

Sintonización Dinámica del Método Paralelo de Predicción de Incendios Forestales ESSIM-DE

María Laura Tardivo^{1,3,*}, Paola Caymes Scutari^{1,2}, Germán Bianchini¹ y Miguel Méndez Garabetti¹

¹ Laboratorio de Investigación en Cómputo Paralelo/Distribuido (LICPaD), Dpto. de Ingeniería en Sistemas de Información - UTN-FRM - Mendoza - Argentina.

² Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

³ Departamento de Computación - UNRC- Córdoba - Argentina.

Resumen La calidad de las soluciones obtenidas por los métodos de predicción está condicionada por la falta de precisión o incertidumbre presente en los parámetros de entrada que alimentan los modelos, por lo cual resulta de interés el desarrollo y perfeccionamiento de métodos que permitan tratar la incertidumbre, a fin de obtener predicciones confiables. ESSIM-DE es un método general de predicción y reducción de incertidumbre basado en Análisis Estadístico, la metaheurística Evolución Diferencial y Cómputo de Alto Rendimiento, y ha sido aplicado a la predicción de la línea de fuego en incendios forestales. En este trabajo se presenta una estrategia de sintonización aplicada de forma automática y dinámica al parámetro que regula la cantidad de generaciones del proceso evolutivo, a fin de mejorar su rendimiento y evitar estancamiento y/o convergencia prematura. Se describen las métricas monitorizadas, los puntos y acciones de sintonización en el modelo distribuido y los resultados obtenidos con diferentes casos de quemas controladas.

Keywords: Sintonización Dinámica, Evolución Diferencial, Predicción de Incendios, Cómputo de Alto Desempeño

1. Introducción

Los incendios forestales constituyen año a año una gran amenaza en diferentes regiones del mundo, sobre todo en época estival, donde las temperaturas elevadas y la sequía prolongada propician el ambiente ideal para el desarrollo de estos fenómenos. Debido a las graves consecuencias que producen, contar con herramientas que permitan predecir su comportamiento resulta de importancia para colaborar en los planes de lucha contra el fuego y en la prevención de incendios.

La predicción de un incendio forestal consiste en determinar cuál será la propagación del fuego sobre el terreno en un instante de tiempo futuro. Generalmente, los métodos de predicción implementan modelos que describen el

* Este trabajo ha sido financiado mediante los proyectos SIUTIME0004736TC y SIUTNME0004819 de la UTN-FRM.

comportamiento del fuego, y utilizan como dato de entrada un grupo de variables representando aquellos factores que condicionan la propagación. Entre ellas encontramos la velocidad y dirección del viento, la pendiente del terreno, el tipo de material combustible, la humedad de dicho material, etc. Lamentablemente, no es posible contar con los valores exactos para estos factores, debido a la imposibilidad de dotar todo el terreno forestal con instrumentos de medición y, sobre todo, debido a que algunos cambian dinámicamente durante el desarrollo del incendio. Esta falta de conocimiento respecto de los valores de los parámetros se denomina incertidumbre, y podría provocar consecuencias drásticas si las salidas de los modelos obtienen soluciones alejadas de la realidad.

En los últimos años se han desarrollado, estudiado y mejorado una serie de métodos pertenecientes a la clase de los denominados Métodos Conducidos por Datos con Múltiples Soluciones Solapadas (*Data Driven Methods with Multiple Overlapped Solutions*, DDM-MOS [1]), los cuales obtienen predicciones de la línea de fuego en base a la agregación de múltiples soluciones, y que se enfocan en reducir este impacto negativo que provoca la incertidumbre. En particular, hemos desarrollado el método ESSIM-DE (por las siglas en inglés para “Sistema Estadístico Evolutivo con Modelo de Islas y Evolución Diferencial”), el cual arroja una predicción en base a tres pilares fundamentales: Análisis Estadístico, para obtener patrones de comportamiento del fuego, la metaheurística Evolución Diferencial (*Differential Evolution*, DE) [3], para orientar la búsqueda entre un experimento factorial de simulaciones, y Cómputo Paralelo [6], para acelerar el proceso de predicción y potenciar el tamaño de la muestra.

