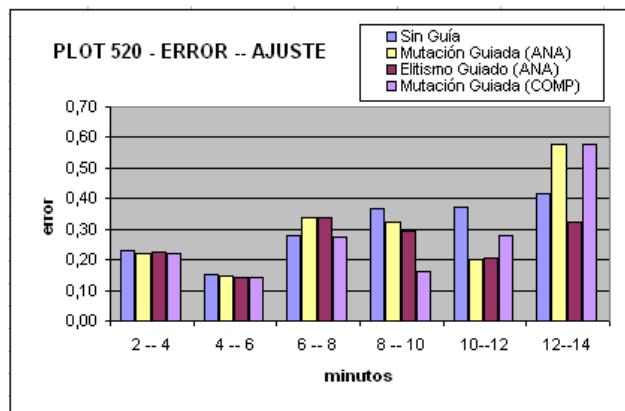


Figura 6.2: Promedio de errores para el paso de ajuste utilizando el Plot 520.

cada paso, se utiliza el mejor individuo encontrado en la etapa de ajuste del intervalo de tiempo posterior (por ejemplo, en la predicción del estado del frente del fuego en el instante 6 - 8 se utiliza el mejor individuo del instante 4-6 encontrado en la etapa de ajuste). Como en la figura anterior se muestra el promedio de las 5 poblaciones utilizando todos los métodos para guiar la búsqueda como así también los resultados sin guiarla.

En este caso, no es visible que uno de los métodos sea mejor que otro para este mapa. Sí se puede observar que el error en las predicciones es mayor que en la etapa de ajuste en la mayoría de los casos (excepto el ajuste en el minuto 12 - 14 que 2 de los métodos iguala el error en la predicción).

El error mínimo en la etapa de ajuste corresponde al instante 4 - 6 y el mejor individuo encontrado en este paso se lo utiliza en la predicción del instante 6 - 8 que también logra el menor error de todas las predicciones.

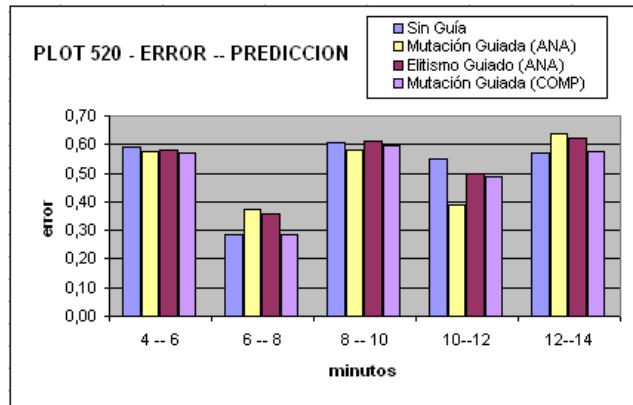


Figura 6.3: Promedio de errores para el paso de predicción utilizando el Plot 520 y los mejores individuos de cada paso de ajuste.

Para el paso de ajuste en el último instante de simulación (12 - 14) se puede ver que aunque guiar el elitismo reduce el error, guiar la mutación no obtiene buenos resultados.

Como se puede ver en el mapa real (figura 6.1), aunque cada paso de simulación tiene la misma duración (2 minutos) el avance del fuego para los distintos pasos de simulación no es la misma. Esto se puede deber a ciertos cambios de variables dinámicas, como puede ser el viento. Pero el simulador tiene una característica fundamental en el modo en que trabaja: considera el tipo de combustible uniforme en todo el terreno y también velocidad y dirección de viento constante en todo el tiempo de simulación. Por lo tanto, es normal que características encontradas en la naturaleza tan comunes como pueden ser ráfagas de viento o cambios de vegetación no se puedan ver reflejadas en las simulaciones.

Estas características del avance del fuego real y del simulador, hacen necesaria la comprobación de los métodos implementados pero bajo las mismas condiciones que el simulador (características uniformes del entorno donde se desarrolla el fuego). Para esto se utilizan mapas *sintéticos* los cuales son mapas obtenidos luego de una simulación.

Los próximos dos mapas se arman a partir de una cierta combinación de valores y se utiliza el mapa simulado como mapa real, procediéndose como en el caso del Plot 520 y obteniéndose los errores de la misma forma. En las próximas subsecciones mostraremos los resultados utilizando estos dos mapas.

## 6.4. Experimento 2: Mapa Sintético 1

Este mapa tiene las mismas dimensiones que el anterior (el terreno mide 109 metros de largo por 89 de ancho) y el terreno se representa con una matriz de celdas de 1 metro de ancho por 1 de alto. La pendiente tiene una inclinación de  $18^\circ$  y el tipo de vegetación corresponde también a arbustos pequeños con ramas (modelo de vegetación 7). Dadas las características del frente del fuego inicial (instante 0 - 2) y las características de los datos de entrada que se utilizaron en el simulador, se obtuvo el progreso del fuego ilustrado en la figura 6.4. Se puede observar el avance continuo del fuego: este factor refleja

