

MODELO MATEMÁTICO PARA LA SINTONIZACIÓN DINÁMICA DE UN MÉTODO PREDICTIVO BASADO EN EVOLUCIÓN DIFERENCIAL

María Laura Tardivo^{†‡}, Paola Caymes Scutari^{†§}, Germán Bianchini[†] y Miguel Méndez Garabetti[†]

[†]Laboratorio de Investigación en Cómputo Paralelo/Distribuido (LICPaD)

[‡]Departamento de Computación, Universidad Nacional de Río Cuarto, Córdoba, Argentina

[§]Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)

lauratardivo@dc.exa.unrc.edu.ar, {pcaymesscutari, gbianchini}@frm.utn.edu.ar,

miguelmendezgarabetti@gmail.com

Resumen: El desarrollo y sintonización de programas paralelos presenta el desafío de generar aplicaciones que obtengan los resultados esperados desde el punto de vista funcional, y que además alcancen un rendimiento acorde a los recursos computacionales utilizados. El proceso de sintonización dinámica brinda la posibilidad de monitorizar la aplicación, analizar su rendimiento y mejorar automáticamente aquellos aspectos limitantes de mejor rendimiento. La sintonización puede responder a modelos matemáticos de rendimiento, a heurísticas definidas ad-hoc, a estrategias basadas en historia, entre otros. En este trabajo se presenta un modelo matemático/estadístico de rendimiento, computado de manera distribuida para sintonizar el método de predicción ESSIM-DE. Dicho método utiliza la metaheurística poblacional Evolución Diferencial como algoritmo de optimización. La sintonización es aplicada de forma automática y dinámica al parámetro que regula la cantidad de generaciones del proceso evolutivo, a fin de evitar estancamiento y convergencia prematura.

Palabras clave: *sintonización dinámica, cómputo paralelo/distribuido, Evolución Diferencial.*

2000 AMS Subject Classification: 21A54 - 55P54

1. INTRODUCCIÓN

El proceso de sintonización constituye una fase importante en el ciclo de vida de toda aplicación, pues permite adaptar el comportamiento del programa a las condiciones del entorno de ejecución y/o de las características del problema bajo estudio. En nuestro grupo de investigación también consideramos la inclusión de capacidades para la sintonización dinámica de ciertos factores limitantes a los métodos de predicción que venimos desarrollando. La sintonización dinámica se logra a partir de cuatro fases que sucesivamente actúan durante la ejecución [3]: la **instrumentación** permite anotar la aplicación para registrar las métricas necesarias, la **monitorización** permite recolectar y clasificar las métricas, el **análisis** sirve para evaluar el estado del sistema en función de las métricas registradas, y la **sintonización** permite concretar los ajustes necesarios en la aplicación a fin de adaptar su comportamiento. El proceso de sintonización dinámica responde a un tipo de conocimiento específico de la aplicación, el cual encapsula tanto la información requerida para detectar los posibles cuellos de botella, así como también los potenciales puntos de sintonización y las acciones tendientes a mejorar el rendimiento.

En particular, en este artículo nos referimos al método paralelo/distribuido denominado Sistema Estadístico con Modelo de Islas y Evolución Diferencial (ESSIM-DE, *Evolutionary Statistical System with Island Model and Differential Evolution*) [7], el cual es un método paralelo de doble jerarquía de procesos Master/Worker [6], que permite reducir la incertidumbre [1] en el proceso de predicción de fenómenos de propagación. En este trabajo se considera como caso de estudio la predicción de incendios forestales [2]. ESSIM-DE ha sido estudiado en el último tiempo con el fin de identificar aquellos aspectos que puedan ser factores limitantes de mejor rendimiento, en términos de calidad de las predicciones obtenidas y tiempo de respuesta. En este sentido, se propuso incorporar al método la capacidad de sintonización dinámica para detectar y corregir la convergencia prematura y el estancamiento, lo que permitirá adaptar ciertos parámetros de control del algoritmo dependientes del problema o del estado del sistema durante la ejecución del método. Aquí entra en juego la información que nos provee la métrica *IQR* (o rango intercuartil) como indicador del estado y la calidad del proceso evolutivo.

