

ADAPTACIÓN DE UN MÉTODO DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO PARA MODELOS DE PRONÓSTICO DE INUNDACIONES¹

Facundo J. Alonso², Nicolás Le Moine³, Ludovic Oudin³, Pierre Ribstein⁴ y Juan Carlos Bertoni⁵

Resumen: Los métodos de optimización multi-objetivo tienen diversas aplicaciones en la ingeniería. En particular, en la hidrología son una herramienta de gran valor para encontrar un conjunto de soluciones de compromiso para dos objetivos hidrológicos cualesquiera en conflicto. Por su parte, los modelos de pronóstico hidrológico se emplean durante un evento lluvioso con el fin de predecir el caudal que se producirá en una sección de un río con un cierto tiempo de anticipación (horizonte de pronóstico). Como información de entrada suelen utilizar la lluvia y el caudal de la sección de interés, registrados en tiempo real. Sin embargo, durante un evento de gran magnitud, algunos sistemas de pronóstico experimentan una degradación en la calidad de los caudales observados en tiempo real, y en ciertos casos se produce incluso pérdida de dicha información. Cuando la cadena de transmisión de datos hidrometeorológicos (red pluviométrica e hidrométrica) a tiempo real falla, el desempeño del modelo puede decaer drásticamente respecto del esperado en un caso real. En particular, si la información a tiempo real del último caudal observado se pierde (daño en la estación hidrométrica, o en la red de comunicación, etc.) y no puede ser asimilado, el modelo hidrológico corre en una situación típica de simulación, ejercicio para el cual otro modelo (o el mismo, pero parametrizado de otro modo) podría conducir a resultados más confiables. Por esta razón, un método de optimización multi-objetivo puede ser empleado para encontrar soluciones de compromiso entre ambos criterios. En este trabajo fue llevada a cabo una optimización multi-objetivo del modelo GR4P, mediante el uso del algoritmo MOCOM-UA. Se observó que el método era incapaz de encontrar en todos los experimentos de manera robusta el mismo frente de Pareto, por lo que fueron llevadas a cabo un conjunto de modificaciones al método con el fin de mejorar la robustez. Finalmente, fue posible obtener una versión adaptada del algoritmo MOCOM-UA con la cual se llega en los sucesivos experimentos a frentes de Pareto bien semejantes entre sí. Los trabajos fueron realizados sobre una cuenca pequeña de la Bretaña francesa.

Palabras clave: inundaciones, optimización multi-objetivo, pronóstico hidrológico.

ADAPTATION OF A MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION METHOD FOR FLOOD FORECASTING MODELS

Abstract: Multi-objective optimization methods have various applications in engineering. In particular, in hydrology they are a valuable tool for finding a compromise set of solutions for any two hydrological conflicting objectives. Meanwhile, hydrologic forecasting models are used during a rainy event in order to predict the flow will occur in a river section with some time in advance (forecast horizon). As input information, they typically use rainfall and flow data from the interesting section, recorded in real time. However, during a great magnitude event,

¹ Artículo recibido el 5 de noviembre de 2016 y aceptado para publicación el 3 de enero de 2017.

² Profesor Adjunto, Departamento de Hidráulica, Universidad Nacional de Córdoba, Av. Vélez Sarsfield 1611, Ciudad Universitaria, Box 15, Córdoba, Argentina. Email: falonso@unc.edu.ar

³ Maître de Conférences en Hydrologie, Université Pierre et Marie Curie, Couloir 56-55, 4e étage 4, place Jussieu, Paris, France. Email: nicolas.le_moine@upmc.fr, ludovic.oudin@upmc.fr

⁴ Professeur d'hydrogéologie, Université Pierre et Marie Curie, Couloir 56-55, 4e étage 4, place Jussieu, Paris, France. Email: pierre.ribstein@upmc.fr

⁵ Profesor Titular, Departamento de Hidráulica, Universidad Nacional de Córdoba, Av. Vélez Sarsfield 1611, Ciudad Universitaria, Box 15, Córdoba, Argentina. Email: jcbertoni@gmail.com

some forecasting systems experience a real time flow data quality degradation, and in some of them, loss of such information occurs. When the hydrometeorological information transmission chain (rainfall and hydrometric networks) to forecasting comes to fail, performances may become much lower than what can be expected in an ideal case. In particular, if the real time information of the last observed discharge is lost (damage to the hydrometric station, or to the communication network, etc.) and cannot be assimilated, the hydrological model is run in a typical simulation situation, exercise for which another model (or the same model, but parameterized differently) might yield to more reliable results. Then, a multi-objective optimization method can be used for finding a compromise set of solutions between both criteria. In this paper, a multi-objective optimization of the GR4P model was carried out using the MOCOM-UA algorithm. It was observed that the method was unable to find in all experiments robustly the same Pareto front, so a set of modifications to the method in order to improve the robustness were conducted. Finally, it was possible to obtain a MOCOM-UA adapted version algorithm able to find in successive experiments a set of Pareto's fronts well similar to each other. Work was based on a small French basin at the Bretagne region.

Keywords: flood forecasting, inundations, multi-objective optimization.

INTRODUCCIÓN

Se denomina comúnmente inundación al fenómeno por el cual una parte de la superficie terrestre queda cubierta temporalmente por el agua, ante una subida extraordinaria del nivel de ésta en los terrenos circundantes a un cuerpo de agua. De modo que el fenómeno de la inundación en sí mismo está previsto en el ciclo natural de los niveles de los ríos. Sin embargo, el problema aparece cuando el hombre ocupa el espacio que le pertenece al agua. Es decir que la inundación es concebida como un desastre cuando involucra vidas humanas, o bien pérdidas significativas de bienes de interés humano. Bajo este concepto, el causante principal del problema de la inundación es el asentamiento humano a las márgenes de los ríos, debido a una tendencia natural del hombre de buscar sitios de asentamiento próximos a fuentes naturales de abastecimiento de agua.

Las inundaciones figuran en primer lugar dentro de las catástrofes naturales en el mundo, causando alrededor de 20.000 muertes por año (Berthet, 2010). Al respecto son alarmantes las estadísticas de la WMO (2009), según las cuales las inundaciones y crecidas en los ríos son responsables del 54% de los daños significativos, del 65% de las personas afectadas y del 29% de las muertes humanas causadas por desastres naturales. Las inundaciones fueron responsables del 50% de los 2200 desastres hidrometeorológicos computados a nivel mundial en el periodo 1990 – 2001, y del 15% de los decesos ocasionados por desastres naturales. Aproximadamente unos 66 millones de personas sufrieron daños causados por las inundaciones entre 1973 y 1997 (WMO, 2009).

Según la Agencia Europea del Ambiente, entre 1998 y 2007, las inundaciones sobrevenidas en Europa han causado alrededor de 700 muertes, medio millón de personas evacuadas y al menos 25.000 millones de euros de pérdidas económicas cubiertas por las aseguradoras de riesgo (Berthet, 2010). Entre 1987 y 1997 las inundaciones causaron en Asia pérdidas económicas del orden de los 136.000 millones de dólares. Las pérdidas económicas derivadas de las catástrofes naturales han aumentado de 30.000 a 70.000 millones de dólares de los Estados Unidos entre 1990 y 1999. Estas cifras subestiman la verdadera magnitud de las pérdidas, que son probablemente dos o más veces mayores (UNESCO, 2003).

Diversos factores explican la creciente incidencia de inundaciones catastróficas, entre ellos, el crecimiento de las poblaciones, la densa ocupación de llanuras aluviales y otras áreas propensas a inundarse, y la ocupación imprudente de terrenos en cauces de agua (WMO, 2009).

El crecimiento no planificado de las ciudades muchas veces se orienta hacia las márgenes de los ríos. Por esta razón existe normalmente una correlación entre el crecimiento poblacional y la vulnerabilidad de las ciudades frente a las inundaciones. Pengue (2012) señala que actualmente más del 50 % de la población mundial vive en ciudades, y pronostica que en las próximas cuatro décadas el total del crecimiento de la población mundial será absorbido por áreas urbanas. Este proceso migratorio viene acompañado de un incremento en la vulnerabilidad de las poblaciones próximas a los ríos. En González (2009) se presentan datos del Programa Mundial de Evaluación de los Recursos

Hídricos de 2006 de la UNESCO, donde se observa el vertiginoso crecimiento de los desastres por inundaciones a nivel mundial, entre 1960 y 2004. En el periodo 1960-1964 ocurrieron menos de cien desastres por inundación en el mundo, y entre 2000 y 2004, casi ochocientos (CRED, 2012).