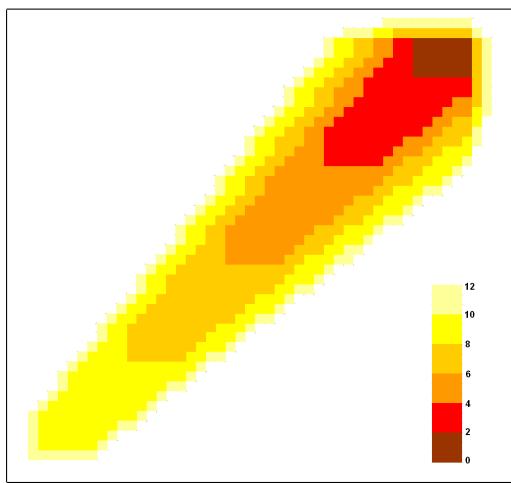


Figura 6.4: Avance del fuego en el mapa sintético 1

una de las características del simulador, donde se consideran características uniformes del entorno tanto en tiempo como en espacio. El fuego resulta tener una forma elíptica (esto es por las características físicas del fuego) y la dirección y la velocidad de propagación que son determinadas por el viento y la pendiente.

Las características de este mapa permiten trabajar con 4 pasos de ajuste (instantes de 2 a 4, de 4 a 6, de 6 a 8 y de 8 a 10) y 3 pasos para la predicción (pasos 4 a 6, 6 a 8 y 8 a 10).

La figura 6.5 muestra los resultados para los pasos de ajuste con dicho mapa. El formato del gráfico es igual a los anteriores.

Este gráfico nos permite observar que guiar la búsqueda genera una reducción de error importante en los 2 primeros pasos y una reducción tal vez no tan grande pero igualmente significativa en los 2 últimos pasos.

Como era previsible, se puede ver que el método analítico en sus dos variantes es mejor que el computacional. Esto se debe a que el método analítico calcula los mejores valores para cada uno de los individuos, considerando todas las características del individuo que influirán en la propagación final obtenida. En cambio, el método computacional no considera las característi-

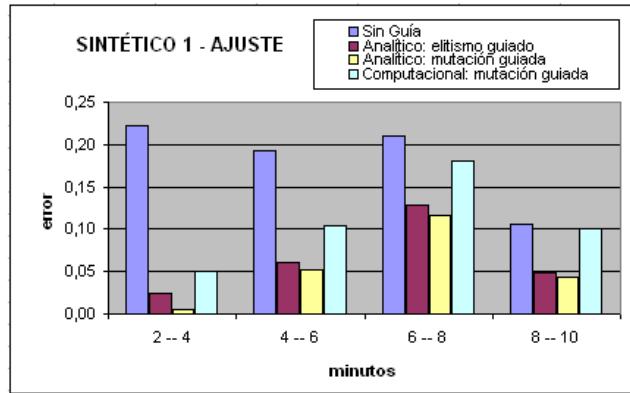


Figura 6.5: Mapa sintético 1, errores obtenidos en el paso de ajuste.

cas de los individuos, sinó que propone valores que no son exactos pero que sí acotan los rangos. Además este método tiene la penalización del posible error introducido por no encontrar la propagación igual a la real en las tablas, sino una cercana a la real.

La figura 6.6 muestra los resultados obtenidos en la etapa de predicción utilizando el mapa sintético 1. El comportamiento de los distintos métodos de búsqueda es similar a la etapa de ajuste. Esto es normal ya que se están utilizando los individuos con mínimo error hallados en la etapa de ajuste para cada una de las predicciones.

Otra característica que se puede observar es que el algoritmo genético

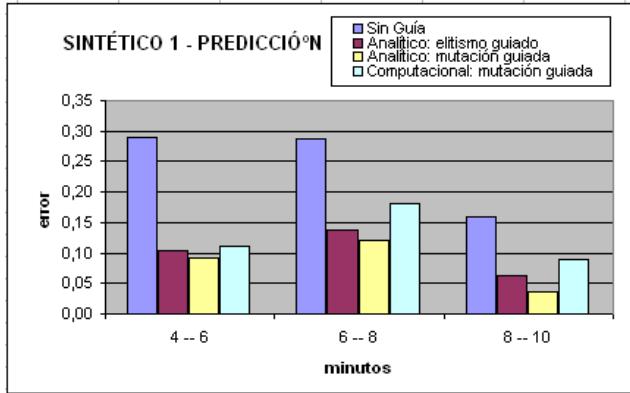


Figura 6.6: Pomedio de errores para el paso de predicción utilizando el mapa sintético 1, utilizando los mejores individuos de cada paso de ajuste.

por sí sólo logra buenos resultados, los errores son más o menos aceptables.

Aunque con este mapa las mejoras obtenidas con los métodos propuestos

son importantes, se utilizará otro mapa para seguir estudiando la metodología propuesta, en la próxima subsección se utilizará otro mapa sintético con características distintas a los mapas anteriores.

## 6.5. Experimento 3: Mapa Sintético 2

Con el fin de observar si tiene algún tipo de influencia distinta el tamaño de la celda en este método, se utiliza un mapa dividido en celdas de un pie (0,30 metros) de ancho y de alto y el tamaño total del terreno es de 33,22 metros de largo por 27,12 metros de ancho. Este caso afectaría en la precisión de la simulación, ya que se tienen celdas más pequeñas por lo tanto el minuto en que una celda es alcanzada por el fuego sería más exacto.