Con el fin de mejorar el rendimiento de ESSIM-DE, hemos definido e incorporado al método una estrategia dinámica y automática de sintonización, la cual es presentada en este trabajo. Las estrategias de sintonización automáticas y dinámicas [5] permiten calibrar, mejorar, ajustar, o modificar algún aspecto crítico, cuello de botella o factor limitante de mejor desempeño de la aplicación, y consisten en incorporar las etapas de instrumentación, monitorización, análisis y sintonización, durante la ejecución del programa. En la etapa de instrumentación se incluyen directivas en el código fuente para registrar ciertas métricas de interés. Dichas métricas en general corresponden a algún modelo del comportamiento de la aplicación, y definen conocimiento específico acerca de la misma, el cual puede responder a modelos matemáticos de rendimiento, lógica difusa, heurísticas definidas *ad hoc*, entre otras. En la etapa de monitorización se registran las métricas, para su posterior análisis y sintonización. En la etapa de análisis se procesan los valores registrados y, en base este conocimiento específico, se determinan las acciones de sintonización necesarias para mejorar el rendimiento de la aplicación. Posteriormente, en la etapa de sintonización se aplican las acciones definidas tendientes a mejorar los aspectos críticos. Todas estas etapas se realizan en tiempo de ejecución.

En este trabajo presentamos un modelo de rendimiento que permite sintonizar dinámica y automáticamente una de las etapas claves de ESSIM-DE, la Etapa de Optimización llevada a cabo por el algoritmo Evolución Diferencial. Esta metaheurística es un optimizador poblacional (basado en múltiples solu-

ciones) y consiste en un proceso iterativo en el cual se evoluciona una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución al problema. Un posible problema de rendimiento asociado a Evolución Diferencial lo constituye el estancamiento y/o la convergencia prematura hacia un óptimo local [4,8]. En este trabajo se establece un criterio mediante el cual es posible sintonizar la cantidad de generaciones por las cuales han de evolucionar las poblaciones a fin de detectar de manera anticipada una tendencia al estancamiento y/o a la convergencia prematura. El modelo de rendimiento utiliza información estadística de la tendencia de la dispersión de la población, monitorizada de manera distribuida. El objetivo es evitar que estos dos fenómenos afecten de manera negativa el rendimiento del método, tanto en la calidad de las predicciones como en el tiempo de respuesta, y que la sintonización sea realizada independientemente del caso de quema considerado y de las características particulares de la ejecución.

2. Predicción de Incendios con ESSIM-DE

Para realizar la predicción del frente de fuego, en ESSIM-DE el desarrollo total del incendio es dividido en diferentes instantes de tiempo discretos, denominados pasos de simulación. Arquitectónicamente, ESSIM-DE posee una doble jerarquía de procesos que se organizan en islas paralelas y colaboran mediante migración [6], bajo la supervisión de un proceso *Monitor*.

En la Figura 1 pueden apreciarse las cuatro etapas que involucra el método, de las cuales nos centraremos en la Etapa de Optimización (**EO**), la cual se lleva a cabo entre los procesos *workers* (**W**) y el *Master* (**M**) de cada isla. Esta etapa permite evolucionar una población de individuos en base al algoritmo Evolución Diferencial. Cada individuo representa una combinación de valores para las variables que determinan el avance del fuego (la velocidad de viento, dirección y pendiente del terreno, tipo de material combustible, humedad del material combustible vivo, etc). El proceso *Master* inicializa la población (**pop**), aplica los operadores de mutación y cruzamiento de DE para generar nuevos individuos candidatos, y distribuye los individuos entre los *workers*. Estos utilizan el estado actual del incendio y junto con un individuo para realizar la simulación y posteriormente evalúan la aptitud de la predicción obtenida, ponderando la precisión de la simulación mediante una comparación entre las celdas quemadas en el incendio real y las celdas alcanzadas por el fuego en el mapa obtenido. Por lo tanto, la aptitud representa el porcentaje de coincidencia entre ambos mapas. Posteriormente se lleva a cabo las subsiguientes etapas: Estadística (**EE**), de Calibración (**EC**) y de Predicción (**EP**), que recopilan la información y los resultados obtenidos por todas las islas en la etapa **EO**, y en base a ello permiten arrojar la predicción global del estado del incendio. Una primera mejora al método ESSIM-DE fue la incorporación de un operador **OR**, el cual se aplica una vez que se obtiene la predicción para el paso de simulación considerado. Este operador genera una nueva población (nuevo espacio de búsqueda). Para mayor detalle en el funcionamiento de las etapas de ESSIM-DE es posible consultar [7].

