Acoplando modelos complementarios para la mejora de un sistema de predicción de incendios forestales

Carlos Brun[1] , Tomàs Margalef[2] y Ana Cortés[3]

Resumen— **Los modelos que predicen el comportamiento de los incendios forestales no están exentos de un cierto grado de error. Además, los parámetros de entrada de dichos modelos son difíciles de medir o estimar por lo que las predicciones se ven gravemente afectadas. Por ello, proponemos añadir modelos complementarios al modelo de propagación del fuego, que nos permitan refinar o predecir ciertos parámetros de entrada como el viento, la temperatura o la humedad. Así, nuestro sistema de predicción basado en dos etapas (calibración y predicción) consigue mejorar los errores de predicción en terrenos complejos y condiciones meteorológicas dinámicas. La etapa de calibración de nuestro sistema requiere de una gran capacidad de cómputo, motivo por el cual hacemos uso de la Computación de Altas Prestaciones. La inclusión de nuevos modelos añade una considerable carga adicional al sistema y, por tanto, se trabaja en el aprovechamiento eficaz de los recursos y en la optimización de los modelos del sistema.**

Palabras clave— **Fuego, modelos, predicción, simulación, incendios forestales, calibración de parámetros, campo de vientos, modelo meteorológico .**

I. Introducción

La computación de altas prestaciones ha proporcionado la potencia de cálculo necesaria para abordar problemas extremadamente complejos, grandes retos, que hasta entonces no eran tratables con el paradigma de computación clásica, debido a la complejidad de los mismos que hacía que los recursos de los que disponía un investigador, no permitieran encontrar una solución adecuada en un tiempo objetivamente aceptable.

Este gran incremento en la capacidad de cómputo nos ha permitido tratar este tipo de problemas y lograr soluciones aproximadas a los mismos en un tiempo aceptable, como también ha abierto las puertas al planteamiento de nuevos problemas que debido a la necesidad de un cálculo intensivo, no habían podido ser estudiados hasta el momento.

Los grandes desastres naturales como huracanes, tsunamis, terremotos o los propios incendios forestales, que es el objeto de nuestro estudio, son fenómenos estocásticos, donde intervienen una gran cantidad de variables y por ello, requerimos de modelos[1][2][3][4] que representen estos fenómenos para poder predecir y simular su comportamiento. Obviamente, estos modelos son una simplificación de la realidad, y por tanto no están exentos de errores en la simulación. Además del error que introduce el modelo, las variables de entrada son valores difíciles de medir o estimar, hecho que añade aún más error a las predicciones.

Para tratar de reducir esta imprecisión e incertidumbre en estas variables, desde nuestro grupo de trabajo se propuso una metodología de predicción basada en dos etapas. Esta metodología tiene ciertas restricciones y en este trabajo se presentan soluciones a estas carencias acoplando modelos complementarios que permiten refinar los parámetros de entrada al simulador de incendios para que éste pueda dar predicciones más precisas.

En la siguiente sección presentaremos la metodología de predicción basada en dos etapas y las técnicas de calibración existentes. La sección 3 está dedicada a explicar la motivación del acoplamiento de modelos en nuestro sistema y la forma en que funcionan y se integran en nuestra metodología. En la sección 4 se mostrarán algunos resultados experimentales obtenidos y, para acabar, la última sección servirá para describir las conclusiones de este trabajo.

II. Predicción basada en dos etapas

En un esquema de predicción de incendios forestales clásico el elemento central es el simulador de fuegos. Este simulador requiere de una serie de parámetros de entrada como las características del terreno, la vegetación, información meteorológica y el estado inicial del frente de fuego (RF = *real fire*) en un instante inicial de tiempo t_i, para poder dar una predicción (SF = *simulated fire*) del comportamiento del incendio en un instante posterior de tiempo t_{i+1}. Llegado ese instante, podemos comparar el frente real en t_{i+1} (RFt_{i+1}) con el frente que ha predicho el simulador (SFt_{i+1}).

