

Predicción del Comportamiento de Incendios Forestales mediante un Método de Reducción de Incertidumbre basado en HPC y Evolución Diferencial

Méndez-Garabetti Miguel^{1,2}, Tardivo María Laura^{1,2,3}, Bianchini Germán², y Caymes-Scutari Paola^{1,2}

¹Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

²Laboratorio de Investigación en Cómputo Paralelo/Distribuido

Departamento de Ingeniería en Sistemas de Información

Facultad Regional Mendoza/Universidad Tecnológica Nacional

Rodríguez 273 (M5502AJE) Mendoza

Tel. +54 261 5244579

³Departamento de Computación, Universidad Nacional de Río Cuarto

(X5804BYA) Río Cuarto, Córdoba, Argentina

miguelmendezgarabetti@gmail.com, lauratardivo@dc.exa.unrc.edu.ar, gbianchini@frm.utn.edu.ar,

pcaymesscutari@frm.utn.edu.ar

Resumen

En la predicción de cualquier fenómeno natural, la precisión constituye un aspecto altamente crítico ya que determina la confiabilidad del modelo y de todo el proceso predictivo. La predicción del comportamiento de los incendios forestales no es una excepción; éstos afectan año a año la biodiversidad, las tierras, los recursos hídricos y la salud. Sin embargo, para alcanzar cierto grado de precisión al momento de predecirlos, es menester enfrentarse al problema que representa la falta de exactitud en los parámetros de entrada (incertidumbre) que alimentan al modelo, ya que esto puede producir consecuencias drásticas si la salida del modelo proporciona predicciones erróneas. A la vez, deben tenerse en cuenta las limitaciones impuestas por los propios modelos, las restricciones que agregan las soluciones numéricas, etc.

Por esto, resulta de gran interés el desarrollo de métodos/herramientas dedicados al tratamiento de la incertidumbre para lograr una predicción más confiable. En

este trabajo presentamos un proyecto de desarrollo de una nueva versión del método de reducción de incertidumbre denominado Sistema Estadístico Evolutivo, el cual plantea reemplazar el Algoritmo Evolutivo Paralelo utilizado como método de optimización, por otro tipo de algoritmo evolutivo denominado Evolución Diferencial con implementación paralela, esperando mejorar la calidad de predicción.

Palabras clave: Predicción de Incendios Forestales, Reducción de Incertidumbre, Evolución Diferencial, HPC.

Contexto

El presente proyecto de I+D pertenece a la línea de investigación denominada “Desarrollo de Aplicaciones Paralelo/Distribuidas orientadas a la Predicción de Incendios Forestales”. Esta línea se enmarca en tres proyectos cuya fuente de financiación proviene de CONICET, FONCyT (ANPCyT) y la UTN. Todas las actividades se llevan a cabo en el ámbito del Laboratorio de Investigación en

Cómputo Paralelo/Distribuido (LICPaD) de la UTN-FRM.

Introducción

Los incendios forestales causan año a año grandes daños en la biodiversidad, las tierras, los recursos hídricos [1, 2] y la salud [3]. Éstos pueden ser generados por causas meteorológicas o humanas, pero lamentablemente la mayor cantidad de los incendios son originados por errores o negligencia [4], siendo considerados de alto riesgo cuando se propagan sin poder ejercer control sobre ellos.

Durante muchos años se ha trabajado en el desarrollo de diferentes herramientas para la prevención, detección y predicción de incendios forestales. Cada una de éstas corresponde a distintas fases del proceso de lucha contra incendios [4, 5, 6].

La *prevención* tiene como objetivo lograr que los incendios no alcancen a materializarse; la *detección* se concentra en determinar la ubicación de los focos de incendio antes de que éstos adquieran una magnitud tal que lleve a perder el control sobre ellos; y por último la *predicción*, que tiene dos acepciones: *predicción de incendios forestales* y *predicción del comportamiento de incendios forestales*. La primera de ellas intenta predecir la ocurrencia de incendios antes de que estos sucedan, mientras que la segunda busca determinar el posible comportamiento de un incendio forestal una vez que éste ya se ha iniciado, lo que permitirá tomar decisiones acertadas tanto en la planificación de la extinción del incendio, como así también para efectuar planes de evacuación, etc.