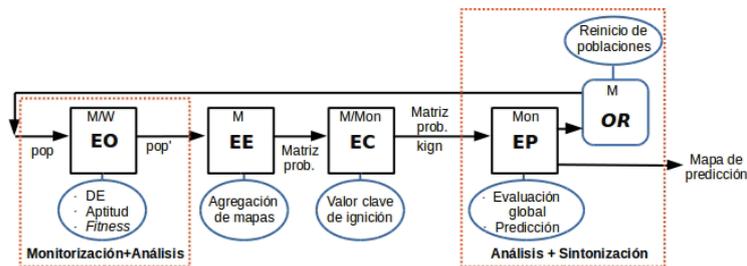


Figura 1. Esquema general de ESSIM-DE. **EO**: Etapa de Optimización, **EE**: Etapa Estadística, **EC**: Etapa de Calibración, **EP**: Etapa de Predicción, **OR**: Operador de Reinicio poblacional, **DE**: Evolución Diferencial, **M**: *Master*, **W**: *Worker*, **Mon**: *Monitor*. Línea punteada: proceso de sintonización-ESSIM-DE(ldr)

3. Sintonización Dinámica: modelo de rendimiento

El proceso *Master* de cada isla es el que determina cuándo la población finaliza su evolución para continuar con las siguientes etapas del proceso de predicción. En ESSIM-DE la condición de fin del ciclo evolutivo de la **EO**, determinada por alcanzar cierta cota máxima o límite de iteraciones, tiene una doble influencia en el proceso de optimización, puesto que limita la cantidad de generaciones evolutivas por las cuales evolucionará cada población, y en consecuencia, determina el tiempo de ejecución del proceso evolutivo. Por lo tanto, se propuso definir el proceso de sintonización dinámica [2] aplicado al límite de iteraciones evolutivas.

En la definición del proceso de sintonización hemos considerado dos posibles problemas asociados a la evolución llevada a cabo por DE: la convergencia prematura y el estancamiento. La convergencia prematura es la situación en la cual la población converge a un óptimo local, debido a la pérdida de diversidad; por su parte, el estancamiento es la situación en la cual el optimizador no es capaz de generar nuevas soluciones mejores que sus antecesoras, aún cuando la población presente cierta diversidad [4]. El problema del estancamiento de la población depende de los movimientos efectivos del optimizador DE. Cuando se genera un nuevo individuo se produce un movimiento en el espacio de búsqueda. Este movimiento se considera efectivo si el nuevo individuo generado posee mejor valor de aptitud respecto de su antecesor. De todos los posibles movimientos que se realizan en la población, algunos son efectivos, mientras que otros no lo son, y por lo tanto estos últimos implican un esfuerzo computacional en vano. Para abordar el tratamiento de estos problemas se propuso cuantificar dos métricas diferentes para la población:

- Movimientos efectivos (métrica ME): cuantifica la cantidad de individuos que luego de un ciclo evolutivo han sido mejorados (mejor valor de aptitud que el de su predecesor).
- Diversidad poblacional (métrica IQR): cuantifica la dispersión de la población (variabilidad de la distribución de la población). Se computa en base al Rango Intercuartil de los valores de aptitud de los individuos.

Estas métricas fueron monitorizadas y registradas en análisis experimental, utilizando diferentes casos de quema controladas. En una primera aproximación, se utilizaron valores fijos como cota de ambas métricas. Sin embargo, fue posible notar que la forma de las gráficas de la métrica IQR a lo largo de las iteraciones es variable de un caso a otro. Esto se debe a que la distribución de los valores de aptitud está influenciada por múltiples factores (velocidad de convergencia del método, factor de mutación, probabilidad de cruzamiento, tasa de migración, dimensiones del mapa, entre otros). Por tal motivo, el modelo de rendimiento definido plantea utilizar la información de la dispersión de la población en la sucesión de valores de IQR, obtenidos a lo largo de las generaciones evolutivas. El fin es detectar si la población se encuentra en un estado con tendencia a estancamiento y/o convergencia prematura, haciendo uso de la información reciente acerca de las distribuciones, de acuerdo al caso considerado.