El método ESSIM-DE arroja una predicción gracias a la utilización de Evolución Diferencial (*Differential Evolution*, DE) [4] para orientar la búsqueda entre un experimento factorial de simulaciones, a la Estadística para realizar la agregación de la información y determinar tendencias, y al Paralelismo [6] para potenciar la velocidad de procesamiento y el tamaño de la muestra. 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. 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*, quienes realizan la simulación y 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 llevan 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 vez que se obtiene la predicción para el paso de simulación considerado, el operador OR genera una nueva población (nuevo espacio de búsqueda). Para mayor detalle en el funcionamiento de cada etapa de ESSIM-DE es posible consultar [7].

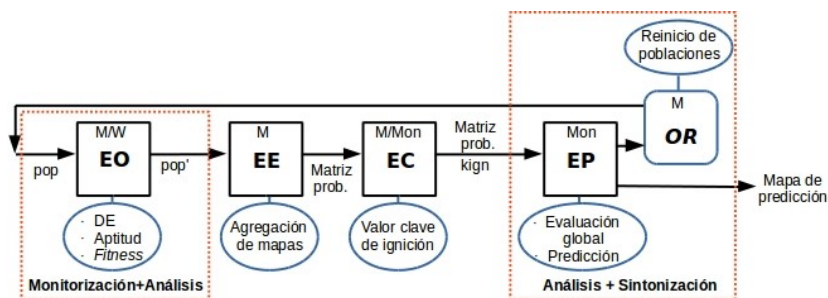


Figura 1: Esquema general de ESSIM-DE. EO: Etapa de Optimización, EE: Etapa Estadística, EC: Etapa de Calibración, EP: Etapa de Predicción, OR: Operador de Reinicio poblacional, DE: Evolución Diferencial, M: *Master*, W: *Worker*, Mon: *Monitor*. Línea punteada: proceso de sintonización-ESSIM-DE(ldr)

2. MODELO DE RENDIMIENTO PARA LA SINTONIZACIÓN DINÁMICA

En ESSIM-DE la condición de fin del ciclo evolutivo de la EO, determinada por alcanzar cierta cuota 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 [3] aplicado al límite de iteraciones evolutivas. En la definición del proceso de sintonización hemos considerado dos posibles problemas asociados al proceso evolutivo llevado 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, aun cuando la población presente cierta diversidad [5]. El problema del estancamiento de la población depende de los movimientos efectivos del optimizador Evolución Diferencial. Cuando se genera un nuevo individuo se produce un movimiento en el espacio de búsqueda que representan los individuos de la población. 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 la convergencia prematura y del estancamiento se propuso cuantificar dos métricas diferentes para la población. Las métricas son:

- 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.

En el análisis experimental realizado con ESSIM-DE, utilizando diferentes casos de quema controladas, 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, etc.). 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 que la población se encuentre en un estado con tendencia a estancamiento y/o convergencia prematura, haciendo uso de la información reciente acerca de las distribuciones.

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 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 $umbral_ME$.

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

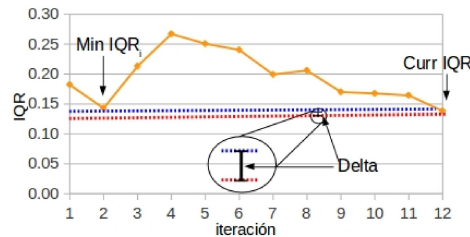


Figura 2: Ejemplo de cómputo del valor $Delta$.

3. APLICACIÓN Y RESULTADOS OBTENIDOS

En ESSIM-DE, la expresión (1) es computada en cada iteración a lo largo de la Etapa de Optimización, 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 por haberse alcanzado un nivel de convergencia aceptable. 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 Etapa de Sintonización.

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. Luego, se aplica el operador de reinicio poblacional (**OR**) para comenzar el proceso evolutivo del siguiente paso con una nueva población (nuevo espacio de búsqueda).