La pendiente del terreno considerada es de  $27^\circ$  y el tipo de vegetación es el mismo que en los casos anteriores. La figura 6.7 muestra el avance del fuego obtenido que se utilizará como incendio real.

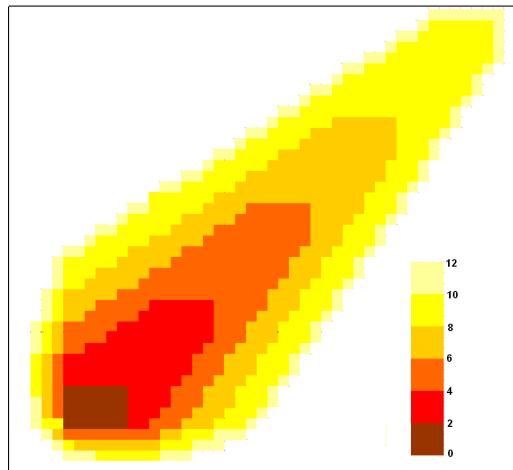


Figura 6.7: Avance del fuego en el mapa sintético 2

Este mapa permite trabajar con los mismos pasos de tiempo que el mapa anterior: minutos de 2 a 4, de 4 a 6, de 6 a 8 y de 8 a 10 para el paso de ajuste y minutos de 4 a 6, de 6 a 8 y de 8 a 10 para los pasos de predicción.

La figura 6.8 muestra los resultados obtenidos para la etapa de ajuste con este nuevo mapa. En este caso, se puede ver que los métodos para guiar la búsqueda mejoran al método sin utilizar ninguna guía en todos los pasos excepto en el paso 4 a 6, donde el método analítico mejora esto pero el computacional no (además agrega bastante error).

Para intentar comprender este comportamiento, se mostrarán los resultados con cada una de las poblaciones las cuales se promedian para dar estos resultados.

En las tablas 6.1 y 6.2 se muestran los resultados de la etapa de ajuste

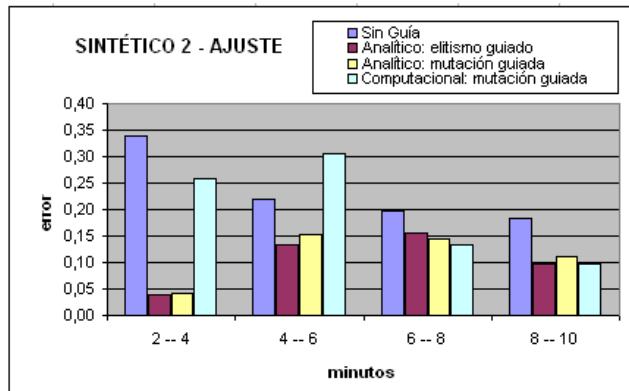


Figura 6.8: Promedio de errores para el paso de ajuste utilizando el mapa sintético 2

utilizando el algoritmo genético sin guía y utilizando el método computacional para guiar la mutación. Se mostrarán los resultados detallados de sólo estos dos métodos ya que son los que nos interesa analizar dados los resultados observados en la figura 6.8.

Sin Guía - Ajuste						
Paso	Pob 1	Pob 2	Pob 3	Pob 4	Pob 5	Promedio
2 - 4	0,49	0,57	0,29	0,20	0,15	0,34
4 - 6	0,39	0,26	0,15	0,19	0,11	0,22
6 - 8	0,44	0,22	0,07	0,18	0,07	0,20
8 - 10	0,45	0,16	0,05	0,16	0,09	0,18

Cuadro 6.1: Error obtenido en las distintas generaciones.

Analizando los pasos de simulación de 2 a 4 y de 4 a 6 que son los que muestran problemas, se puede ver que en el algoritmo guiado, los valores se mantienen variando muy poco de una población a otra (entre 0,24 y 0,29 en el paso 2 a 4 y entre 0,28 y 0,32 en el paso 4 a 6). A su vez, la tabla de las poblaciones sin guiar la búsqueda, muestra una variación mucho mayor (de 0,15 a 0,57 para el paso 2 a 4 y de 0,11 a 0,39 en el paso de 4 a 6). Esto permite observar que el promedio en el caso del algoritmo sin guía se ve altamente beneficiado por los valores mínimos mientras que el método computacional se mantiene estable y no depende tanto de los resultados de cada población individualmente.

En la figura 6.9 se muestran resultados de las predicciones utilizando los mejores individuos encontrados en la etapa de ajuste. En los dos primeros casos el error utilizando los individuos del método computacional es bastante

Método Computacional - Ajuste						
Paso	Pob 1	Pob 2	Pob 3	Pob 4	Pob 5	Promedio
2 - 4	0,24	0,24	0,29	0,23	0,29	0,26
4 - 6	0,32	0,32	0,32	0,28	0,29	0,31
6 - 8	0,11	0,16	0,16	0,11	0,12	0,13
8 - 10	0,10	0,09	0,11	0,10	0,09	0,10

Cuadro 6.2: Error obtenido en las distintas generaciones.

mayor a los otros métodos. Esto es esperable dado el promedio de error encontrado en la etapa de ajuste. En cambio el método analítico mejora en todos los casos al algoritmo genético sin guía.