Bertoni (2004) apunta que América del Sur encabeza la tendencia de urbanización a nivel mundial, y que en este continente la concentración urbana en las principales ciudades tiene el ritmo de crecimiento más alto entre las regiones del mundo y el mayor de todos los tiempos. Argentina particularmente posee el 90 % de su población localizada en áreas urbanas, por lo cual se ubica entre los países que detentan la concentración urbana más alta de América del Sur (Tucci, 2006). En el año 1998 ocurrieron en este país precipitaciones que superaron las marcas históricas de los últimos 50 años, como consecuencia del fenómeno de El Niño 97/98, produciendo importantes daños y pérdidas económicas. El cálculo del daño producido alcanzó los USD 2788 M (Bertoni y Chevallier, 2001). Como ejemplos cabe citar las catastróficas inundaciones de las ciudades de Santa Fe (2003), Buenos Aires (2013), La Plata (2013) y la región serrana de las Sierras Chicas en el centro de la Provincia de Córdoba (2014 y 2015). En todos los casos ocurrieron muertes, miles de personas fueron afectadas, centenares de viviendas e importantes infraestructuras públicas fueron destruidas.

Frente al peligro inminente y potencial de las inundaciones, la humanidad va gradualmente procurando opciones de protección. Ahora bien, aun cuando las medidas de protección estructural (obras) son capaces de atenuar los daños causados por eventos extremos, están lejos de poder preservar integralmente las poblaciones y las infraestructuras humanas de los efectos de las inundaciones (Thielen et al., 2009). Adicionalmente, dentro del cambio climático global que experimenta el planeta, se producen alteraciones en los patrones de precipitaciones que requerirían una adecuación permanente de dichas obras. Por otro lado, un diseño inadecuado o incompleto de un sistema estructural de protección puede volverse una trampa mortal y altamente destructiva, como ocurrió con el caso de la catastrófica inundación de Santa Fe (Argentina) en abril del 2003, debido a la crecida del río Salado (Bertoni, 2004).

Por esta razón, en los últimos años ha cobrado gran importancia las medidas y acciones no estructurales. Cada vez más, los Sistemas de Alerta Temprana (SAT) están siendo reconocidos en los más altos niveles políticos como una herramienta crítica para salvar vidas y bienes (UCAR, 2012). A pesar de que es imposible impedir las inundaciones, o cualquier otro desastre natural, la capacidad de acción y reacción de los servicios de emergencia ha mejorado notablemente (UNESCO, 2003). Los sistemas de pronóstico hidrológico constituyen actualmente importantes herramientas para reducir, al menos parcialmente, las pérdidas humanas y materiales frente a la ocurrencia de una crecida de gran magnitud.

En Estados Unidos, gracias a la información brindada por el Sistema de Pronóstico Hidrológico del National Weather Service (NWS) para el manejo de embalses al U.S. Army Corps of Engineers (USACE) y al U.S. Bureau of Reclamation (USBR), se estima un ahorro anual en promedio de más de 1000 millones de dólares (NHWC, 2002), sólo en bienes materiales.

Los modelos de pronóstico hidrológico buscan evaluar la probabilidad de superar un umbral de caudal frente a un horizonte determinado de antelación (desde algunos minutos a algunos días, dependiendo del tiempo de respuesta del sistema hidrológico a las fuerzas meteorológicas actuantes), es decir, realizar el pronóstico a tiempo real.

Varios autores, como Georgakakos (1985) muestran el modo en que el incremento en el tiempo de horizonte de pronóstico de un valor preciso, redunda en una reducción del daño ocasionado por la crecida.

PROBLEMÁTICA

Para maximizar la calidad del pronóstico en el horizonte elegido, es deseable partir del mejor estado posible en el instante de la previsión, y es por lo tanto conveniente “re-ajustar” el modelo, si es posible, sobre la base de los últimos caudales observados a lo largo de algunos pasos de tiempo precedentes al instante en el cual debe ser emitido el pronóstico. Este procedimiento es descrito esquemáticamente en la Figura 1.

En efecto, un modelo de pronóstico se diferencia de un modelo de simulación, en que el primero actualiza su estado periódicamente durante el proceso de pronóstico, lo cual le confiere normalmente mayor precisión.

A causa de esta etapa, denominada de asimilación (que corrige el estado del modelo), un buen modelo de pronóstico no es necesariamente un buen modelo de simulación, y viceversa. Debido al elevado peso asignado a las

últimas observaciones, la estructura de un modelo hidrológico de pronóstico puede típicamente ser más simple que aquella de un modelo de simulación resultando potencialmente bastante desconcertante tanto por los desarrolladores como por los usuarios de estos modelos (Berthet, 2010).

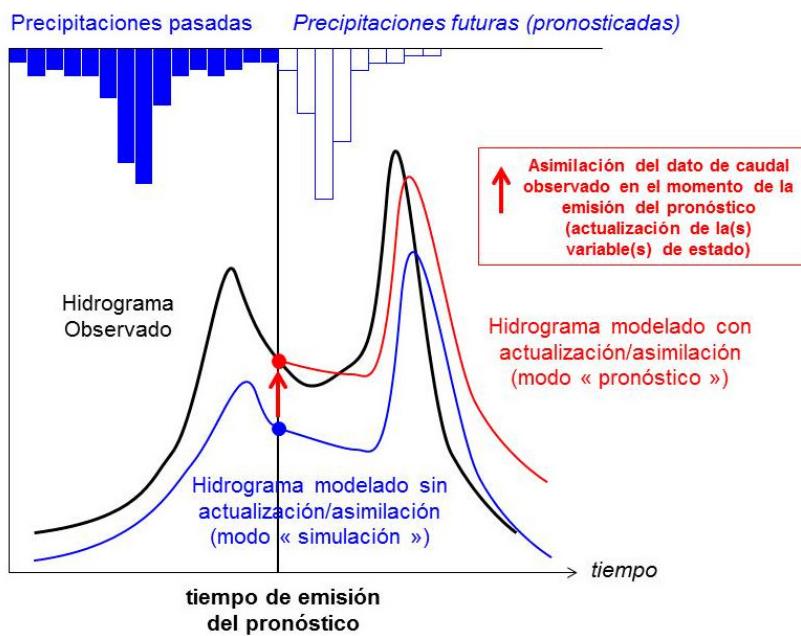


Figura 1: Hidrograma simulado y pronosticado.

Sin embargo, desde el punto de vista del desarrollo de los modelos hidrológicos, la confrontación entre estos dos objetivos (simulación y pronóstico) no es necesariamente tan clara como parece. En efecto, como lo recuerda Duband (2000), "para una utilización operacional en pronóstico, se necesita de una modelización específica notoriamente distinta a las necesidades de la hidrología aplicada orientada a la comprensión y a la reconstrucción del ciclo del agua: simular no es pronosticar. De todos modos, el progreso en el conocimiento puede contribuir tanto a uno como al otro objetivo". En efecto, para el caso de un modelo de pronóstico hidrológico, altamente dependiente de la actualización de estado a cada paso de tiempo (pdt), si la cadena de transmisión de datos hidrometeorológicos (red pluviométrica e hidrométrica) que alimenta el sistema de pronóstico falla, el desempeño real del modelo puede volverse muy por debajo de aquel que se esperaría en un caso ideal. En particular, si la información a tiempo real de los últimos datos de caudales observados son perdidos (daño en la estación hidrométrica, en la red de comunicación, etc.) y no puede ser más asimilado, el modelo hidrológico se vuelve en una situación típica de simulación, ejercicio para el cual otro modelo (o el mismo modelo, pero parametrizado distinto) podría dar resultados más confiables.

Cabe aclarar que en este trabajo se entiende por "desempeño del modelo" a la capacidad del mismo de representar el hidrograma observado. Así por ejemplo, se entiende que el desempeño del modelo es adecuado cuando los hidrogramas pronosticados por el mismo se aproximan aceptablemente al hidrograma observado.

En este trabajo, se aplicó una metodología binaria simulación/pronóstico, como enfoque de una visión más matizada y continua entre dos situaciones de pronóstico: i) en contexto bien instrumentado (escenario 1), donde la información a tiempo real puede ser plenamente puesta al servicio de la asimilación, y ii) poco instrumentado (escenario 2), donde el modelo está levemente restringido ya que carece de información de caudal a tiempo real, dejado por lo tanto libre de evolucionar en condiciones próximas a las de un modelo de simulación.