Comparando ambos frentes, el frente simulado tiene un error que puede llegar a ser significativo no solo por la precisión del modelo sino que además se ha de tener muy en cuenta la calidad de las entradas al sistema. Para tratar de mejorar la calidad de las predicciones se añade una nueva etapa independiente del simulador, llamada etapa de calibración, encargada de dar una combinación de parámetros que mejore la predicción del simulador, dando lugar a la metodología de predicción basada en

[1]Dpto. de Arquitectura de Computadores y Sistemas Operativos, Univ. Autònoma de Barcelona, e-mail: carlos.brun@caos.uab.es.

[2]Dpto. de Arquitectura de Computadores y Sistemas Operativos, Univ. Autònoma de Barcelona, e-mail: tomas.margalef@uab.es.

[3]Dpto. de Arquitectura de Computadores y Sistemas Operativos, Univ. Autònoma de Barcelona, e-mail: ana.cortes@uab.es.

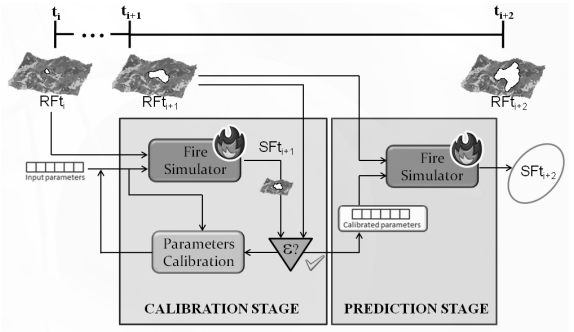

Fig. 1. Metodología de predicción en 2 etapas

2 etapas que se muestra en la figura 1. Para ello, se invierte el planteamiento del problema. A partir de unas condiciones iniciales en t_i y del comportamiento real del fuego observado en el instante t_{i+1}, se hace una búsqueda de la configuración de parámetros que mejor representa este comportamiento.

La idea principal es que encontrando un conjunto de parámetros que describan con fidelidad el comportamiento actual del incendio, se puede dar una mejor predicción para el futuro más inmediato asumiendo que las condiciones del entorno no varían de forma brusca entre ambos intervalos. Bajo esas premisas, la predicción utiliza este conjunto de parámetros calibrados para realizar la predicción del comportamiento del fuego en el instante posterior t_{i+2}. La metodología de predicción basada en 2 etapas reduce significativamente el impacto producido por la incertidumbre o imprecisión de los parámetros de entrada, hecho que nos permite mejorar las predicciones en la mayoría de los casos. Pese a esta última afirmación, existen ciertas restricciones y problemas con la metodología que serán comentados más adelante. Antes de entrar en estas restrticciones, se presentarán brevemente algunas estrategias de calibración desarrolladas por nuestro grupo de investigación.

A. Estrategias de calibración

A.1 Método evolutivo (GA)

Como punto de partida para realizar la calibración de los parámetros se comenzó trabajando con algoritmos genéticos [5], donde la idea es que para una población formada por individuos (entendiendo que cada individuo es un conjunto de parámetros que describen el entorno), se realiza la simulación para cada individuo y se calcula su error respecto al fuego observado. De esta forma, una vez tenemos cada individuo con su error medido, se aplica a la población inicial las operaciones evolutivas para generar una nueva población. Este es un proceso iterativo que se repite durante un número determinado de generaciones al final de las cuales, se cogerá el mejor individuo (con menor error), que será el utilizado en el intervalo de predicción.

A.2 Método estadístico (S2F2M)

El segundo método de calibración que se propuso fue el llamado S2F2M (*Statistical System for Forest Fire Management*) [6], y usa la misma estrategia que el evolutivo, pero en vez de utilizar un algoritmo genético se sirve de un factor de probabilidad k para generar los mapas de predicción. A diferencia del método evolucionario, el objetivo no es encontrar una buena solución sino desarrollar una metodología basada en el análisis estadístico para determinar el comportamiento más probable de un incendio forestal. Este método requiere de una enorme capacidad de cómputo para realizar las simulaciones para todas las combinaciones de parámetros posibles.