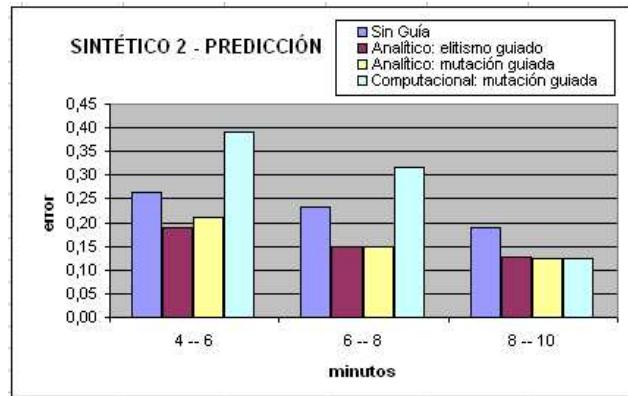


Figura 6.9: Promedio de errores para el paso de predicción utilizando el mapa sintético 2 y los mejores individuos del paso de cada paso de ajuste.

En las tablas 6.3 y 6.4 se muestran los resultados de cada una de las poblaciones y el respectivo promedio de la etapa de predicción utilizando las dos variantes que estamos observando: sin guía y con guía aplicando el método computacional.

Sin Guía - Predicción						
Paso	Pob 1	Pob 2	Pob 3	Pob 4	Pob 5	Promedio
4 - 6	0,39	0,39	0,24	0,20	0,10	0,26
6 - 8	0,43	0,25	0,17	0,25	0,07	0,23
8 - 10	0,44	0,16	0,09	0,17	0,09	0,19

Cuadro 6.3: Error obtenido en las predicciones.

Estas tablas nos permiten observar que el comportamiento observado

Método Computacional - Predicción						
Paso	Pob 1	Pob 2	Pob 3	Pob 4	Pob 5	Promedio
4 - 6	0,38	0,38	0,38	0,38	0,44	0,39
6 - 8	0,34	0,37	0,37	0,28	0,23	0,32
8 - 10	0,10	0,12	0,21	0,09	0,10	0,12

Cuadro 6.4: Error obtenido en las predicciones.

en la etapa de ajuste se mantiene para las predicciones: el método sin guía tienen mayor variación en sus errores.

Si se analizan las tablas del método analítico, esta propiedad se mantiene en este método: los valores obtenidos no varián mucho entre las distintas poblaciones.

La mayor variabilidad de los errores obtenidos sin utilizar ninguna guía permiten pensar que un método sin guiar la búsqueda depende mucho de los valores iniciales de la población y del resto de los factores aleatorios de la aplicación. Esto no es una buena característica para un algoritmo de predicción.

## 6.6. Análisis de la Convergencia

Otra característica que estas experimentaciones nos permiten observar es que cuando se utiliza algún método para guiar la búsqueda, en las primeras iteraciones ya se encuentran individuos con errores bajos. En cambio, sin utilizar guía el algoritmo tarda alguna generación más para hallar buenos individuos. Las figuras 6.10 (a), (b), (c) y (d) muestran los promedios de error (eje *y*) encontrado en cada una de las generaciones (eje *x*). Estos datos se obtienen del mapa sintético 1.

Una característica de estos gráficos es que los errores siempre son decrecientes a medida que se avanzan en generaciones. Esto es debido al elitismo (los mejores *n* individuos de la población se copian directamente y forman parte de la nueva población). Además se puede ver que el algoritmo genético sin guía encuentra individuos con errores bajos igualmente en las primeras iteraciones, esto justifica que hayamos determinado trabajar con 5 iteraciones del algoritmo genético y no más generaciones.

Estos resultados nos permiten ver que guiar la búsqueda permite llegar de forma más rápida a individuos con bajo error.