Dicha metodología fue llevada a cabo a través de un método de optimización multi-objetivo aplicado sobre un modelo de pronóstico hidrológico, sometiendo la capacidad del método de encontrar juegos de valores de parámetros capaces de alcanzar a la vez buenos desempeños del modelo para ambos escenarios descritos.

Ahora bien, en el proceso de optimización se observó una aparente incapacidad por parte del método de encontrar de manera robusta en todos los experimentos de optimización el mismo frente de Pareto. En consecuencia, en este

trabajo se puso foco principal sobre este aspecto, por lo que se llevó a cabo ciertas modificaciones en el algoritmo de búsqueda del método, orientadas a mejorar su eficacia para llegar sucesivamente al mismo frente de Pareto, o semejante.

METODOLOGÍA

En cuanto a las herramientas de modelación, los trabajos se apoyaron sobre los modelos "Génie Rural" (GR) desarrollados por el equipo de hidrología del Irstea (ex Cemagref) de Antony, Francia: el modelo GR4J (Perrin et al., 2003) con cuatro parámetros para la simulación diaria, y el modelo GRP (Tangara, 2005; Berthet, 2010) para el pronóstico a paso de tiempo horario. Estos modelos fueron probados sobre un gran número de cuencas hidrográficas en Francia, Estados Unidos, Australia, Brasil y México. El modelo GRP es en particular utilizado por la mayor parte de los servicios operacionales de pronóstico de crecidas (Services de Prévision des Crues - SPC) en Francia. En este trabajo se emplea un modelo que denominaremos GR4P, que puede ser interpretado como una combinación de los anteriores. El estudio de sensibilidad del desempeño de los modelos frente a los diversos criterios de calibración de los parámetros fue efectuado con la ayuda del método de optimización global multi-objetivo MOCOM-UA (Yapo et al., 1998).

Modelo Lluvia-Caudal

El modelo GR4P resulta de la combinación de los modelos GR4J y GRP. El modelo GR4J presenta la estructura que se muestra en la Figura 2. Para una descripción detallada del mismo, remitirse a Perrin et al. (2003). A los fines de este artículo vasta con destacar que se trata de un modelo conceptual lluvia-caudal (PQ) de reservorios, concentrado, de simulación continua. El mismo dispone de un bloque de producción (enfocado en la estimación del volumen escurrido) y otro de transferencia (enfocado en la distribución temporal del mismo). Las variables de entrada son la Precipitación (P) y la Evapotranspiración Potencial (E). Luego de calculados los valores netos (P_n y E_n), se estima la porción de lluvia que se infiltra (P_s) y la que escurre directamente (P_r); o bien la porción evaporada de las superficies del suelo (E_s). El agua que infiltra, llena un reservorio de producción, cuya *variable de estado* es S_k , y cuya máxima capacidad es el *parámetro X1*. Una porción de agua percola (P_{rc}) y se une a P_r conformando la porción de que escurre sobre la superficie hasta el punto de concentración de la cuenca. El agua es transitada empleando dos herramientas: hidrogramas unitarios (HU_1 y HU_2), cuyo tiempo base es función del *parámetro X4*; y de un reservorio de transferencia que modela el almacenamiento sobre superficie del agua en la cuenca, cuya *variable de estado* es R_k , y su máximo valor el *parámetro X3*. Una función del *parámetro X2*, redistribuye el agua de escurrimento directo.

El modelo GRP, resulta de transformar el modelo GR4J al modo pronóstico y llevarlo a su forma más simplificada (estructura sencilla y sólo tres parámetros). Una descripción detallada del modelo GRP puede leerse en Berthet et al. (2010). Dado que se trata de un modelo de pronóstico, fue diseñado considerando que se dispone en cada paso de tiempo el valor del caudal observado a tiempo real. Partiendo de esta consideración fue agregado a su estructura un algoritmo que actualiza (re-ajusta) el estado R_k del sistema bajo la premisa de que *el caudal simulado en el pdt anterior al estado actual del sistema debe ser el valor preciso para generar el caudal observado en el instante actual*, mejorando de ese modo la estimación del caudal para el pdt siguiente.

Finalmente, el modelo GR4P es una versión completa del modelo GR4J (es decir, sin las simplificaciones realizadas para el GRP), pero conservando el algoritmo de actualización que dispone el modelo GRP. Otro componente adicional del modelo GR4P es su facultad de simular series de tiempo con pdt diario y horario.

Método de Optimización

Las investigaciones en métodos de optimización han conducido al uso de estrategias de búsqueda basadas en hacer evolucionar una población en dirección al óptimo (e.g. Brazil and Krajewski, 1987; Brazil, 1988; Wang, 1991; Duan et al., 1992, 1993; Sorooshian et al., 1993, entre otros). En este sentido, el algoritmo de optimización global mono-objetivo Shuffled Complex Evolution (SCE-UA) ha demostrado ser consistente, efectivo y eficiente en la localización del juego de parámetros del modelo hidrológico óptimo globalmente con respecto a alguna función objetivo dada (Duan et al., 1992, 1993; Sorooshian et al., 1993; Luce and Cundy, 1994; Gan and Biftu, 1996; Tanakamaru, 1995; Tanakamaru and Burges, 1996, entre otros). En este trabajo se emplea el método de optimización global MOCOM-UA que es la versión multi-objetivo del método SCE-UA. La descripción del método MOCOM-UA puede encontrarse en detalle en su publicación original (Yapo et al., 1998). Para los fines de este trabajo, basta con

referir que el método parte de una población inicial con N individuos generados aleatoriamente dentro del hipervolumen de validez de los parámetros, cada uno de los cuales representa un juego de valores de parámetros del modelo a optimizar. Conforme lo refieren Yapo et al. (1998), si no se dispone de información adicional, la generación de puntos referida se realiza con distribución probabilística uniforme, es decir que los puntos pueden caer con igual probabilidad en cualquier zona del espacio de validez.

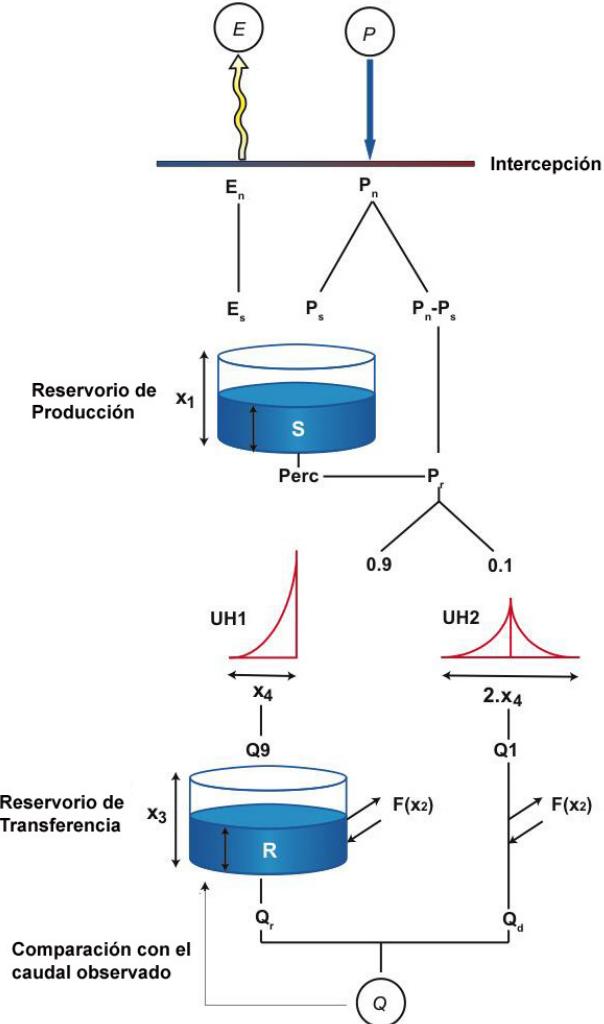


Figura 2: Estructura del modelo GR4P (adaptado del GR4J de ewater.atlassian.net).