Para lograrlo, se propuso registrar el mínimo valor de IQR obtenido, actualizar dicho valor a lo largo de las iteraciones, y compararlo respecto del valor IQR obtenido en la iteración corriente. En la Figura 1 se ejemplifica la idea. El eje x representa la generación evolutiva (iteración) y el eje y el valor de IQR registrado. En la gráfica se señala el mínimo IQR registrado (Min_IQR) y el IQR de la iteración corriente ($Curr_IQR$). Si la diferencia entre ambos, denominada $Delta$, es muy pequeña, entonces la población ha logrado una distribución muy similar en cuanto a valores de aptitud, en alguna de las iteraciones anteriores. Siendo $Delta = (Min_IQR - Curr_IQR)$, el criterio de sintonización queda definido por la expresión (1), en la cual se verifica que la tendencia de IQR sea decreciente ($Delta \geq 0$) y $Delta$ acotado por un cierto valor pequeño $umbral_DELTA$. Por su parte, también se considera el valor de la métrica ME , requerida para analizar si el optimizador aún cuenta con movimientos efectivos a realizar sobre el espacio de búsqueda, acotada a un cierto valor $umbral_ME$.

En ESSIM-DE, la expresión (1) es computada en cada iteración a lo largo de la **EO**, de acuerdo con la distribución actual de la población, para cada mapa de quema y condiciones particulares de la ejecución. La propuesta pretende mejorar los tiempos de respuesta respecto del método sin sintonización, puesto que la nueva condición utilizada como criterio de corte es una propiedad específica de cada población, lo que permite evitar aquellos ciclos innecesarios. El proceso de sintonización se incluye en la Figura 1 con recuadros en líneas de puntos rojos. Los valores de aptitud son registrados en la Etapa de Monitorización y las métricas son computadas en la Etapa de Análisis del *Master*. Al finalizar cada iteración, cada *Master* envía las métricas de su isla hacia el proceso *Monitor* (**Mon**), quien realiza una agregación de los valores recibidos en su Etapa de Análisis, y determina si existe alguna isla con tendencia a estancamiento y/o convergencia prematura en la **ES**. Si se evalúa como verdadera la expresión (1) con los valores computados de alguna de las islas, el *Monitor* decide frenar la evolución de todas las islas, realizar la predicción agregando la información de todas ellas, e iniciar con el siguiente paso de predicción.

$$Delta \leq umbral_DELTA \wedge Delta \geq 0 \wedge ME \leq umbral_ME \quad (1)$$

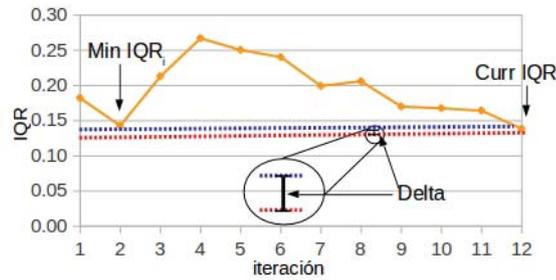


Figura 2. Ejemplo de cómputo del valor *Delta*.

Cuadro 1. Casos de estudio: dimensión, pendiente y tiempo de inicio, fin e incremento.

Caso	Ancho (m)	Alto (m)	Pend. (grados)	T. ini. (min)	Incr. (min)	T. fin (min)
A	89	109	21	2	2	14
B	60	90	6	2	2	10
C	89	91	21	2.5	2.5	12.5

4. Resultados Obtenidos

La propuesta fue validada en base a la experimentación con tres casos de quemas controladas pertenecientes al proyecto SPREAD [9] (ver Tabla 1). Cada experimento fue efectuado con ESSIM-DE sin el proceso de sintonización, y ESSIM-DE(ldr), sigla con la que denominamos al método con el proceso de sintonización **dinámica** del **límite** de iteraciones y con el operador de **reinicio** de poblaciones. Los resultados de un total de 10 ejecuciones con diferentes semillas fueron promediados. El modelo de islas fue configurado con 5 islas, de 7 *workers* cada una. El proceso de migración involucra el 20% de los individuos de la población, y se realiza en cada iteración. El tamaño de cada población se definió como 200 individuos. Para ESSIM-DE y ESSIM-DE(ldr) se utilizó la misma configuración de los parámetros evolutivos: probabilidad de cruzamiento 0.3, factor de mutación 0.9, cruzamiento binomial. El valor utilizado como *umbral_ME* fue establecido al 20%. El valor establecido para el parámetro *umbral_DELTA* fue de 10^{-3} . La evaluación de la calidad de la predicción se cuantifica en base a un función de *fitness*, que responde al índice Jaccard [7], donde se realiza la división entre A y B, siendo A el conjunto de celdas en el mapa real sin el subconjunto de celdas quemadas antes de iniciar el proceso predictivo, y B representa el conjunto de celdas en el mapa resultado de la **EP**, sin el subconjunto de celdas quemadas antes de iniciar la predicción (celdas que se eliminan para evitar resultados sesgados). Por lo tanto, el valor de *fitness* puede ser considerado el porcentaje de coincidencia entre el mapa obtenido de la simulación y el mapa real, y estará comprendido en el rango [0,1]: un valor igual a 1 representa una predicción perfecta, y un valor igual a cero indica el máximo error.