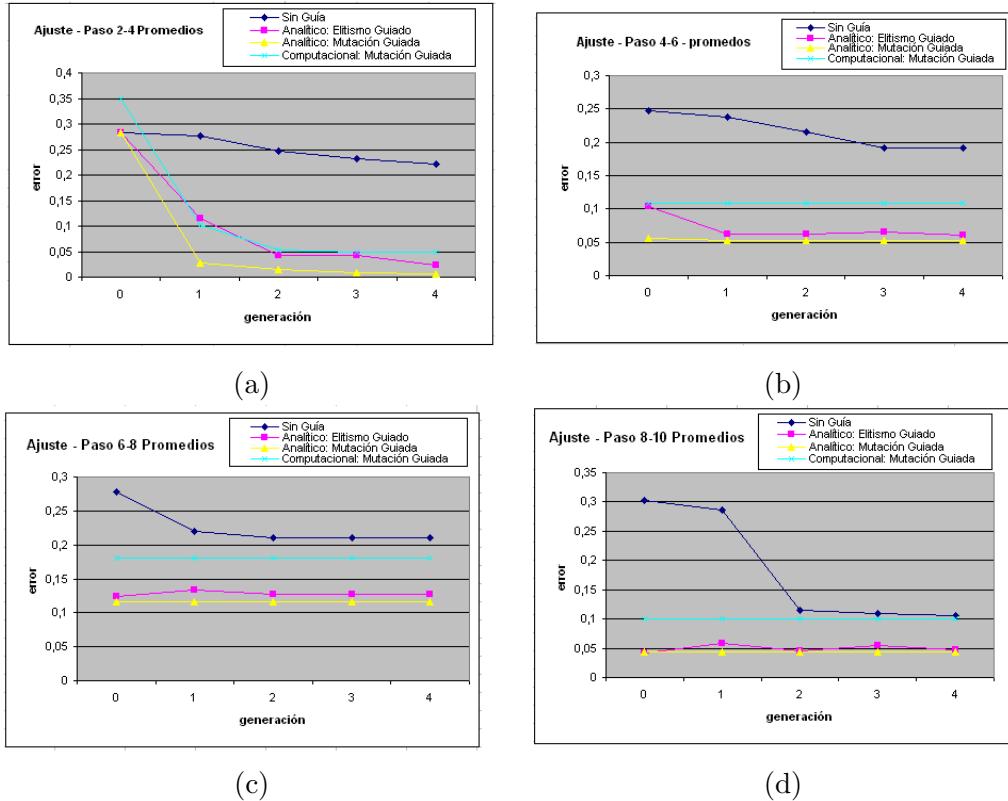


Figura 6.10: Promedios de errores hallados para cada una de las generaciones. (a) Paso del minuto 2 al 4. (b) Paso del minuto 4 al 6. (c) Paso del minuto 6 al 8. (d) Paso del minuto 8 al 10.

## 6.7. Computacional vs Analítico

Como se ha comentado con anterioridad, el objetivo de desarrollar un método analítico guiado por los datos consistía en validar el método computacional y poderlo extrapolar a cualquier simulador de propagación de incendios forestales.

Los resultados de la experimentación, incluyendo mapas de quemadas reales y sintéticos nos permitieron observar que los resultados más exactos del método analítico nos permiten corroborar los resultados del método computacional. Si se observan los valores propuestos por un método y otro, se puede concluir que ambos métodos proponen valores muy similares para las características del viento. Si bien en la mayoría de los casos, el método analítico propone valores cuyas predicciones resultan ser más ajustadas que el método computacional, el grado de divergencia de las dos propuestas no supera, para los casos estudiados, el 0.072 (promedio de diferencias absolutas entre mutación guiada con el método analítico y computacional) y

0.082 (promedio de de diferencias absolutas entre elitismo guiado del método analítico y el método computacional). Teniendo en cuenta que la equidad de los dos métodos vendría dada por una diferencia absoluta de 0, constatamos que ambos métodos proporcionan resultados prácticamente idénticos. Además, el patrón de comportamiento de los dos métodos tanto en la etapa de ajuste como en la etapa de predicción es el mismo. Por lo tanto, los valores devueltos por el método computacional se pueden considerar válidos, lo que nos permite presuponer que la extrapolación de la metodología a otros simuladores de incendios forestales es factible.

## Capítulo 7

# Conclusiones y Trabajo Futuro

### 7.1. Introducción

Los bosques tienen gran importancia ecológica en la naturaleza, por lo tanto su destrucción y pérdida afectan en gran medida el equilibrio natural del planeta. Los incendios forestales son una de sus principales amenazadas dado su gran efecto destructivo y la frecuencia en que están ocurriendo en los últimos años.

Los efectos de la pérdida de espacios verdes alrededor de todo el mundo sumado a la contaminación ambiental, el descuido y mal uso de los recursos naturales, etc, está ya mostrando sus efectos, un claro ejemplo es el calentamiento global del cual todos somos testigos.

Entonces, es importante disminuir la cantidad de incendios forestales y sus efectos, pero esto no es fácil, dadas las características cambiantes del fuego y el peligro que esto conlleva.

Por todo esto, ante un incendio forestal es necesario actuar de forma rápida y tomar decisiones además de rápidas, correctas para tratar de minimizar la destrucción que un incendio puede generar.

La tecnología ayuda en este campo y existen herramientas informáticas que pueden ayudar en la toma de decisiones. Los simuladores de incendios forestales son un claro ejemplo de esto. Pero para que un simulador sea realmente útil, la simulación obtenida de estos simuladores debe ser lo más correcta posible. Muchas veces esto depende de sus datos de entrada que caracterizan el entorno donde se desarrolla el fuego.

Este trabajo comprendió un estudio sobre distintos aspectos: características de los incendios forestales, características del comportamiento del fuego, características de los factores que influyen en el comportamiento del fuego, etc.

A medida que se avanzó en el estudio del problema y su contexto, este

estudio se fué especificando a comprender los factores que determinan el comportamiento del fuego en un incendio forestal.

Principalmente, los factores que influyen y determinan el avance del fuego en un incendio forestal son: la pendiente del terreno, el tipo de vegetación, el contenido de humedad del combustible vivo. Todos estos factores son parámetros de entrada de la mayoría de los simuladores del comportamiento del fuego.