Posteriormente, todos los puntos de la población son evaluados en cada una de sus funciones objetivo (FO) lo cual permite establecer una escala de jerarquía a partir del criterio de dominancia. En adelante denominaremos esta escala como “ranking de Pareto”. Definiendo como punto “dominado” aquel que es superado por otro punto en ambas FO, se deduce que los individuos no-dominados de la población son aquellos tales que no existe otro punto con mejor valor en ambas FO.

El método continúa entonces identificando todos los puntos no-dominados de la población y apartándolos para constituir el nivel “R1” del ranking de Pareto. Quedan entonces todos los puntos dominados restantes, de donde se identifican ahora los nuevos puntos no-dominados que constituyen el nivel “R2”, y así sucesivamente se van constituyendo niveles de dominancia que construyen el ranking de Pareto, hasta que quedan todos los puntos no-dominados finales, que constituyen el último nivel “R_{max}”. Tendremos entonces un último nivel con $N_{R_{max}}$ individuos.

Una vez establecido el ranking de Pareto se generan subconjuntos de individuos tomados de la población (denominados “simplex”) a partir de alguna regla de selección. Dado que la población está organizada en un ranking con niveles de “mejor” a “peor”, se deduce que los individuos separados inicialmente, que constituyen el “nivel R1” del ranking de Pareto son los “mejores” de la población, y los $N_{R\max}$ individuos que tiene el último nivel son los “peores”.

En el método MOCOM-UA se eligen un total de $N_{R\max}$ simplex, siendo cada simplex construido con uno de los individuos del nivel R_{\max} , y eligiendo los “n” puntos individuos restantes del resto de la población, empleando como regla de selección un método probabilístico que le asigne mayor probabilidad de ser elegido a los individuos del nivel R1 y menor a medida que se desciende en niveles. De este modo se atribuye mayor probabilidad de evolucionar a los mejores puntos, pero se le da la posibilidad de existir incluso al peor de ellos. Esto último le atribuye “variabilidad” al método, que es la principal fortaleza de los métodos evolutivos de optimización.

Una vez conformados los $N_{R\max}$ simplex, se hace evolucionar cada simplex en forma independiente procurando mejorar sus individuos a lo largo de un cierto número de pasos (generaciones evolutivas). Esta evolución se realiza por medio de un método de búsqueda local denominado MOSIM (Yapo et al., 1998), que se basa en desafiar el peor punto del simplex frente a nuevos puntos propuestos capaces de reemplazarlo dentro del conjunto.

En la Figura 3 se ilustra el procedimiento ejemplificando con un supuesto simplex de tres puntos (“a”, “b” y “c”) ubicados en tres posiciones distintas del espacio hiperdimensional. El punto “c” representa el peor punto del simplex, y “g” representa el baricentro geométrico de los demás puntos del simplex (o sea, baricentro entre “a” y “b”). El primer punto que se propone para desafiar al peor punto del simplex, es un punto de reflexión “Rf” que se obtiene proyectando la línea que une el peor punto con el baricentro “g”, una distancia igual a “cg” en la misma dirección. Este nuevo punto Rf es evaluado en FO1 y FO2. Si Rf es no-dominado dentro del simplex, reemplaza automáticamente al punto “c”. Pero si Rf no es no-dominado, o bien cae fuera del espacio de validez de los parámetros del modelo, automáticamente es generado un punto de contracción “Ct” que reemplaza al peor punto. Este punto de contracción Ct es generado en la mitad de la distancia “cg”.

Una vez que cada simplex ha evolucionado, es reemplazado en la población todo el último nivel del ranking por los nuevos individuos de cada simplex. Nuevamente es ordenada la población en ranking y nuevamente se divide en simplex para volver a realizar la optimización de cada uno, y así en sucesivas iteraciones.

De este modo se procura alcanzar el frente de Pareto, dado por el conjunto de individuos (juegos de valores de parámetros) no dominados (es decir, ningún individuo es mejor que otro en todas las FO) que representan soluciones de compromiso entre las soluciones óptimas extremas. Para el caso de realizar una optimización entre dos funciones objetivo (FO1 y FO2), el frente de Pareto tendrá un individuo que representa el mejor valor de la FO1, otro que representa el mejor valor de la FO2, y un conjunto de soluciones de compromiso entre ambas soluciones extremas.

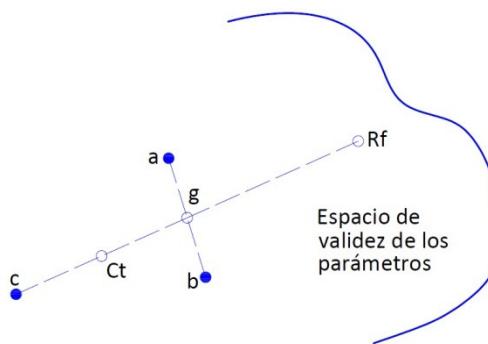


Figura 3: Esquema del método de búsqueda local dentro MOSIM.

En la **Figura 4** se muestra cómo la elección de la FO define las características del frente de Pareto al cual irá tendiendo la optimización. Si la FO es una medida del error de la optimización, el propósito será minimizarla, mientras que si se adopta como función objetivo alguna medida del desempeño del modelo, el propósito será maximizarla.

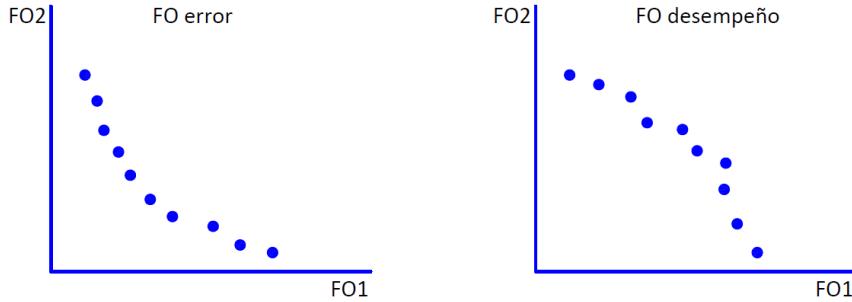


Figura 4: Esquema del frente de Pareto con FO de error y de desempeño del modelo.

Funciones Objetivo y Criterio de Evaluación del Ajuste

La expresión matemática adoptada como FO para calibrar el modelo y también para evaluar su desempeño fue el coeficiente de Nash-Sutcliffe (NSE), cuya descripción puede verse en Nash y Sutcliffe (1970). La expresión de NSE se presenta a continuación, donde Q_{obs} y Q_{calc} , representan las ordenadas del hidrograma observado y calculado respectivamente. En consecuencia NSE cuantifica el error de simulación respecto de la media del hidrograma observado. Nótese que se le resta a la unidad un cociente que representa la magnitud de un error, dado este cociente por la relación entre la varianza de la simulación respecto de la observación, y la varianza de la observación respecto de la media observada. En otras palabras, NSE es una medida del desempeño del modelo que puede tomar valores desde $-\infty$ a 1, siendo el valor 1 un ajuste perfecto y degradándose la calidad del ajuste a medida que se reduce su valor.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{calc,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2} \quad (1)$$

El trabajo se plantea en el contexto de los dos escenarios factibles durante el proceso operativo de pronóstico:

Escenario 1: el sistema de transmisión de datos de Q_{obs} a tiempo real funciona adecuadamente, por lo que el operador del modelo de pronóstico cuenta con la posibilidad de actualizar el estado del modelo en cada paso de tiempo a partir del valor conocido del caudal observado.

Escenario 2: el sistema es incapaz de enviar la información de caudal a tiempo real, por lo que el modelo funciona como un simple modelo de simulación, ya que no puede actualizar su estado. El operador debe pronosticar con el modelo en esa situación.

A partir de estos dos escenarios, se definen las FO de la siguiente manera: $FO_1 = NSE$ para la calibración del modelo funcionando en condiciones del escenario 1 (sin Q_{obs} a tiempo real). $FO_2 = NSE$ para la calibración del modelo funcionando en condiciones del escenario 2 (con Q_{obs} a tiempo real).

CUENCA HIDROGRÁFICA Y DATOS

El presente trabajo se enmarca en el proyecto tri-nacional Hyradier, suscripto por la Universidad Nacional de Córdoba (Argentina), la Universidad Pierre y Marie Curie (Francia), y la Universidad Federal de Belo Horizonte (Brasil), financiado por el programa Stic-Amsud (2015), el cual tiene por objetivo establecer conclusiones comparativas entre cuencas hidrográficas de los países relacionados, con tiempos de reacción semejantes. En este contexto, se eligió como primera fase de aplicación la cuenca hidrográfica francesa "Moros en Concarneau" ubicada en la región de Bretaña, al noroeste de Francia (**Figura 5**). La misma cuenta con un tiempo de reacción aproximado de 7,7 horas, un área de 20.97 km², y dispone de una serie de 35060 datos a pdt horario (01/08/2009 al 01/08/2013).