A.3 Método evolutivo guiado por datos

Para mejorar la adaptación del método evolutivo ante cambios climatológicos entre la etapa de calibración y predicción, el método basado en algoritmos genéticos es optimizado cambiando la etapa de ajuste por otra guiada por los datos. El algoritmo genético guiado por datos [7], trata de mejorar la calidad de las predicciones, mejorando a su vez la calidad de las simulaciones de la etapa de ajuste inyectando datos reales dinámicamente en la etapa de calibración que provienen de una base de conocimiento previamente construida.

A.4 Método híbrido estadístico-evolutivo

Para intentar paliar la excesiva demanda de cómputo del método estadístico sin renunciar a sus beneficios, se desarrolla el método SAPIFE3 [8] (Sistema Adaptativo para la Predicción de Incendios Forestales basados en Estrategias Estadístico-Evolutivas). Este método aprovecha las bondades de los dos métodos y minimiza sus puntos débiles. La idea básica es utilizar el algoritmo genético no para generar una sola solución (o individuo) válida, sino un conjunto de soluciones que serán tratadas por el método estadístico. Esto reduce drásticamente la necesidad de cómputo del algoritmo estadístico ya que el espacio de búsqueda se reduce significativamente. Más adelante, se presenta la evolución del método SAPIFE3, renombrada como SAPIFE3*rt* [9], cuyas siglas *rt* significan *real time* (tiempo real). El propósito de este método es utilizar fuentes de datos de información real (estaciones meteorológicas, sensores...) para detectar cambios bruscos en el entorno y poder actuar en función de estos cambios. Para ello se añade un módulo encargado de la adquisición de datos que cuando detecte un cambio brusco actuará reemplazando ciertos individuos provenientes del GA.

III. Acoplamiento de modelos complementarios

A. Análisis del problema

Como se ha comentado anteriormente los simuladores nos permiten reproducir el comportamiento de un fenómeno con mayor o menor

fidelidad. En el caso de los incendios forestales, existen multitud de simuladores [10][11][12] basados en diferentes modelos. Las primeras aproximaciones al problema fueron realizadas con el simulador de fuegos FireLib [13], un simulador sencillo que permitía realizar experimentaciones sobre terrenos simples y con condiciones heterogéneas con muy buenos resultados. Cuando comenzamos a trabajar con terrenos más complejos y fuegos de mayor tamaño se hizo necesaria la utilización de un simulador más avanzado que nos permitiera una mayor flexibilidad y fiabilidad que FireLib. El simulador elegido fue FARSITE [14], basado en el modelo de propagación de Rothermel [4]. Este simulador es ampliamente utilizado por la comunidad científica, mucho más fiable que el utilizado anteriormente y con multitud de opciones de parametrización, lo que nos da un gran abanico de posibilidades adicionales para realizar nuestros experimentos.

La metodología basada en dos etapas solo considera un valor único para cada parámetro durante una simulación. Esto implica que los parámetros son considerados uniformes en todo el mapa. Este supuesto es factible si el terreno estudiado es regular y sus dimensiones no son muy grandes. Bajo estos supuestos, como es el caso de los fuegos prescritos, la propagación del fuego dura unos pocos minutos y la uniformidad de los parámetros de valores como la velocidad del viento, la dirección, temperatura, humedad o tipo de vegetación no afecta gravemente a la calidad de la predicción ya que son áreas pequeñas, con condiciones uniformes y controladas.

Cuando se estudia un incendio a gran escala, esta suposición no es aceptable y la calidad de la predicción se ve significativamente afectada. En grandes terrenos los valores de los parámetros no se pueden considerar uniformes, ya que se ven muy afectados por las irregularidades del terreno y la evolución temporal del fenómeno, que en incendios a gran escala es muy variable ya que pueden durar días. Un caso muy significativo es el caso de la velocidad y dirección del viento. Cuando la topografía del terreno no es uniforme y los cambios de pendiente de una celda a otra son variables, el viento meteorológico es modificado por la topografía. Así, un solo valor para el viento que representa el viento en cada celda del terreno es una simplificación muy restrictiva, y es necesario un modelo adicional para evaluar o estimar el viento en cada celda del terreno.