Los resultados obtenidos son presentados en las figuras 3, 4 y 5. En cada figura se incluyen dos gráficos. El gráfico (a) representa los promedios de *fitness* para cada paso de predicción, obtenidos por ESSIM-DE(ldr), y comparados respecto de la versión sin sintonización ESSIM-DE. El gráfico (b) muestra la distribución de los valores de *fitness* obtenidos para cada paso de predicción y método, lo que permite analizar la dispersión de los resultados y la robustez del método en términos de la obtención de soluciones diferentes bajo distintas ejecuciones. La Tabla 2 muestra los valores promedio de tiempo de ejecución obtenidos.

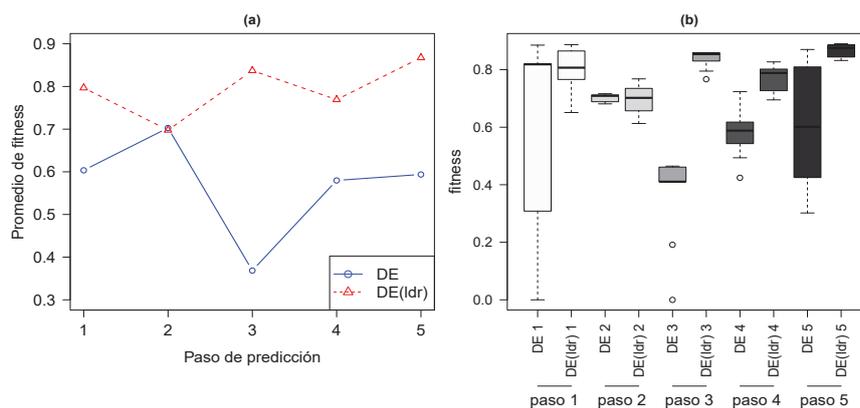


Figura 3. Caso A. (a) Promedio de *fitness* con ESSIM-DE y ESSIM-DE(ldr). (b) Distribución de los valores de *fitness* obtenidos en cada paso de predicción.

La Figura 3 muestra los resultados obtenidos para el caso de quema A de la Tabla 1. El incendio se inicia en el minuto 2 y tiene una duración de 14 minutos, constituyendo un paso de calibración y cinco pasos de predicción (calibración: minuto 2 al 4, pasos de predicción: primer paso minuto 4 al 6, segundo minuto 6 al 8, tercero minuto 8 al 10, cuarto minuto 10 al 12, quinto minuto 12 al 14). En general se puede observar del gráfico (a) que ESSIM-DE obtiene baja calidad de las predicciones, sobre todo en el paso de predicción 3. Observando la figura (b), en el paso 1 y en el paso 5, se puede observar amplia variabilidad de los resultados obtenidos con ESSIM-DE, mientras que para ESSIM-DE(ldr) se observa menor distribución en todos los pasos de predicción, lo que indica una robustez en dichos pasos en términos de la obtención de soluciones bajo diferentes ejecuciones. En general, ESSIM-DE(ldr) obtiene mejor rendimiento, con promedio de *fitness* superiores a 0.7 en todos los pasos de predicción, y con una reducción del tiempo de ejecución del 38% aproximadamente. Esta reducción de tiempo está asociada a la capacidad de ESSIM-DE(ldr) de detectar anticipadamente la tendencia al estancamiento y/o convergencia prematura, evitando ciclos innecesarios, y por ende, logrando menor tiempo de respuesta. Las reducciones de tiempo de ejecución son muy relevantes en el contexto de métodos de predicción,

permitiendo la toma de decisiones con anticipación al avance del incendio. Es importante remarcar que la reducción del tiempo no sólo depende de la velocidad con la que se detecta el estancamiento y la convergencia prematura, sino que además depende de las características del caso de quema y del tamaño del mapa considerado, lo cual influye en el comportamiento global del sistema en sus diferentes etapas.