Algunos de estos parámetros son estáticos, más o menos se mantienen uniformes o invariantes en tiempo y espacio, pero otros son dinámicos y cambian durante el desarrollo de un incendio. Además el valor correcto de algunos de estos parámetros es difícil de medir y de obtener, e incluso algunas veces es imposible.

En base al estudio de los parámetros de entrada y de la incertidumbre y grado de imprecisión que agrega a las simulaciones, se comprende la necesidad de trabajar sobre estos parámetros para lograr mayor precisión y lograr valores para los mismos que caractericen de forma correcta cada una de las características que representan.

Este estudio permitió comprender la forma de operar del simulador utilizado: *fireLib*. Este simulador utiliza los datos ingresados como entradas que caracterizan aspectos del entorno donde se desarrolla el incendio para determinar el índice de propagación, intensidad y longitud de llama para incendios forestales de superficie.

A continuación se expondrán las principales conclusiones que este trabajo permitió llegar.

## 7.2. Conclusiones

La ciencia computacional es una ciencia que utiliza herramientas de distintas áreas para modelizar y solucionar algún problema difícilmente tratable de otra forma. Este trabajo se enmarca en la ciencia computacional dado que utiliza la matemática para modelizar un fenómeno complejo (comportamiento del fuego), se utilizan herramientas informáticas (tanto el hardware utilizado como así también el simulador, herramientas de manejo de datos, y varias aplicaciones auxiliares) y, finalmente, se utilizan datos experimentales (fuegos de campo, etc) para retroalimentar el sistema y validarlos. Estas tres vertientes de la ciencia se conjugan para intentar obtener una aplicación de predicción de comportamiento del fuego en un incendio forestal que obtenga como resultado una simulación correcta, cercana al real avance del fuego.

En este trabajo se utilizó un simulador ya desarrollado, libre y de código abierto. Esto nos permitió analizar sus características y ver cómo implementa el modelo. Este simulador sólo implementa el modelo del comportamiento del fuego, no modeliza otros factores que también influyen como son el aire, el viento, el combustible o las humedades. Cada uno de estos factores tiene

un comportamiento propio y además interaccionan entre ellos posiblemente modificando cada uno el comportamiento del otro. Esto hace que cada uno de ellos merezca un modelo de comportamiento propio, y tal vez algún modelo de interacción entre todos estos factores.

Este simulador equilibra de forma aceptable el tiempo de simulación con la precisión de su respuesta. Si se quiere trabajar con un simulador que incluya todos los factores y que tenga en cuenta todas las interacciones entre ellos, el tiempo de simulación seguramente sea mucho mayor dada la complejidad que implica tener en cuenta todos estos factores.

El estudio del estado actual de herramientas para predecir el fuego, mostró que una fuente de error en las respuestas de los simuladores sea la imprecisión en los parámetros de entrada. Si estos parámetros no describen bien el entorno donde se desarrolla el fuego, la simulaciones no serán correctas. Por lo tanto, si se mejora la precisión de los mismos, se pueda mejorar el resultado final de la simulación.

Una forma de mejorar esto es intentar mejorar la medición de estos valores. Pero en este trabajo se trabaja de forma distinta: considerando todos los posibles valores que cada parámetro puede tomar y todas las posibles combinaciones entre ellos, se realiza una búsqueda de una combinación que dé como resultado una buena simulación.

En este punto es donde surge la necesidad de agregar un paso previo en la predicción clásica, agregar un paso donde se trata de hallar un conjunto de parámetros que dé una buena simulación por lo tanto una buena predicción.

En este trabajo se utilizan 6 parámetros de entrada cada uno con un posible rango de variación. Esto deriva a una búsqueda en un espacio de búsqueda lo suficientemente grande como para hacer imposible una búsqueda exhaustiva probando todas las posibles combinaciones.

Entonces, se utiliza un algoritmo genético para explorar de una forma inteligente todo el espacio de búsqueda. Este algoritmo permite la evaluación de un subconjunto de combinaciones e ir mejorando los valores de estas combinaciones para que, a medida que se avanza en la búsqueda, se vaya mejorando la precisión en las simulaciones.

El algoritmo genético mostró un buen rendimiento en este dominio de aplicación, pero también se ve la necesidad de mejorarlo aún más dada la naturaleza del problema: es necesario tener una aplicación lo suficientemente rápida para que la predicción sea realmente útil y ayude en la toma de decisiones.

Se propone entonces mejorar el algoritmo genético utilizando conocimiento disponible para guiarlo hacia zonas del espacio de búsqueda que tengan individuos que logren buenas simulaciones, cercanas al avance del fuego real.

Analizar las características de cómo influyen los parámetros en el avance del fuego, es posible cierta manipulación de los mismos para mejorar sus valores y lograr que tomen valores que obtengan buenas simulaciones. El viento

y la pendiente son los parámetros que determinan la dirección y parte de la velocidad del avance del fuego. Entonces, si se logra determinar los valores correctos (o al menos cercanos) se puede lograr trabajar con individuos que, al menos, propaguen el fuego hacia la misma dirección que la dirección del fuego real. Se considera que la pendiente, al ser un valor estático, se dispone en el momento de la simulación. Por lo tanto, el viento, uno de los factores más dinámicos y cambiantes, es el que se trata de mejorar.