Bajo estas premisas, se ha visto que no es correcto ignorar la distribución espacial de los parámetros, pero también se ha de tener en cuenta la evolución temporal de los mismos. En nuestra metoodología, las condiciones se mantienen constantes durante todo el intervalo de predicción. Cuando se trabaja con intervalos largos de tiempo esta premisa no es válida y se debe tener en cuenta la variabilidad de estos parámetros en el tiempo.

Para hacer frente a estos problemas, se evaluó un modelo de campo de vientos para obtener el viento efectivo en cada celda del terreno. Una vez hecho el estudio y evaluado su potencial en algunos experimentos, vimos necesario acoplar este modelo con el de propagación de fuego, y aplicar la metodología de dos etapas para realizar la predicción. También se ha propuesto la introducción de un modelo meteorológico que nos permita abordar la incertidumbre a nivel de evolución temporal de los parámetros.

B. Modelo de campo de vientos

Los beneficios de la utilización de campos de viento en la predicción de los incendios forestales se han discutido en la literatura [10][15] y han sido probados en muchos escenarios con resultados significativos. Nos hemos centrado en el acoplamiento de un simulador de campo de vientos, WindNinja [16][17], en nuestra metodología de dos etapas para aumentar la exactitud de nuestras predicciones en terrenos complejos y, a diferencia de otras obras similares, tomando ventaja de los recursos HPC para poder poner en marcha miles de simulaciones. Los resultados derivados del acoplamiento del modelo nos han ofrecido muy buenos resultados en terrenos complejos, respecto a los mismos sin utilizar el modelo de campo de vientos.

Se planteaban 2 posibles alternativas de cómo acoplar el modelo de vientos a nuestra metodología de predicción en 2 etapas utilizando un algoritmo genético como técnica de calibración. Por un lado se podía calcular el campo de vientos de cada individuo (considerando como individuo un conjunto de parámetros que describen el estado de un incendio en un instante concreto), calibrar los valores de cada celda, simular y evaluar el individuo. La otra estrategia contemplada se basaba en calibrar el viento atmosférico general junto con el resto de parámetros, calcular el campo de vientos antes de entrar al simulador y evaluar el individuo. La primera opción se descartó debido a la gran carga computacional adicional que añadiría el hecho de calibrar los valores de cada celda del mapa. Por poner un ejemplo sencillo, en un mapa de 500x500 celdas (250.000 celdas) se tendría que añadir a cada individuo 500.000 genes adicionales (2 por celda, velocidad y dirección del viento). Calibrar un individuo así, a parte de ser tremendamente costoso, puede generar campos de viento incoherentes ya que estaremos calibrando valores de celdas que no estan influyendo en el comportamiento del perímetro de fuego actual.

La forma de incluir el modelo de campo de vientos en nuestra metodología se puede observar en la figura 2, dónde se puede observar el funcionamiento de la predicción en 2 etapas con la estrategia de calibración evolutiva basada en un algoritmo genético. Se parte de una población inicial aleatoria donde cada individuo representa un posible escenario del incendio en un instante t_i. Se calcula el