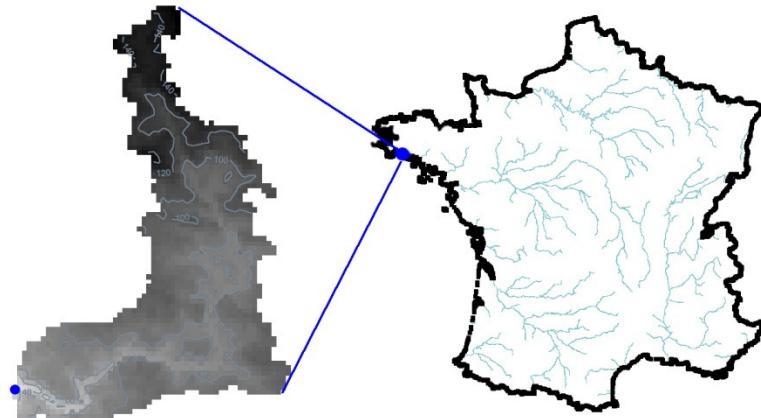


Figura 5: Ubicación de la cuenca Moros en Concarneau (Francia).

OPTIMIZACIÓN DEL MODELO GR4P

A los fines de poner a prueba la optimización multi-objetivo como una herramienta de utilidad práctica en la operación de los modelos hidrológicos de crecidas, se llevaron a cabo algunas optimizaciones del modelo hidrológico GR4P en la cuenca del río Moros en Concarneau.

En la Figura 6 se puede ver una secuencia de siete pruebas de optimización. Se destaca que prácticamente no hay coincidencia entre dos regiones de Pareto asociadas a distintas optimizaciones. En todos los casos el criterio de parada consistió en alcanzar la región de Pareto, o bien el número máximo de 20.000 iteraciones.

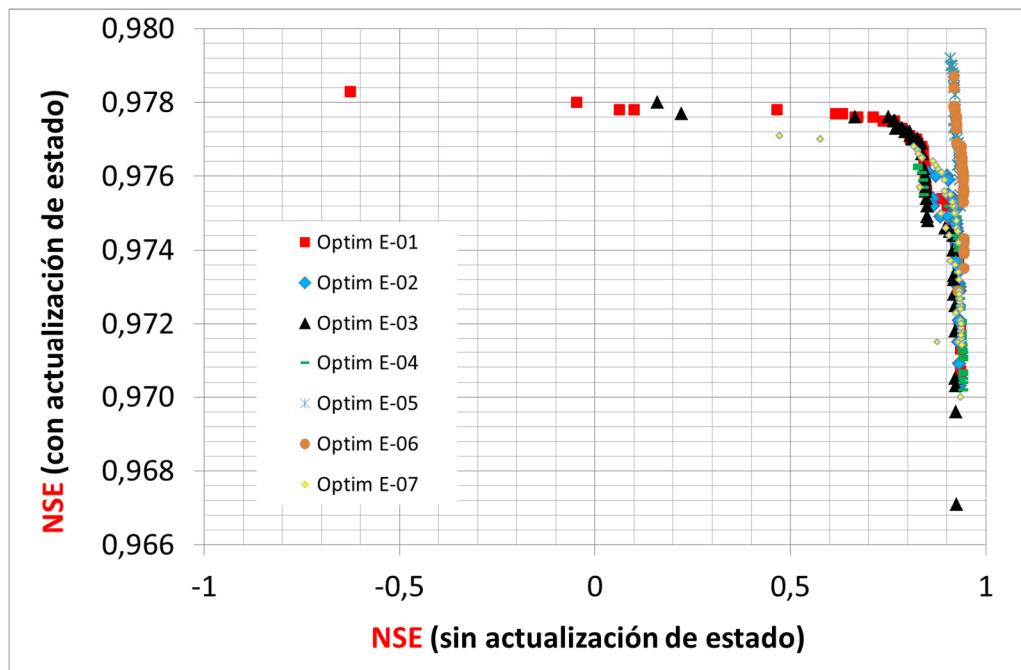


Figura 6: Pruebas de optimización con el MOCOM en su versión original.

En la

Figura 7 se observa con mayor detalle que cada optimización condujo a un frente de Pareto distinto. Incluso, algunas optimizaciones no alcanzaron dicho Pareto ya que se destacan individuos dominados en la nube de puntos.

En efecto, en las optimizaciones 2, 6 y 7 se cortó prematuramente el proceso de optimización ya que se alcanzó el

número máximo de iteraciones que se dejó realizar al algoritmo de búsqueda (Tabla 1), quedando por lo tanto la población obtenida con algunos individuos todavía dominados. A pesar de eso, se observa que estas poblaciones optimizadas tienen todos individuos buenos a juzgar por el valor de NSE.

En Alonso et al. (2015) se muestra que en algunos procesos de optimización puede alcanzarse una población optimizada en la cual existe al menos un individuo capaz de satisfacer con aceptable desempeño del modelo ambos objetivos optimizados simultáneamente. Por esta razón, el frente de Pareto no sólo tiene importancia en sus extremos, donde se alcanza el mejor valor para cada criterio de ajuste, sino también en sus soluciones de compromiso, donde existen estos individuos “buenos” para ambos criterios al mismo tiempo.

En consecuencia, dada la incapacidad del método para llegar en todos los experimentos a un mismo (o muy semejante) frente de Pareto, subsisten los siguientes interrogantes: i) ¿cuál es la verdadera FO1 optimizada?, ii) ¿cuál es la verdadera FO2 optimizada?, y iii) ¿existe alguna solución de compromiso capaz de satisfacer simultáneamente ambos criterios con aceptable desempeño del modelo para ambas funciones objetivo?, y ¿cuál es dicha solución?

Tabla 1: Experimentos de Optimización, valores numéricos.

Optimización	Cantidad de Iterac.	FO1	FO2
Opt. 01	13858	0,9357	0,9783
Opt. 02	20000	0,9338	0,9761
Opt. 03	6997	0,9250	0,9780
Opt. 04	2311	0,9425	0,9763
Opt. 05	9844	0,9350	0,9792
Opt. 06	20000	0,9447	0,9787
Opt. 07	20000	0,9386	0,9771

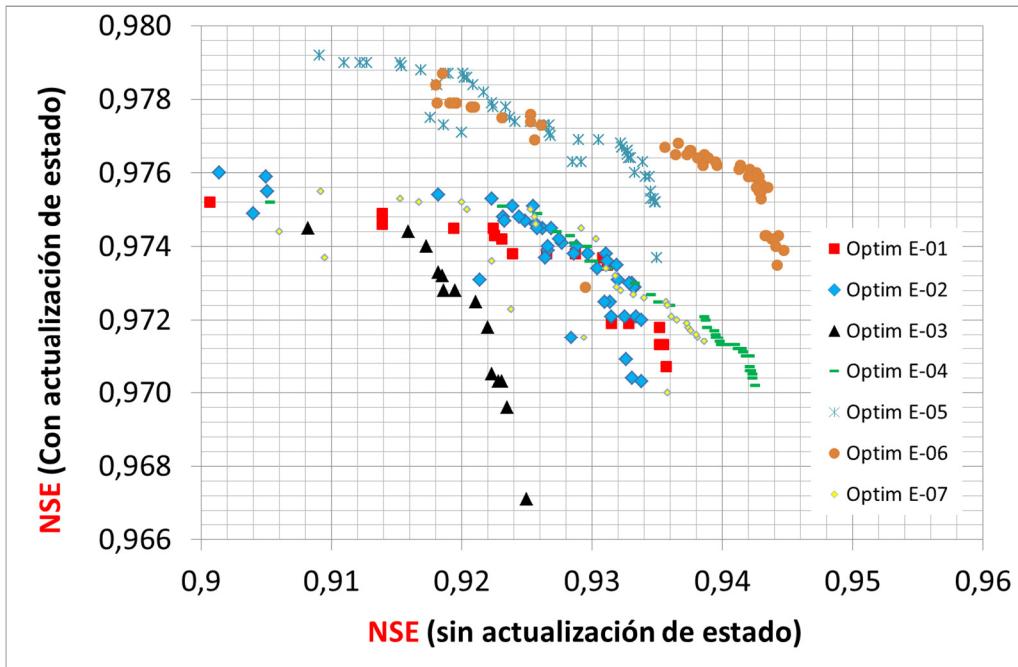


Figura 7: Pruebas de optimización con el MOCOM en su versión original – Detalle.