La predicción de cualquier fenómeno natural implica trabajar con modelos que representen de la mejor manera posible la complejidad inherente del fenómeno físico. Los modelos generalmente son alimentados con ciertos parámetros de entrada que

representan las variables determinantes del comportamiento del fenómeno. Por ejemplo, en la predicción del comportamiento de incendios forestales, el modelo es alimentado con variables que representan la dirección y velocidad del viento, la pendiente del terreno, la humedad en la vegetación, el tipo de vegetación, etc. Estos parámetros determinan la dirección de propagación del fuego, la velocidad de desplazamiento del fuego, la intensidad de la llama, la forma del frente de fuego, entre otros (es decir, constituyen la salida del modelo). Sin embargo, debe tenerse consideración especial sobre aquellos parámetros que cambian dinámicamente (como la velocidad y dirección del viento), y que además presentan dificultades para ser medidos en tiempo real. Si se contempla un único valor para estos parámetros se obtendrá muy probablemente una predicción distante de la realidad.

Esta falta de precisión en los parámetros de entrada se conoce como incertidumbre, y para que las predicciones se aproximen a la realidad de la mejor manera posible, es necesario reducir la incertidumbre existente en los parámetros de entrada.

Generalmente, este tipo de predicciones se realiza en un entorno de simulación computacional donde, debido al tamaño del conjunto de datos y a la complejidad de las operaciones que deben efectuarse sobre tales datos, puede requerirse la utilización de sistemas de procesamiento de alto rendimiento para resolver el problema en el menor tiempo posible. Por esta razón es que para este tipo de problemas resulta apropiada una implementación paralelo/distribuida junto con alguna técnica de optimización que permita guiar la búsqueda como lo son las metaheurísticas [7].

Como antecedente a este trabajo puede señalarse en primer lugar al Sistema Estadístico para la Gestión de Incendios Forestales (S^2F^2M , por sus siglas en inglés) [8, 9], el cual utiliza análisis estadístico y

paralelismo. Este método realiza un gran número de simulaciones sobre un conjunto de diferentes configuraciones de parámetros de entrada denominados escenarios. Todos los escenarios posibles son generados en forma discreta considerando un cierto dominio a través de un experimento factorial [10] y el modelo es evaluado con cada conjunto de valores. Los resultados se combinan para determinar la tendencia en el comportamiento del modelo, ajustándolo con la observación actual del mismo. El patrón hallado es entonces considerado para la predicción del siguiente paso. Posteriormente a S^2F^2M se desarrolló el Sistema Estadístico Evolutivo (ESS, por sus siglas en inglés) [11, 12], el cual corresponde a una mejora de S^2F^2M lograda mediante la introducción de Algoritmos Evolutivos (EA) [13], en su modalidad paralela (PEA) [14] (con un esquema de Única Población y Evaluación en Paralelo), para tratar de forma más eficiente la generación de escenarios (en ESS el concepto de “conjunto de escenarios” es reemplazado por “población de individuos”) donde un escenario particular define a un individuo. ESS, al igual que S^2F^2M , ha sido implementado en un entorno paralelo/distribuido.

Por último, el desarrollo más reciente, consiste en una variante de ESS en donde se ha incrementado el nivel de paralelismo del PEA con un esquema de Múltiples Poblaciones y Migración [14]. Esta implementación se ha denominado Sistema Estadístico Evolutivo con Modelo de Islas (ESS-IM, por sus siglas en inglés) [15, 16]. ESS-IM ha permitido obtener mejores resultados que sus antecesores mediante el incremento de diversidad en el PEA, logrado mediante la iteración e interacción de múltiples poblaciones de individuos o islas [16].

Si bien los resultados obtenidos con ESS-IM han sido superiores a los de ESS y S^2F^2M , en este trabajo presentamos un

proyecto para desarrollar una nueva versión de ESS, donde la metaheurística central del sistema será reemplazada por un modelo implementado bajo un entorno paralelo distribuido que posee como base al algoritmo Evolución Diferencial (DE) [17]. Proponemos denominar a la nueva versión como Sistema Estadístico Evolutivo Diferencial (DESS, por sus siglas en inglés).

Líneas de Investigación, Desarrollo e Innovación

En estudios previos [18, 19, 20] se ha observado el potencial de DE tanto en comparación con otras metaheurísticas poblacionales, como así también en análisis de diferentes alternativas de paralelización. Teniendo en cuenta esto y además que las características de esta metaheurística permiten aplicarla al problema de reducción de incertidumbre, es que esperamos obtener mejoras en la calidad de la predicción mediante la utilización de DE junto con las capacidades del Análisis Estadístico y la Computación de Alto Rendimiento.