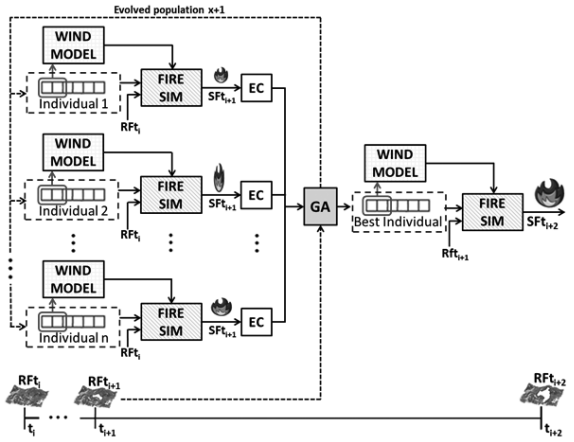

Fig. 2. Predicción en 2 etapas con modelo de campo de vientos

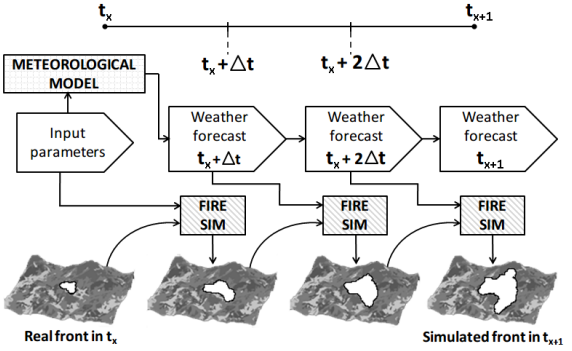

Fig. 3. Predicción en 2 etapas con modelo meteorológico

campo de vientos de cada individuo a partir de sus genes de velocidad y dirección del viento. Este campo de vientos, junto con el resto de parámetros, se introduce en el simulador de incendios y éste devuelve el perímetro del individuo para el instante t_{i+1}. Todos los perimetros de cada individuo son comparados con el frente real en t_{i+1} y se obtiene un error asociado a cada individuo. En ese momento se ordena la población y se aplican las operaciones de elitismo, cruzamiento y mutación para generar una nueva población a ser evaluada. Este proceso se repite durante un número de generaciones determinado y al final de este proceso se elige el individuo con un error menor. Este individuo es utilizado para la predicción del incendio para el instante posterior t_{i+2}.

C. Modelo meteorológico

Como se ha explicado anteriormente, al aumentar el tiempo entre intervalos de predicción, se hacía necesario algún tipo de técnica para ser sensibles a la variabilidad de los parámetros en el tiempo. Para conseguir este objetivo y siguiendo con la idea de acoplar modelos de diferente índole, se propuso la idea de introducir un modelo meteorológico[18] que nos permitiera predecir la evolución de las condiciones meteorológicas del incendio con el que se trabaje, existiendo ya algún trabajo donde se utiliza en conjunción un modelo de fuegos con un modelo meteorológico[19]. La idea se puede observar en la figura 3.

Se parte de un intervalo inicial de t_x a t_{x+1} donde hemos de hacer una predicción. La idea es dividir este intervalo en subintervalos más pequeños dónde podemos conocer las condiciones meteorológicas en cada uno de estos nuevos instantes intermedios. Para ello, utilizaremos un modelo meteorológico que a partir de unas condiciones iniciales hará una predicción de estas condiciones para los instantes de tiempo posteriores. Así, en vez de hacer una predicción completa de t_x a t_{x+1}, se harán predicciones de forma incremental hasta llegar a la predicción final para el instante t_{x+1}.

El hecho de añadir este modelo hará que debamos hacer más ejecuciones del simulador por cada simulación simple, ya que el dividir el intervalo inicial en intervalos más pequeños hace que la simulación se desglose en n simulaciones, dónde n es el número de intervalos resultante. En la etapa de calibración este hecho debe ser tenido en cuenta a la hora de reservar recursos de cómputo y poder dar una predicción en un tiempo razonable según las restricciones que nos sean impuestas. Por el momento, la experimentación realizada con esta técnica ha sido realizada emulando las predicciones del modelo meteorológico. Es decir, no disponemos de un modelo meteorológico integrado por lo que los datos que inyectamos en el sistema son los datos del incendio real aplicándoles un cierto grado de error. Esto nos permite validar la metodología y comprobar si nos puede aportar beneficios, sin disponer del modelo integrado de forma efectiva.

IV. Experimentación

Se mostrará a continuación una pequeña muestra de algunos resultados obtenidos de la experimentación realizada hasta el momento. Los experimentos realizados se han dividido en dos tipos, unos evaluando la inclusión del modelo de viento en el sistema y por otro lado, se ha probado la inyección dinámica de datos meteorológicos en el sistema.