Si bien el método MOCOM-UA dispone de una estructura con cierto grado de aleatoriedad como fue descrito previamente, la cual enriquece el método, una sistemática incongruencia en las poblaciones optimizadas obtenidas aumenta la incertidumbre de los resultados. Además fue detectado un tiempo excesivo en el desarrollo de cada optimización.

Por las razones expuestas, emerge como necesario mejorar la técnica de búsqueda y optimización procurando una metodología más robusta, capaz de alcanzar en las sucesivas prácticas de optimización regiones de Pareto semejantes entre sí.

MODIFICACIONES AL MOCOM-UA PARA MEJORAR LA ROBUSTEZ

Atendiendo a la problemática previamente planteada, se decidió implementar conjuntamente una serie de medidas correctivas al método orientadas a mejorar su robustez, en términos de su capacidad para encontrar sucesivamente semejantes poblaciones optimizadas, y reducir su tiempo de optimización.

Dichas medidas correctivas implementadas fueron:

- i) Población inicial mejorada
- ii) Adimensionalización de parámetros.
- iii) Diseño de una búsqueda local mejorada.
- iv) Cambiar la condición de parada.

Población Inicial Mejorada

En su versión original, el MOCOM-UA parte de una población inicial obtenida a partir de una generación aleatoria con distribución probabilística uniforme de puntos en el dominio de validez de los parámetros. Esa forma de establecer la población inicial es razonable cuando no se dispone información a-priori sobre el comportamiento de los parámetros.

Aprovechando la ventaja de disponer de una larga librería de valores de los parámetros del modelo GR4(J/H) calibrado para series de datos diarios y horarios a partir de una rica historia de aplicación del mismo por parte del Irstea, se propuso establecer como punto de partida del método una población inicial que tome individuos de la librería de parámetros del Irstea, del siguiente modo. En primer lugar se dispuso de 480 juegos de valores de parámetros. A estos individuos se los sometió a la clasificación de Pareto y se eligieron los Nip mejores puntos como población inicial.

De este modo se consigue un doble propósito: i) sesgar la búsqueda hacia el dominio de mayor probabilidad de la existencia del óptimo, y ii) ahorrar el recurso computacional (menor tiempo) focalizando la búsqueda en la región apropiada.

Adimensionalización de Parámetros

Dado que el rango numérico de validez de los parámetros es bien distinto entre sí (Perrin et al., 2007), resulta conveniente normalizarlos, a los fines de conseguir una exploración homogénea en todas las direcciones del dominio de búsqueda.

Se adoptaron los criterios de adimensionalización propuestos por el Irstea de los parámetros de calibración para el modelo aplicado sobre una serie de datos con paso de tiempo horario (Tabla 2) y diario (Tabla 3).

Tabla 2: Relaciones de adimensionalización de los parámetros en paso de tiempo horario.

$XV(1) = e^{X(1)}$	$X(1) = \ln[XV(1)]$
$XV(2) = \frac{1}{24} \cdot 2.21^{3.5} \cdot \sinh[X(2)]$	$X(2) = \text{asinh} \left[\frac{24 \cdot XV(2)}{2.21^{3.5}} \right]$
$XV(3) = 2.21 \cdot e^{X(3)}$	$X(3) = \ln \left[\frac{XV(3)}{2.21} \right]$
$XV(4) = 24 \cdot [5 + 0.499 \cdot X(4)]$	$X(4) = \frac{1}{0.499} \cdot \left[\frac{XV(4)}{24} - 5 \right]$

Tabla 3: Relaciones de adimensionalización de los parámetros en paso de tiempo diario.

$XV(1) = e^{X(1)}$	$X(1) = \ln[XV(1)]$
$XV(2) = \sinh[X(2)]$	$X(2) = \text{asinh}[XV(2)]$
$XV(3) = e^{X(3)}$	$X(3) = \ln[XV(3)]$
$XV(4) = 5 + 0.499 \cdot X(4)$	$X(4) = \frac{1}{0.499} \cdot [XV(4) - 5]$

Esta normalización tiene en cuenta que los parámetros tienen unidades y rangos de validez notoriamente diferentes. Así por ejemplo, en calibración del modelo sobre series de tiempo con paso diario, el valor del parámetro X1 ronda entre los 100 y 1200 mm; X2 entre -5 à 3; X3 entre 20 y 300 mm; y X4 entre 1.1 y 2.9 días. Además, representan distintos aspectos dentro de la estructura del modelo, y en consecuencia los hidrogramas generados tienen distintos grados de sensibilidad a variaciones en los diferentes parámetros del mismo. Un modo de reducir la dispersión en la sensibilidad de los distintos parámetros, es normalizar sus valores entre 0 y 1, a través de las expresiones previamente indicadas.

Búsqueda Local Mejorada

Como fue expresado previamente, en la versión original del método MOCOM-UA, se propone un punto de reflexión, y en caso de ser dominado, se adopta directamente el punto de contracción.

La propuesta de modificación llevada adelante en este trabajo consistió en las variantes que se indican a continuación:

- i) Cuando se genera el punto de reflexión Rf1, puede ocurrir que caiga dentro del dominio de validez de los parámetros, en cuyo caso se pasa al paso siguiente. Pero si cae fuera del dominio de validez de los parámetros, se genera un nuevo punto de reflexión Rf2 que se obtiene como el promedio espacial entre el punto de reflexión recientemente probado (Rf1) y el baricentro "Sg" de los n-1 mejores puntos del simplex. Así sucesivamente, este paso se realiza Rfint veces, al cabo de las cuales si nuevamente se obtiene un punto fuera del espacio de validez se pasa al paso "iii", pero si es válido se sigue en el paso "ii".
- ii) Una vez que el punto de reflexión cae dentro del dominio de validez de los parámetros, se evalúa en las FO1 y FO2. Si es un punto no dominado, reemplaza al peor punto del simplex. Pero si es dominado, se genera un nuevo punto de reflexión como el promedio entre el punto de reflexión y el baricentro referido, del mismo modo que se explicó en el paso i. Esta prueba se realiza hasta que se encuentre un punto no dominado que reemplace al peor punto del simplex, o bien hasta que se haya probado Najr veces, al cabo de las cuales se pasa al paso "iii".
- iii) Se genera un punto de contracción "Ct1". Si el mismo es no dominado, reemplaza al peor punto del simplex (punto "c"), pero si es dominado, se vuelve a generar un punto de contracción "Ct2" como el promedio entre este punto "Ct1" y el baricentro "g" referido. Si nuevamente es dominado se vuelve a generar un punto promedio hasta que sea no dominado, en cuyo caso este nuevo punto reemplaza al peor punto, o bien hasta que se alcancen las Najc pruebas, en cuyo caso automáticamente el último punto de contracción probado reemplaza al peor punto, sea o no dominado.

En síntesis, la modificación que se produjo al método de búsqueda local consiste básicamente en: i) probar Rfint puntos de reflexión para caer dentro del espacio de validez de los parámetros, ii) probar Najr puntos de reflexión (en vez de una vez) en búsqueda de un punto no dominado, y iii) probar Najc puntos de contracción (en vez de una vez) en búsqueda de un punto no dominado.

Condición de Parada

La versión original del MOCOM-UA establece como condición de parada que la totalidad de los puntos de la población sean no-dominados. Las pruebas efectuadas nos demostraron que en múltiples casos el método se aproxima rápidamente a la "zona óptima" pero tarda un gran número de iteraciones en ir logrando el criterio de no-dominancia de la totalidad de sus puntos. En la Figura 9, por ejemplo, se muestra que el método llega rápidamente a

posicionar los 100 puntos de la población en la zona óptima de los parámetros para optimizar una serie de 15.000 datos con paso de tiempo diario de la cuenca L'Ill en Altkirch, Francia. Pero sin embargo, en la Figura 10 se pone en evidencia que la población optimizada solamente dispone de 8 puntos no dominados. Llevar esta población optimizada a la totalidad de puntos no-dominados implicaría un costo computacional altísimo y tal vez innecesario.