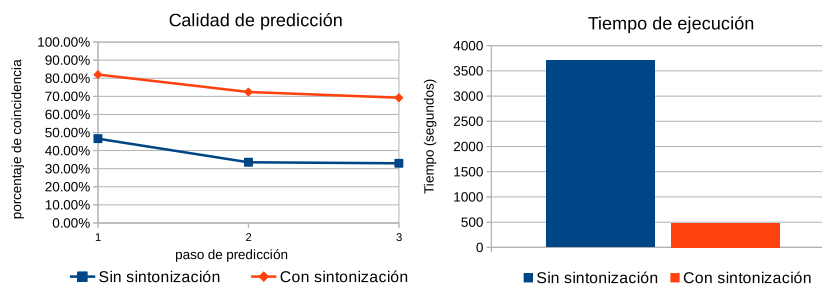


Figura 3: Calidad de predicción y tiempos de ejecución obtenidos para uno de los seis caso de estudio.

Para validar la propuesta se utilizaron seis casos reales de estudio correspondientes a incendios controlados realizados en diferentes terrenos de Serra de Lousã, Gestosa, Portugal, pertenecientes al proyecto SPREAD [8]. Los experimentos fueron realizados utilizando unidades de procesamiento Intel Q9550 2.83GHz, 4GB DDR3 1333Mz, organizados en 5 islas y 7 *workers* por isla, conectadas entre sí a través de una red Ethernet y switch Linksys SLM2048 de 1Gb. El modelo de rendimiento distribuido definido ha resultado satisfactorio para los casos de prueba utilizados. La Figura 3 muestra los resultados obtenidos para uno de los seis casos de estudio utilizados. Se puede notar que el método con sintonización obtiene una coincidencia con el mapa real superior al 70 %, para todos los pasos de predicción y se logra una reducción de un 87 % del tiempo obtenido con el método sin sintonización. Considerando el total de los casos, se mejoró la calidad de las predicciones obtenidas en un 83 % 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 54 % y un 87 % menos. Estas reducciones están asociadas a la detección temprana del estancamiento y la convergencia prematura, evitando ciclos innecesarios al optimizador Evolución Diferencial. Es importante destacar que el uso de un modelo matemático como base de conocimiento experto en el proceso de sintonización dinámica reduce el tiempo insumido en la toma de decisiones, puesto que el análisis y las decisiones de sintonización se basan en la evaluación de expresiones matemáticas, a diferencia de otras estrategias con mayor costo computacional (búsqueda, procesos iterativos, lógica difusa, redes neuronales, aproximaciones). En el contexto de métodos de predicción como ESSIM-DE estas reducciones de tiempo resultan fundamentales para obtener predicciones a corto plazo.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por UTN-FRM, proyectos SIUTIME0004736TC y SIUTNME0004819.

REFERENCIAS

- [1] G. BIANCHINI AND M. DENHAM AND A. CORTÉS AND T. MARGALEF AND E. LUQUE, *Wildland fire growth prediction method based on Multiple Overlapping Solution*, J.Comp. Sci., Vol. (4)1, (2010), pp. 229-237.
- [2] G. BIANCHINI AND M. MÉNDEZ-GARABETTI AND P. CAYMES-SCUTARI, *Evolutionary-statistical system for uncertainty reduction problems in wildfires*, Actas del XVIII CACIC, (2012), pp. 230-238.
- [3] P. CAYMES-SCUTARI, G. BIANCHINI, A. SIKORA, T. MARGALEF, *Environment for Automatic Development and Tuning of Parallel Applications*, Int. Conf. on High Performance Computing & Simulation (HPCS), Innsbruck, (2016), pp. 743-750.
- [4] R. STORN *et al.*, *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*, Springer, New York, 2005.
- [5] J. LAMPINEN, AND I. ZELINKA, *On Stagnation Of The Differential Evolution Algorithm*, J. Comput. Phys. (2000) pp.76-83.
- [6] T. MATTSON AND B. SANDERS AND B. MASSINGILL, *Patterns for Parallel Programming*, Addison-Wesley, pp. 143-152.
- [7] M.L. TARDIVO *et al.*, *Optimization for an Uncertainty Reduction Method Applied to Forest Fires Spread Prediction*, Computer Science – CACIC 2017, (2018), Springer, pp. 13-23.
- [8] D. X. VIEGAS, *Project Spread Forest Fire Spread Prevention and Mitigation.*, (2004), <http://www.algosystems.gr/spread/>, accedido el 1-12-2018.