En el caso de la integración del modelo de campo vientos, se ha experimentado sobre un terreno real de una zona de Grecia situada en la península del Peloponeso con una topografía compleja y con una superficie de 15km de ancho por 14km de largo. Sobre este terreno se ha hecho evolucionar un fuego sintético de referencia que será utilizado como comparación con los métodos de predicción en dos etapas sin y con campo de vientos. Este fuego de referencia parte de un punto inicial al cual se le han aplicado unas condiciones meteorológicas que variaban cada 30 minutos, recogidas de los datos de un incendio que se produjo en la zona en el verano de 2009. Se ha dejado propagar durante 24 horas y se han guardado los perímetros a las 12 horas y a las 24 horas para ser utilizados en la etapa de calibración y predicción respectivamente.

Una vez creado el fuego de referencia, se ha generado una población inicial aleatoria de 50

$$\text{Error} = \frac{(\text{Cells}(\cup) - \text{Cells}(\text{ini})) - (\text{Cells}(\cap) - \text{Cells}(\text{ini}))}{\text{Cells}(\text{real}) - \text{Cells}(\text{ini})}$$

Fig. 4. Fórmula del error entre frentes

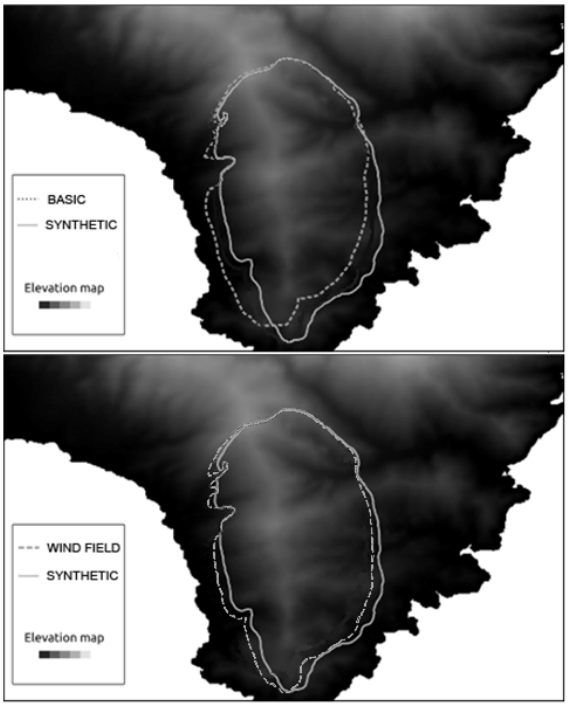

Fig. 5. Comparación de perímetros de los experimentos

individuos que ha sido evolucionada durante 5 generaciones, al final de las cuales se ha escogido el mejor individuo. En esta etapa de calibración todos los individuos se han comparado con el fuego de referencia a las 12 horas. El mejor individuo se ha utilizado para hacer la predicción a las 24 horas y se ha calculado el error. Hágamos un inciso para explicar que el error se define como la diferencia simétrica entre frentes. En la figura 4 podemos ver la fórmula del error. Para simplificar la explicación, si consideramos el número de celdas del fuego inicial un valor despreciable, el error sería la unión de los frentes (real y simulado) menos la intersección, todo ello dividido por el número de celdas del fuego real.

Los resultados de comparar los resultados de nuestra metodología sin el modelo y con el modelo de vientos, los hemos obtenido haciendo la media de 10 repeticiones de cada uno. Se ha observado que, en promedio, los errores de calibración se reducen en un 30% y un 50% en predicción. En la figura 5, se puede apreciar que no solo se mejora la predicción a nivel de error sino que además el perímetro del fuego se acerca mucho más al del fuego de referencia cuando se utiliza el modelo de vientos.