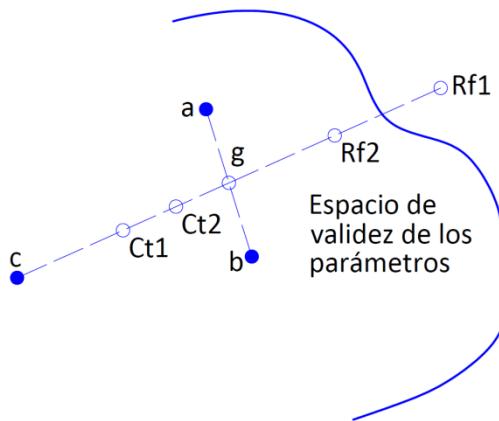


Figura 8: Esquema de variantes en el método de búsqueda local del MOCOM-UA.

Es decir, el objetivo de lograr una región de Pareto pura de puntos no-dominados es muy costoso en términos computacionales. Además, este criterio no es en sí mismo garantía de haber arribado a buenos valores de función objetivo, lo cual quedó demostrado en varias pruebas en las cuales se obtuvieron prematuramente regiones de Pareto con muy malas funciones objetivo.

Por ello, se consideró necesario exigir mayor calidad de FO, por una parte, y por otra mayor celeridad en la conclusión del proceso de optimización, para lo cual se proponen los siguientes criterios de parada:

- i) Entre una iteración evolutiva y la siguiente ambas FO no deben tener una variación superior a cierta tolerancia pre-establecida.
- ii) El número total de puntos no-dominados de la población optimizada debe ser igual o superior a un porcentaje pre-establecido respecto del total de los puntos de la población.

Los criterios antes mencionados deben cumplirse simultáneamente para que el método se detenga y asuma la población obtenida como población optimizada. Por último, también se establece un número máximo de pasos iterativos que objetivan detener el algoritmo si no es posible cumplir hasta entonces con los criterios anteriores.

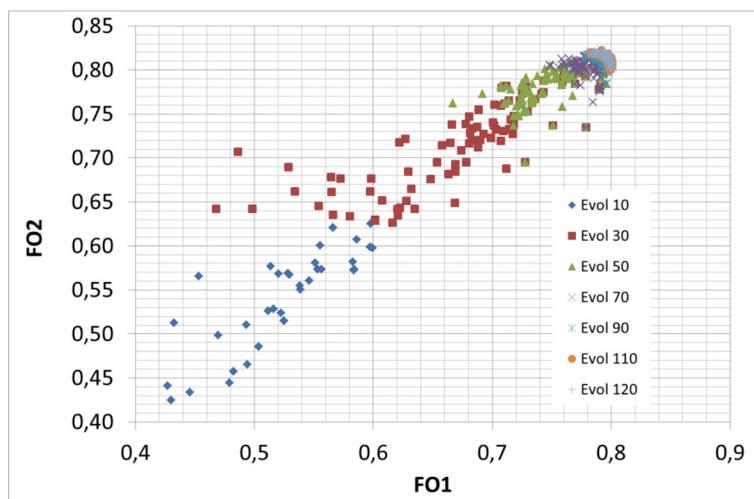


Figura 9: Ejemplo de optimización realizada con la cuenca L'Ill à Altkirch.

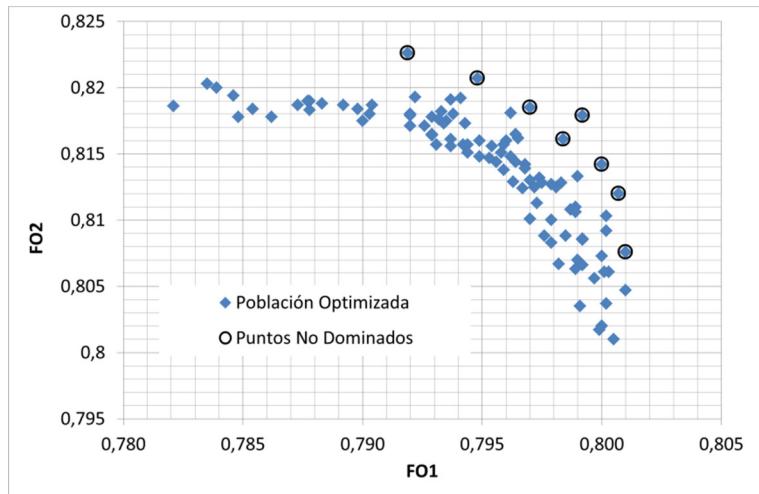


Figura 10: Población “optimizada” y puntos no dominados.

RESULTADOS Y DISCUSIONES

Una vez adaptado el método de optimización sobre la base de las modificaciones descriptas previamente, se realizaron nuevas optimizaciones, estableciendo esta vez sólo 5000 iteraciones admisibles como límite máximo de ciclos evolutivos.

En la Figura 11 se observa que el método llegó robustamente en las cuatro pruebas realizadas a un mismo frente de Pareto. A los fines de permitir la comparación con las pruebas realizadas previamente con el método MOCOM en su versión original, se adoptó la misma escala que la Figura 6.

En la Figura 12 se pone de relevancia con mayor detalle este aspecto, realizando un ajuste de la escala de los ejes que permite su comparación con la

Figura 7.

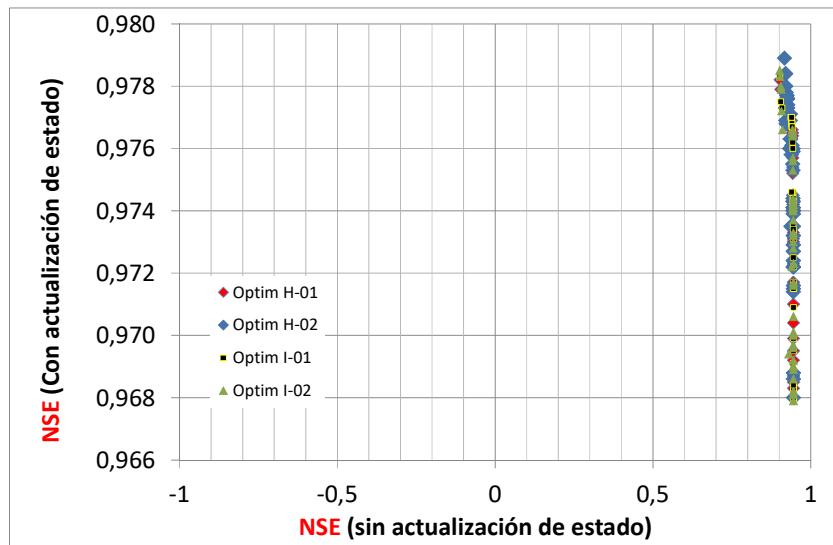


Figura 11: Pruebas de optimización con el MOCOM en su versión modificada.

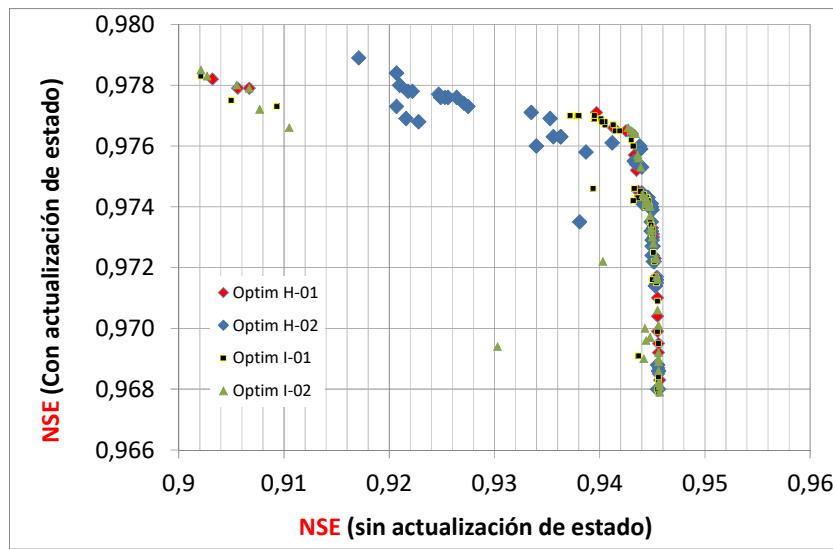


Figura 12: Pruebas de optimización con el MOCOM en su versión original (detalle).