El método de predicción de dos etapas hace necesario utilizar 2 instantes de tiempo de desarrollo del fuego ( $t_0$  y  $t_1$ ) para poder comparar las simulaciones con el estado del incendio real (desde el instante  $t_0$  al  $t_1$ ). Esto permite observar el avance del fuego hasta  $t_1$  y utilizar este conocimiento en el método genético para disminuir la aleatoriedad y forzar la asignación de valores en sus operaciones a valores que se corresponden más con el avance del fuego real hasta  $t_1$ .

Se proponen y se desarrollan 2 métodos para utilizar esta información. El método computacional consiste en proponer una metodología de trabajo que, independientemente del simulador subyacente, permita discernir una dirección y velocidad de viento “apropiados” para el caso de estudio. Esta elección se realiza gracias a una base de datos previamente construida siguiendo un patrón genérico (no depende del simulador utilizado). Este método es como una caja negra la cual no depende ni del simulador ni de las características de la aplicación donde se lo esté utilizando.

La base de datos con la información de evoluciones de incendios no es completa. Esto se debe a la gran cantidad de combinaciones posibles de pendiente, viento y resultados de propagaciones. Entonces se considera esta falta de precisión en la información retornada por el método y se utilizan estos valores como valores para acotar el rango y no como valores exactos para la dirección y la velocidad del viento.

El segundo método, el método analítico [7], se basa en las operaciones del simulador para realizar los mismos cálculos (en orden inverso) y tratar de descubrir los valores del viento para cada uno de los individuos a partir de la pendiente y de la propagación observada en el mapa real. Este método depende del simulador y se lo utiliza en este caso para tratar de verificar el correcto funcionamiento del método computacional.

Con este segundo método se proponen 2 variantes que se diferencian en qué operación del método genético modifican. Una alternativa es guiar la operación de mutación y la otra alternativa es guiar la operación de elitismo.

La experimentación incluyó evaluar el error en las simulaciones de 4 formas distintas: sin guiar la búsqueda, utilizando el método computacional para guiar la mutación y utilizar el método analítico para guiar la mutación o el elitismo.

Se utilizaron distintos mapas para realizar la experimentación y el análisis de los resultados permitió ver que:

- Se observó una vez más que el algoritmo genético se adapta de forma correcta a este dominio de aplicación y se observan las ventajas de la posibilidad de variar su configuración para así obtener mejores resultados.
- En pocos pasos de evolución del método genético se encuentran individuos buenos los cuales mantienen un error bajo con las subsiguientes evoluciones. Por esto sólo se utilizan 5 evoluciones a partir de la población aleatoria inicial.
- Guiar el algoritmo genético mejora las predicciones en casi todos los casos. Es útil realizar un cierto análisis de la información disponible y utilizar dicha información para guiar el algoritmo genético.
- Utilizar conocimiento hace converger de forma más rápido a buenas simulaciones.
- El trabajo extra que agrega esta manipulación de conocimiento es mínima, ya que se analiza una sola vez el mapa del fuego real antes de comenzar el algoritmo genético. Luego, depende del método que se utilice: se busca en la base de datos los mejores valores para el viento o se realizan los cálculos específicos para un individuo y obtener sus mejores valores.
- El método analítico es más exacto dado que se calcula para cada individuo el mejor valor de dirección y velocidad del viento que necesitaría para lograr una propagación de características similares a la real.
- El método analítico ha obtenido mejores resultados que el computacional, pero esto es normal dado que utiliza cada uno de los individuos para calcular qué valores de viento debería tener para lograr la propagación real.
- Se comprueba un correcto comportamiento del método computacional verificado por el método analítico.
- El hecho de utilizar alguna de las guías propuestas muestra que los valores son bastante constantes, varían poco si se utilizan distintas poblaciones. Esto es una ventaja, ya que demuestra que no se depende tanto de los valores de la población inicial de la que se parte. No agrega tanta incertidumbre la aleatoriedad de los valores de la población inicial ni así tampoco los valores aleatorios que elige el algoritmo genético en sus operaciones.
- El análisis y uso del simulador permitió observar que:

- El simulador tiene importantes restricciones, como lo son asumir características uniformes cuando en sí estas características no lo son en la naturaleza. Esto influye en gran medida en los resultados de las simulaciones cuando se los compara con mapas de fuegos reales.
- Otra gran restricción del simulador es la representación en celdas que hace del terreno y su posterior procesamiento. Sólo considera 8 vecinos desde cada celda, y esto determina la forma del fuego en las simulaciones. Sería necesario una mejor discretización del espacio para lograr mejores simulaciones.

Así, las experimentaciones permiten determinar que es útil guiar la búsqueda utilizando conocimiento disponible para disminuir aleatoriedad del algoritmo evolutivo y agregar precisión en sus operaciones. Es útil acotar el espacio de búsqueda para el algoritmo evolutivo en este dominio de aplicación.