Resultados y Objetivos

Como resultado de la línea de I+D se desarrollaron dos métodos (S^2F^2M y ESS) y una variante de uno de ellos (ESS-IM). Los mismos, han ofrecido resultados muy favorables mostrando mejoras incrementales en cada nueva aproximación abordada, consiguiendo en general predicciones más precisas que las obtenidas mediante el método de predicción clásica u otros métodos. No obstante, la criticidad de la línea de investigación requiere incrementar el nivel de confiabilidad de las predicciones, razón por la cual continuamente estamos analizando posibilidades de mejora de cada método. Hasta el momento, hemos utilizado algoritmos evolutivos para orientar y acelerar la búsqueda en virtud de los buenos

resultados que se observaron mediante tales algoritmos a la hora de predecir el comportamiento de incendios [21]. Así mismo, hemos ampliado el abanico de posibilidades para explorar el potencial que podría brindar otro tipo de métodos para resolver el problema con mayor precisión.

Por ello es que hemos analizado otras heurísticas (como Optimización por Cúmulo de Partículas y Evolución Diferencial [20]) que permitan la mejora de los métodos actuales, el desarrollo de otras metodologías que permitan resolver el problema de la incertidumbre incluso de maneras más eficientes. En un primer estudio, hemos elegido las metaheurísticas poblacionales: Optimización por Cúmulo de Partículas (PSO) [22, 23], Algoritmos Genéticos (GA) [13] y Evolución Diferencial, dadas sus características y posibilidades de ser utilizados en el problema que nos concierne. La comparación se llevó a cabo mediante distintas funciones de prueba de la sesión especial de optimización continua del IEEE CEC 2005 [24], donde se evaluó la precisión para cada método de optimización y su velocidad de convergencia. En esta primera aproximación DE presentó mejores resultados, en términos de precisión, que las demás metaheurísticas, alcanzando el óptimo en tres oportunidades del ranking.

DE es una metaheurística poblacional, que comienza generando una población de individuos vectoriales creados con valores aleatorios dentro de ciertos intervalos. El método se centra en utilizar diferencia de vectores para perturbar cada vector de la población. En particular, el operador de cruzamiento está basado en una combinación lineal, en la cual el concepto de distancia juega un papel importante.

En cuanto al tratamiento de la predicción de incendios forestales, cada individuo puede representarse por una combinación de variables (humedad en la vegetación, velocidad del viento, etc.) que puede ser interpretada como un vector D-dimensional

a tratarse mediante DE. Por lo tanto, ESS es directamente adaptable a una versión que utilice esta metaheurística.

Una vez que se realice la experimentación pertinente, se podrá concluir en qué medida DE permitirá mejorar los métodos actuales, y/o considerarse como una técnica complementaria de utilidad para crear nuevos métodos híbridos que adopten la mejor característica de cada uno de sus predecesores.

Formación de Recursos Humanos

El presente proyecto cuenta con la dirección del Dr. Germán Bianchini y la codirección de la Dra. Paola Caymes Scutari. En lo que hace a estudiantes de doctorado, esta línea de investigación cuenta con dos tesis de posgrado en curso, una perteneciente al Ing. Miguel Méndez Garabetti, cuyo plan de tesis doctoral versa específicamente dentro de este proyecto y de esta línea de investigación, y de la Lic. María Laura Tardivo, cuya temática se vincula estrechamente, dado que se especializa en distintos métodos y posibilidades referentes a DE. Ambos cursan el doctorado en Ciencias de la Computación de la Universidad Nacional de San Luis, y son becarios tipo I de CONICET.

Referencias

- [1] D. Sempere, A. Urbano, J. Lavabre, J. Dolz, Consecuencias Hidrológicas de los Incendios Forestales. Ingeniería del Agua. Vol. 1 Num. 4, pp. 33-48, 1994.
- [2] P.F. Temporetti, Efecto a largo plazo de los incendios forestales en la calidad del agua de dos arroyos en la sub-región Andino-Patagónica, Argentina. Ecología Austral 16. Asociación Argentina de Ecología, pp. 157-166, 2006.
- [3] P. Morgan, C. Hardy, T.W. Swetnam, M. G. Rollins, D.G. Long, Mapping fire regimes across time and space: Understanding coarse and fine scale fire patterns, International