Por su parte, en la Tabla 4 se pone de manifiesto numéricamente que el método MOCOM modificado ha alcanzado prácticamente el mismo valor de la FO1 y FO2 en todas las pruebas de optimización. También se observa que sólo en una prueba se terminó el proceso de optimización cuando se alcanzó el máximo número de 5000 iteraciones. Sin embargo, en las otras tres pruebas el óptimo fue alcanzado en menor número de iteraciones que todas las pruebas realizadas con el MOCOM original, según puede verse en la Tabla 1.

Tabla 4: Experimentos de optimización, valores numéricos.

Optimización	Cantidad de Iterac.	FO1	FO2
Opt. H-01	3926	0,9457	0,9782
Opt. H-02	5000	0,9456	0,9789
Opt. I-01	4435	0,9456	0,9783
Opt. I-02	2175	0,9457	0,9785

CONCLUSIONES

Si bien el método MOCOM-UA tiene una probada trayectoria en la bibliografía, no ha sido capaz de encontrar de manera robusta y eficiente el frente de Pareto para un problema de optimización múltiple que involucre como objetivos el desempeño de un modelo de pronóstico con y sin actualización de estado.

En este trabajo fueron planteadas algunas modificaciones a la estructura original del método, que objetivaron llegar con mayor precisión y constancia a la misma zona óptima, configurando frentes de Pareto semejantes y en el menor número de iteraciones posibles.

Los resultados demostraron que, si bien no se alcanzaron desempeños del modelo altamente superiores a los obtenidas con el método MOCOM-UA original, pudo notarse una leve mejora y fundamentalmente una mejora de la robustez en la estimación del frente de Pareto, así como en el consumo computacional manifestado en el menor número de iteraciones requeridas para esto.

Se considera que este aporte al campo de la optimización de modelos matemáticos, contribuye levemente al desempeño del modelo en su proceso de calibración, pero aporta elementos sólidos a la reducción de la incertidumbre en la estimación del juego de valores óptimos para la simulación y pronóstico de modelos hidrológicos.

RECONOCIMIENTOS

Se agradece al Programa Stic-Amsud por el financiamiento del proyecto Hyradier, al Instituto Superior de Estudios Ambientales (ISEA) y al Centro de Tecnología del Agua (CETA), de la Universidad Nacional de Córdoba, Argentina. Va también nuestro reconocimiento al aporte de los revisores anónimos que contribuyó a mejorar notablemente el presente trabajo.

REFERENCIAS

- Alonso, F.J., Bertoni, J.C., García, C. y García, C.M. (2015). “Algoritmos genéticos como herramienta de decisión frente a diversos escenarios de pronóstico hidrológico”, *Aporte Santiaguino*, Vol. 8, No. 1, pp. 45-56.
- Berthet, L. (2010). “Prévision des Crues au Pas de Temps Horaire: Pour une Meilleure Assimilation de l’Information de Débit dans un Modèle Hydrologique”, Ph.D. dissertation, Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l’Environnement (AgroParisTech).
- Bertoni, J.C. (2004). “Inundaciones Urbanas en Argentina”, Universidad Nacional de Córdoba, Córdoba, Argentina.
- Bertoni, J.C. y Chevallier, P. (2001). “Histoire de l'Hydrologie et l'Assainissement Urbain en Argentine. Periode 1850-2000”, Colloque des Origines et Histoire de l'Hydrologie, IAHS/AISH, PHI International, Dijon, France.
- Brazil, L.E., Krajewski and W.F. (1987). “Optimization of complex hydrologic models using random search methods”, paper presented at the *Conference on Engineering Hydrology*, August 3-7, Hydraulics Division, American Society of Civil Engineering (ASCE), Williamsburg, Virginia.
- CRED (2012). “Annual Disaster Statistical Review 2011”, Université Catholique de Louvain, Louvain-la-Neuve, Belgium.
- Duan, Q., Gupta, V.K. and Sorooshian, S. (1992). “Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models”, *Water Resources Research*, Vol. 28, No. 4, pp. 1015-1031.
- Duan, Q., Gupta, V.K. and Sorooshian, S. (1993). “A shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization”, *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol. 76, No. 3, pp. 501-521.
- Duband, D. (2000). “Réflexion actuelle sur la prévision hydrométéorologique”, *La Houille Blanche*, No. 1-2000, p. 42-50.
- Gan, T.Y. and Biftu, G.F. (1996). “Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: optimization algorithms, catchment conditions, and model structure”, *Water Resources Research*, Vol. 32, No. 12, pp. 3513-3524.
- Georgakakos, K.P. (1985). “A Flash-flood prediction system”, *Tropical Hydrology Symposium*, San Juan, Puerto Rico.
- González, L.G. (2009). “Reducir los riesgos y hacer frente a la incertidumbre”, *Seminario Desafíos Frente a la Vida y el Bienestar en la Gestión del Agua*, Instituto Argentino de Recursos Hídricos (IARH).
- Luce, C.H. and Cundy, T.W. (1994). “Parameter identification for a runoff model for forest roads”, *Water Resources Research*, Vol. 30, No. 4, pp. 1057-1069.
- Nash, J.E. and Sutcliffe, J.V. (1970). “River flow forecasting through conceptual models. Part I - A discussion of principles”, *Journal of Hydrology*, Vol. 10, No. 3, pp. 282-290.

NHWC - National Hydrologic Warning Council (2002). "Use and benefits of the National Weather Service River and Flood Forecasts", Technical Report, EASPE, Inc.

Pengue, W.A. (2012). "Recursos naturales y ciudades energívoras en América Latina", *I Congreso Latinoamericano de Ecología Urbana*, Universidad Nacional de General Sarmiento, Buenos Aires, Argentina.

Perrin, Ch., Andréassian, V. and Michel, C. (2002). "State-of-the-Art for Precipitation-Runoff Modelling", HarmoniQuA – State-of-the-Art Report on QA guidelines, Wageningen University and Research, Wageningen, The Netherlands.

Sorooshian, S., Duan, Q. and Gupta, V.K. (1993). "Calibration of rainfall-runoff models: application of global optimization to the Sacramento soil moisture accounting model", *Water Resources Research*, Vol. 29, No. 4, pp. 1185-1194.

Tanakamaru, H. (1995). "Parameter estimation for the tank model using global optimization", *Transactions of the Japanese Society of Irrigation, Drainage and Rural Engineering (JSIDRE)*, Vol. 178, pp. 103-112.

Tanakamaru, H. and Burges, S.J., 1996. "Application of global optimization to parameter estimation of the tank model", *Proceedings of the International Conference on Water Resources and Environmental Research: Towards the 21st Century*, Kyoto, Japan, October 29-31, Vol. 2, pp. 39-46.

Tangara, M. (2005). "Nouvelle méthode de prévision de crue utilisant un modèle pluie-débit global", Thèse de Doctorat, Ecole Pratique des Hautes Études de Paris - Sciences de la Vie et de la Terre, Paris, 374 pp.

Thielen, J., Bartholmes, J., Ramos, M.-H. and de Roo, A. (2009). "The European Flood Alert System - Part 1: Concept and development", *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol. 13, No. 2, pp. 125-140.

Tucci, C.E.M. (2006). "Gestión de Inundaciones Urbanas", UNESCO, Global Water Partnership, GWP-SAMTAC.

UCAR - University Corporation for Atmospheric Research (2012). "Guía de Referencia para Sistemas de Alerta Temprana de Crecidas Repentinas", National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) del Departamento de Comercio de los Estados Unidos.

UNESCO (2003). "Agua para todos, Agua para la Vida", Informe de las Naciones Unidas sobre el Desarrollo de los Recurso Hídricos en el Mundo, Division of Water Sciences, UNESCO.

Wang, Q.J. (1991). "The genetic algorithm and its application to calibrating conceptual rainfall-runoff models", *Water Resources Research*, Vol. 27, No. 9, pp. 2467-2471.

WMO - World Meteorological Office (2009). "Parte IV: Retos de Gestión: Administración y Gobernabilidad", UNESCO.

Yapo, P.O., Gupta, H.V. and Sorooshian, S. (1998). "Multi-objective global optimization for hydrologic models", *Journal of Hydrology*. Vol. 204, pp. 83-97.