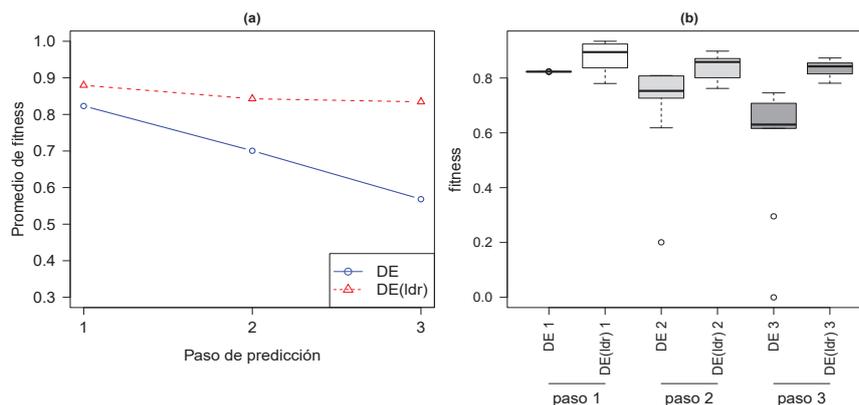


Figura 4. Caso B. (a) Promedio de *fitness* con ESSIM-DE y ESSIM-DE(ldr). (b) Distribución de los valores de *fitness* obtenidos en cada paso de predicción.

La Figura 4 muestra los resultados obtenidos para el caso de quema B de la Tabla 1. El incendio consta de tres pasos de predicción (minutos 4-6, 6-8, 8-10). Se puede observar del gráfico (a) que ESSIM-DE posee una tendencia decreciente en la calidad de las predicciones, con un bajo porcentaje de coincidencia en el tercer paso de predicción, menor al 60%. Si bien en el primer paso de predicción se puede observar buena calidad, superior a 0.8 y con baja distribución de los resultados obtenidos (ver gráfico (b), paso 1 para ESSIM-DE), el método con sintonización ESSIM-DE(ldr) logra mejorar todos los pasos de predicción, con promedios de *fitness* superiores a 0.85 en todos los pasos. En este caso, ESSIM-DE(ldr) obtiene una ganancia en tiempo de ejecución, con una importante reducción del 73%, aproximadamente.

La Figura 5 muestra los resultados obtenidos para el caso de quema C de la Tabla 1. El incendio consta de tres pasos de predicción. Se puede observar del gráfico (a) que ESSIM-DE(ldr) obtiene mejor promedio de *fitness* en el primer y tercer paso de predicción, mientras que ESSIM-DE obtiene una calidad cercana a 0.9 en el segundo paso de predicción. Es importante destacar en este experimento que ESSIM-DE(ldr) mejora significativamente la calidad de la predicción obtenida en el tercer paso de predicción respecto de ESSIM-DE, logrando un porcentaje de coincidencia con el incendio real cercano a al 80% de coincidencia (*fitness* cercano a 0.8). Además, se puede observar a partir de los

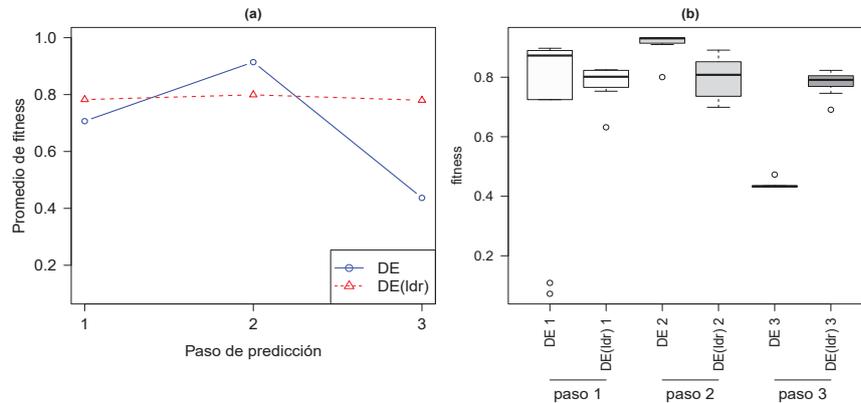


Figura 5. Caso C. (a) Promedio de *fitness* con ESSIM-DE y ESSIM-DE(ldr). (b) Distribución de los valores de *fitness* obtenidos en cada paso de predicción.

resultados de la Tabla 2 que el método con sintonización dinámica logra reducir los tiempos de ejecución en un 63 % respecto del método sin sintonización, aproximadamente.