En el caso de la inyección dinámica de datos meteorológicos, el fuego de referencia se ha hecho sobre un terreno sintético que forma una rampa con dos zonas llanas a los extremos y dos zonas de subida y de bajada en el centro. Sobre ella se ha hecho propagar un incendio modificando el viento cada 30 minutos. En los experimentos se ha considerado que

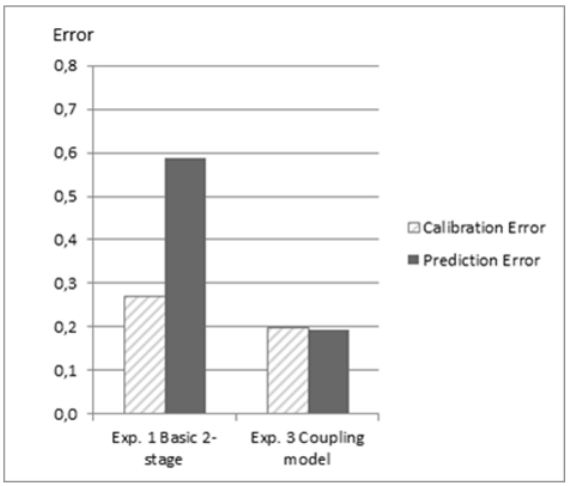

Fig. 6. Errores con condiciones heterogéneas

la frecuencia con la que recibimos datos es de 1 hora a diferencia del fuego de referencia que varía cada 30 minutos. Además, tanto las observaciones del viento en la etapa de calibración como las predicciones del viento en la etapa de predicción tienen un cierto grado de error respecto a las del fuego de referencia.

Se han probado dos configuraciones, una con condiciones homogeneas donde la media de los valores del viento entre la etapa de calibración y predicción son muy cercanas. Por otro lado se ha creado otra configuración del fuego de referencia donde estas medias difieren considerablemente, es decir hay un cambio brusco en las condiciones entre etapas. Los errores tanto de calibración como de predicción se mejoran ligeramente entre la predicción básica y la predicción inyectando datos de forma dinámica. Cuando se produce una mejora más significativa es en el momento en que se comparan ambos métodos con condiciones heterogeneas dónde, como se puede apreciar en la figura 6, el método básico no es capaz de adaptarse al cambio brusco en las condiciones mientras que inyectando datos meteorológicos predichos el error se mantiene bajo y es sensible a este cambio en las condiciones del incendio.

V. Conclusiones

La incorporación de nuevos modelos nos permite afrontar retos más ambiciosos aunque no sin un costo computacional adicional. Este aumento de la necesidad de cómputo es aceptable teniendo en cuenta que la tecnología avanza y los recursos de los que disponemos son cada vez más potentes y por tanto, capaces de asumir este incremento de la demanda computacional de nuestras simulaciones. Los resultados obtenidos hasta el momento nos permiten ser optimistas de cara al futuro aunque el trabajo que se nos plantea de ahora en adelante será exigente si queremos que los avances realizados sigan adelante y podamos obtener más y mejores resultados que puedan ser publicados a corto plazo.

Además, el hecho de desarrollar un nuevo entorno de trabajo, pese a ser una tarea poco grata, ya que no

aporta resultados experimentales ni nos proporciona un avance directo en nuestra línea de investigación, sí que nos facilitará mucho el trabajo. Una vez este plenamente en rendimiento podremos generar de forma mucho más rápida y simple, experimentación diversa utilizando o no los modelos complementarios y parametrizando las simulaciones de forma sencilla, permitiendo una producción científica más eficaz y extensa.

Si a esto, sumamos el esfuerzo paralelo a este trabajo que se está haciendo por optimizar el rendimiento de los simuladores utilizados, paralelizando internamente los mismos, podemos concluir que seremos capaces de ofrecer predicciones más certeras y en un tiempo igual o menor utilizando un número de recursos similares.

Los resultados referentes a la inyección dinámica de datos meteorológicos en el sistema se pueden ver de forma más detallada en el trabajo presentado al ICCS 2012 (*International Conference on Computational Science*) [20], que ya ha sido aceptado pero está pendiente de ser publicado.

Se está experimentando actualmente con ambos modelos expuestos en este trabajo y los resultados son esperanzadores, por lo que esperamos publicar más resultados a corto plazo.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido apoyada por el MICINN-España dentro del marco de los proyectos TIN2007-64974 y TIN2011-28689-C02-01.

Referencias

[1] P. D. Bates and A.P.J De Roo, "A simple raster-based model for flood inundation simulation," *Journal of Hydrology*, vol. 236, no. 1–2, pp. 54–77, 2000.