### 7.3. Trabajo Futuro

Hay distintos aspectos para seguir mejorando el algoritmo genético utilizado en este trabajo.

Un trabajo a realizar es estudiar de la misma forma en que se estudió la influencia de las características del viento en la propagación del fuego, estudiar cómo afectan las humedades en la propagación. De esta forma, es posible también guiar la asignación de valores para estos parámetros, acotando el espacio de búsqueda aún más.

Otro trabajo a realizar es mejorar la manipulación de datos en el método computacional. Para lograr precisión en este método es necesario una base de datos lo suficientemente completa como para incluir propagaciones útiles dada una propagación específica. Para que la base de datos sea completa deberían estar bien discretizados factores como pendiente del terreno, velocidad de propagación y velocidad de propagación. Esto de nuevo genera muchas combinaciones posibles, lo obligaría a prestar atención a cómo se maneja dicha información para obtener los datos del viento de forma rápida y que esto no se convierta en un cuello de botella de la aplicación. Es necesario que la obtención del conocimiento no genere una penalización importante para la aplicación.

Así surge la necesidad de evaluar distintas técnicas de manipulación de datos. Existe gran trabajo en minería de datos y como resultado se tienen distintas técnicas, las cuales se estudiarán para intentar mejorar este aspecto del método computacional para mejorar la manipulación de los datos y obtener mejor precisión en la información aportada por el mismo.

Además se estudiarán otras formas de obtener la información del avance real del fuego. La experimentación dejó ver que a veces la guía se vuelve

dependiente de esta información, entonces, sería útil tener formas más inteligentes que la que se está utilizando para obtener la dirección y la velocidad de avance real del fuego. Sería útil que estas otras formas analicen mejor el frente del fuego obteniendo tal vez un promedio o una generalización de cómo avanzó el fuego y a qué velocidad lo hizo.

# Bibliografía

- [1] Abdalhaq B., “A methodology to enhance the Prediction of Forest Fire Propagation”. Tesis Doctoral. Universitat Autònoma de Barcelona (España). Junio 2004
- [2] Hal E. Anderson “*Aids to Determining Fuel Models Fore Estimating Fire Behaviour*”. Intermountain Forest and Range Experiment Sation Ogden, UT 84401. General Rechnical Report INT.122. April 2002.
- [3] Bevins C. D. “*FireLib User Manual & Technical Reference*”. Disponible en: <http://www.fire.org/downloads/fireLib/1.0.4/firelib.pdf>. Accedido en enero 2006.
- [4] Bianchini Germán. “*Sistema de Ayuda a la Decisión Para la Gestión de Incendios Forestales*”. Memoria del trabajo experimental dentro del programa de Doctorado en Informática (Arquitectura de Computadores y Procesamiento Paralelo). Universidad Autónoma de Barcelona. España. Julio de 2004.
- [5] Bianchini Germán. “*Wildland Fire Prediction based on Statistical Analysis of Multiple Solutions*”. Tesis Doctoral. Universidad Autónoma de Barcelona. España. Julio de 2006.
- [6] Bonsor Kevin . “*How Wildfires Work*”. How Stuff Works. Disponible en: <http://www.howstuffworks.com/wildfire.htm>. Accedido en abril 2007.
- [7] Denham Mónica, Ana Cortés, Tomás Margalef, Emilio Luque. “*Algoritmos Genéticos Guiados Para Predicción de Incendios Forestales*”. Actas del XVIII Jornadas de Paralelismo. Zaragoza, 2007. Aceptado
- [8] Matthews Stuart. “*Moisture content models - a review*”. Notes for 5th Course in Fire Behaviour Modelling, Figueira da Foz, 25/26 November 2006.
- [9] Rothermel R. C. “*How to Predict the Sperad and Intensity of Forest and Range Fires*”. Gen. Tech. Rep. INT-143. Ogden, UT: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station, 1983. Pág. 1..5.

- [10] Sierra Oeste de Madrid. “*Campaña de Conservación del Medio Natural. La propagación del fuego*”. Disponible en: <http://www.sierraoeste.org/telecentros/campana2005/elfuego.htm>. Accedido en mayo 2007.
- [11] SPREAD. Disponible en <http://www.algosystems.gr/spread/>.
- [12] Trunfio G.A., “*Predicting Wildfire Spreading Through a Hexagonal Cellular Automata Model*”. Cellular Automata for Research and Industry, University of Amsterdam, The Netherlands, pp. 385-394. LNCS 3305, Spreinger-Verlag, Berlind, 2004.
- [13] Domingos X. Viegas. “*Analisis of Eruptive Fire Behaviour*”. V International Conference on Forest Fire Research, D. X. Viegas (Ed.), 2006.
- [14] Domingos X. Viegas. “*A Mathematical Model Fore Forest Fires Blowup*”. Combust. Sci and Tech 177: 27 51, 2005.
- [15] Domingos X. Viegas, L.P.C. Pita & C. Rossa. “*Effectiveness of Fuel Treatments in Canyons*”. V International Conference on Forest Fire Research, D. X. Viegas (Ed.), 2006.
- [16] Fire Software - Information and downloads. Disponible en <http://fire.org>. Accedido en mayo de 2007.