- Journal of Wildland Fire, 10, pp. 329-342, 2001.
- [4] P.N. Omni, Forest Fires: A Reference Handbook. Contemporary World Issues. 2005.
- [5] E.A. Johnson, K. Miyanishi, Forest Fires: Behavior and Ecological Effects. Academic Press, 2001.
- [6] J.D. Lowe, Wildland Firefighting Practices. Delmar Thomson Learning, 2000.
- [7] E. Talbi, Metaheuristics: From Design to Implementation, University of Lille – CNRS – INRIA. John Wiley&Sons, Inc., 2009.
- [8] G. Bianchini, M. Denham, A. Cortés, T. Margalef, E. Luque, Wildland Fire Growth Prediction Method Based on Multiple Overlapping Solution, Journal of Computational Science, 1 (4), pp. 229-237, 2010.
- [9] G. Bianchini, M. Denham, A. Cortés, T. Margalef, E. Luque, Improving forest-fire prediction by applying a statistical approach, Forest Ecology and Management, 234 (supplement 1), p. S210, 2006.
- [10] D. Montgomery, G. Runger, Probabilidad y Estadística aplicada a la ingeniería, Limusa Wiley, 2002.
- [11] G. Bianchini, P. Caymes Scutari, Uncertainty Reduction Method Based on Statistics and Parallel Evolutionary Algorithms, Proceedings of High-Performance Computing Symposium - 40 JAIIO (HPC) pp. 1-4, 2011.
- [12] G. Bianchini, M. Méndez-Garabetti, P. Caymes-Scutari, Evolutionary-Statistical System for Uncertainty Reduction Problems in Wildfires. XVIII CACIC, XII Workshop de Procesamiento Distribuido y Paralelo (WPDP). pp. 230-238, 2012.
- [13] D.E. Goldberg, Genetic and evolutionary algorithms, Come of age, Communications of the ACM, 37 (3) pp. 113-119, 1994.
- [14] E. Cantú Paz, A survey of Parallel Genetic Algorithms. Calculateurs Parallèles, Réseaux et Systems Repartis, 10(2), pp. 141-171, 1998.
- [15] M. Méndez-Garabetti, G. Bianchini, M.L. Tardivo, P. Caymes-Scutari, Evolutionary Statistical System with Island Model for Forest Fire Spread Prediction. HPCLatAm 2013, Session: Evolutionary Computation & Scheduling, pp. 61-64, 2013.
- [16] M. Méndez-Garabetti, G. Bianchini, M.L. Tardivo, P. Caymes-Scutari, Predicción del comportamiento de incendios forestales mediante aplicación de modelo de islas a ESS. 9no Encuentro del International Center For Earth Sciences. p. 55, 2013.
- [17] K. Price, R. Storn, J. Lampinen, Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization. Springer. New York, 2005.
- [18] M.L. Tardivo, P. Caymes-Scutari, M. Méndez-Garabetti, G. Bianchini, Two Models for Parallel Differential Evolution, HPCLatAm 2013, Session: Evolutionary Computation & Scheduling, pp. 25-36, 2013.
- [19] M.L. Tardivo, P. Caymes-Scutari, M. Méndez-Garabetti, G. Bianchini, Parameters Calibration for Parallel Differential Evolution based on Islands. XIII Workshop Procesamiento Distribuido y Paralelo, CACIC 2013. pp. 296-305, 2013.
- [20] M. Méndez-Garabetti, G. Bianchini, M.L. Tardivo, P. Caymes-Scutari, Análisis de Metaheurísticas Poblacionales para su Aplicación en Métodos de Reducción de Incertidumbre. Séptimo Encuentro de Investigadores y Docentes de Ingeniería EnIDI 2013, Los Reyunos, San Rafael. Mendoza, Argentina, pp. 543-557, 2013.
- [21] B. Abdalmaq, A methodology to enhance the Prediction of Forest Fire Propagation, Ph, D Thesis, Universitat Autònoma de Barcelona (Spain), 2004.
- [22] A. Engelbrecht, Fundamentals of Computational Swarm Intelligence. John Wiley & Sons, Ltd., 2005.
- [23] J. Kennedy, R. Eberhart, Particle Swarm Optimization. Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, pp. 1942-1948, 1995.
- [24] P. Suganthan, N. Hansen, J.J. Liang, K. Deb, Y.P. Chen, A. Auger, S. Tiwari, Problem definitions and evaluation criteria for the cec 2005 special session on real parameter optimization. Tech. Rep., Nanyang Technological University, 2005.