[2] V. V. Titov and F. I. Gonzalez, "Implementation and testing of the method of splitting tsunami (most) model," Tech. Rep., NOAA Technical Memorandum ERL PMEL-112, 11 pp UNIDATA, 1997.

[3] Peter J. Vickery, Jason Lin, Peter F. Skerlj, Jr. Lawrence A. Twisdale, and Kevin Huang, "Hazus-mh hurricane model methodology. i: Hurricane hazard, terrain, and wind load modeling," *Natural Hazards Review*, vol. 7, no. 2, pp. 82–93, 2006.

[4] R. C. Rothermel, "A mathematical model for predicting fire spread in wildland fuels," *Director*, , no. INT-115, pp. 40, 1972.

[5] Baker Abdalhaq, Ana Cortés, Tomàs Margalef, and Emilio Luque, "Accelerating optimization of input parameters in wildland fire prediction," *Parallel Processing and Applied Mathematics PPAM*, vol. Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag Heidelberg (2004), pp. 1067–1074, 2003.

[6] Germán Bianchini, Mónica Denham, Ana Cortés, Tomàs Margalef, and Emilio Luque, "S2f2m - statistical system for forest fire management," *Proc. 5th Int'l Conf. Computer Science (ICCS)*, pp. 427–434, 2005.

[7] Mónica Denham, *Predicción de la Evolución de los Incendios Forestales Guiada Dinámicamente por los Datos*, Ph.D. thesis, Universitat Autònoma de Barcelona, 2009.

[8] Roque Rodríguez, "Sistema adaptativo para la predicción de incendios forestales basados en estrategias estadístico-evolutivas (sapife3)," M.S. thesis, Universitat Autònoma de Barcelona, 2004.

[9] Roque Rodríguez, *Towards dynamic data driven forest fire propagation prediction*, Ph.D. thesis, Universitat Autònoma de Barcelona, 2010.

[10] A. M. G. Lopes, M. G. Cruz, and D. X. Viegas, "Firestation â an integrated software system for the numerical simulation of fire spread on complex topography," *Environmental Modelling & Software*, vol. 17, no. 3, pp. 269–285, 2002.

[11] FIRE.ORG, "Fire.org - public domain software for the wildland fire community," .

[12] P. L. Andrews, "Behave: Fire behavior prediction and modeling systems - burn subsystem part 1," *General Technical Report INT-194. Odgen, UT, US Department of Agriculture*, p. 130, 1998.

[13] C. D. Bevins, *FireLib User Manual & Technical Reference*, 1996.

[14] M. A. Finney, *FARSITE, Fire Area Simulator–model development and evaluation*, Res. Pap. RMRS-RP-4, Ogden, UT: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station. 1998.

[15] J. M. Forthofer, *Modeling wind in complex terrain for use in fire spread prediction*, Ph.D. thesis, Colorado State University, 2007.

[16] J. M. Forthofer, K. Shannon, and B. W. Butler, "Simulating diurnally driven slope winds with windninja," in *8th Symposium on Fire and Forest Meteorological Society*, 2009.

[17] J. M. Forthofer, K. Shannon, and B. W. Butler, "Initialization of high resolution surface wind simulations using nws gridded data," *Proceedings of 3rd Fire Behavior and Fuels Conference; 25-29 October; Spokane, WA. Birmingham, AL: International Association of Wildland Fire. 5 p.*, 2010.

[18] WRF Working Group, "Weather research and forecasting (WRF) model," *Director*, , no. INT-115, 2008.

[19] J. Mandel, J. D. Beezley, and A. K. Kochanski, "Coupled atmosphere-wildland fire modeling with wrf 3.3 and sfire 2011," *Geoscientific Model Development*, vol. 4, no. 3, pp. 591–610, 2011.

[20] Carlos Brun, Tomàs Artés, Tomàs Margalef, and Ana Cortés, "Coupling wind dynamics into a dddas forest fire propagation prediction system," *International Conference on Computational Science, ICCS 2012 (Accepted, to be published)*, 2012.