Cuadro 2. Tiempo de ejecución promedio en segundos

Caso	ESSIM-DE	ESSIM-DE(ldr)	Reducción de tiempo
A	3540	1292	63.5 %
B	1696	446	73.7 %
C	2332	1438	38.3 %

En general, considerando el total de los casos, se mejoró la calidad de las predicciones obtenidas respecto del método sin sintonización. Con respecto a los tiempos de respuesta, los resultados han arrojado una importante reducción del tiempo de ejecución respecto del método sin sintonización, entre un 38 % y un 73 % menos. Ambas mejoras están asociadas a la detección temprana del estancamiento y la convergencia prematura, evitando ciclos innecesarios al optimizador Evolución Diferencial, y obteniendo mejores individuos que aportan al global de la solución. Es importante destacar que el uso de un modelo matemático/estadístico como base de conocimiento experto en el proceso de sintonización dinámica reduce el tiempo insumido en la toma de decisiones, a diferencia de otras estrategias con mayor costo computacional, como búsqueda, procesos iterativos, lógica difusa, redes neuronales, aproximaciones, entre otras. Esto se debe a que el análisis y las decisiones de sintonización se basan sólo en la evaluación de expresiones matemáticas. En el contexto de métodos de predicción como

ESSIM-DE estas reducciones de tiempo resultan fundamentales para obtener predicciones a más corto plazo.

5. Conclusiones

En este trabajo se presentó una propuesta para sintonizar dinámicamente el método ESSIM-DE, un método general de reducción de incertidumbre, con el fin de mejorar el rendimiento tanto en calidad de las predicciones obtenidas como en el tiempo de respuesta. El modelo de rendimiento definido utiliza la información de la dispersión de la población en la sucesión de valores obtenidos a lo largo de las generaciones evolutivas, con el fin de detectar tendencia a estancamiento y/o convergencia prematura de la población. Es computado de manera distribuida, de acuerdo con la distribución corriente de la población, para cada mapa de quema y condiciones particulares de la ejecución. Los resultados obtenidos han demostrado que la propuesta mejora tanto la calidad como los tiempos de respuesta respecto del método sin sintonización, puesto que la nueva condición utilizada como criterio de corte es una propiedad específica de cada población, lo que permite evitar aquellos ciclos innecesarios por haberse alcanzado cierto nivel de convergencia.

Como trabajo a futuro se propone sintonizar los valores de umbral de las métricas definidas en el modelo de rendimiento, y contemplar otros parámetros del método que puedan ser potencialmente sintonizables, como el tamaño de la población o los parámetros relativos al modelo paralelo/distribuido.

Referencias

1. Bianchini, G. *et al*: Wildland fire growth prediction method based on Multiple Overlapping Solution. *J. Computational Science*, vol 1, nro 4, pp- 229-237 (2010)
2. Caymes-Scutari, P., Bianchini, G., Sikora, A., Margalef, T.: Environment for Automatic Development and Tuning of Parallel Applications. In: *Int. Conf. on High Performance Computing & Simulation (HPCS)*, pp. 743-750, Innsbruck (2016)
3. Storn, R., Price, K. Lampinen, J.: *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*. Springer, New York (2005)
4. Lampinen, J., Zelinka, I.: On Stagnation Of The Differential Evolution Algorithm. *Journal of Computer Physics*, pp.76-83 (2000)
5. Naono, K. and Teranishi, K. and Cavazos, J. and Suda, R.: *Software Automatic Tuning: From Concepts to State-of-the-Art Results*. Springer, New York (2010)
6. Mattson, T., *et al*: *Patterns for Parallel Programming*, Addison-Wesley (2004)
7. Tardivo, M.L., Caymes-Scutari, P., Méndez-Garabetti, M., Bianchini, G: Optimization for an Uncertainty Reduction Method Applied to Forest Fires Spread Prediction. *Computer Science - CACIC 2017*, pp. 13-23, Springer (2018)
8. Yang, M., Li, C., Cai, Z., Guan, J.: Differential Evolution With Auto-Enhanced Population Diversity. *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol.45, pp. 302–315 (2015)
9. D. X. VIEGAS, *Project Spread Forest Fire Spread Prevention and Mitigation.*, (2004), <https://cordis.europa.eu/project/rcn/60354/factsheet/fr>, accedido el 2-9-2019.