

HIDROLOGÍA SUPERFICIAL EN LA CUENCA DEL RÍO GRIJALVA: CALIBRACIÓN DEL MODELO HIDROLÓGICO DE CAPACIDAD DE INFILTRACIÓN VARIABLE (VIC)

SURFACE HYDROLOGY IN GRIJALVA RIVER BASIN: CALIBRATION OF THE VARIABLE INFILTRATION CAPACITY MODEL (VIC)

Muñoz Arriola, Francisco^{1,2,3}; Salgado Rabadán, Jorge Humberto¹; Marie Rocchiccioli, Heléne⁴; Shrraddnand Shukla³, Güitrón De los Reyes, Alberto¹ y Lobato Sánchez, René^{1,5}.

Resumen

Los modelos hidrológicos de superficie terrestre (MHS) fueron inicialmente creados para proveer de condiciones de frontera en la interfaz suelo-atmosfera a los Modelos Globales de Circulación. En su evolución los MHS enriquecieron la información provista por los modelos hidrológicos conceptuales mediante la generación distribuida de variables generales y variables de estado asociadas a los diferentes componentes del ciclo hidrológico en la superficie terrestre. Tanto los modelos hidrológicos conceptuales como los MHS requieren de un proceso de calibración que usualmente es llevado a cabo manualmente. Lo subjetivo de dicha técnica ha permitido el fortaleciendo del uso de las técnicas de calibración automática aplicadas a la modelación hidrológica.

El presente trabajo tiene como objeto: a) implementar las técnicas de calibración automática *Evolución Compleja Multiobjetivo* (MOCOM, por sus siglas en inglés) y *Estimación de Parámetros* (PEST, por sus siglas en inglés) para el uso del MHS de Capacidades de Infiltración Variable acoplado a un modelo de tránsito de avenidas (VIC, por sus siglas en inglés) en la cuenca del río Grijalva; b) evaluar las diferencias entre ambos algoritmos en la generación de parámetros y la simulación de la generación de avenidas; y c) evaluar la sensibilidad de la calibración de parámetros en VIC al periodo de calibración (1950-1954 y 1950-1959) y a la frecuencia del monitoreo.

MOCOM usa dos funciones objetivo (*Nash Sutcliffe Index [NS]* Error del Volumen Anual [EVA], y Diferencia del Promedio de los Picos [DPP]), éstas son optimizadas a partir de las avenidas mensuales simuladas y observadas (ambas no reguladas) en la estación "Las Peñitas", localizada aguas abajo de la presa del mismo nombre. PEST se basa en el uso de una sola función Objetivo NS y su optimización se logra a partir de datos diarios, basado en un número de iteraciones (30). En el caso de PEST se usó el NS, logrando valores de 0.74 y 0.72 para los periodos de 5 y 10 años, respectivamente. Por otro lado, MOCOM, a partir del mismo número de iteraciones logró un NS de 0.73 y 0.53, respectivamente. Además de las 30 iteraciones usadas en PEST MOCOM fue evaluado con 100 iteraciones, usando tres funciones objetivo, lo cual produjo una disminución en el NS. PEST presentó mejores resultados que MOCOM, debido al agrupamiento y trato diferencial espacialmente en los parámetros. Sin embargo, la capacidad de MOCOM de usar más de una función objetivo lo ubica como una opción más integradora. Finalmente, tanto los parámetros obtenidos a través de MOCOM como PEST muestran diferencias mensuales, lo cual denota su habilidad de ambos algoritmos bajo diferentes condiciones de sequía o humedad.

En etapas posteriores a la presente investigación se implementará VIC en otras cuencas de la República Mexicana y se evaluará la respuesta de estas técnicas de calibración.

Palabras clave: Modelos, hidrología, optimización, Grijalva, México.

Abstract

The land surface hydrology models (MHS) were initially created to provide boundary conditions in soil-atmosphere interface to Global Circulation Models. In its evolution The MHS enriched the information provided by the conceptual hydrological models through distributed generation of variables and state variables associated with hydrological cycle on Earth's surface. Both conceptual hydrological models such as MHS require a calibration process is usually carried out manually. Subjectivity of this technique has allowed the strengthening of the use of automatic calibration techniques applied to hydrological modeling.

The present work aims to: a) implement the automatic calibration techniques Multiobjective Complex Evolution (MOCOM, for its acronym in English) and Parameter Estimation (PEST, for its acronym in English) for the use of MHS Variable Infiltration Capacity coupled to a flow routing model (VIC, for its acronym in English) on the Grijalva River basin, and b) assess

¹ Instituto Mexicano de Tecnología del Agua - IMTA, P. Cuauhnáhuac # 8532, CP 62550, Jiutepec, Mor., México, e-mail: fmunoza@ucsd.edu

² Scripps Institution of Oceanography, University of California San Diego.

³ Department of Civil and Environmental Engineering, University of Washington

⁴ Consultor externo, Cuernavaca Mor. México

⁵ Servicio Meteorológico Nacional, Comisión Nacional de Agua..

Artículo enviado el 1º de setiembre de 2010

Artículo aceptado el 18 de mayo de 2011

the sensitivity of the calibration parameters in VIC the calibration period (1950-1954 and 1950-1959) and frequency of monitoring.

MOCOM uses two objective functions (Nash Sutcliffe Index [NS] Error Annual Volume [EVA], and Average Difference Peak [DPP]) optimized from the streams monthly, virgins, simulated and observed at "The Peñitas" located downstream of the dam Las Peñitas. PEST is based on the use of a single objective function (NS) and its optimization is obtained from daily data. Based on the number of iterations (30).

We used the Nash Sutcliffe efficiency indicator Index (NS) in the PEST method was achieved NS 0.74 and 0.72 for periods of 5 and 10 years respectively, while MOCOM, from the same number of iterations achieved NS 0.72 and 0.53, respectively. MOCOM was also evaluated with 100 iterations and using three objective functions, reducing the NS. PEST score better than MOCOM, due to spatial clustering and differential treatment in the parameters. However, MOCOM ability to use more of an objective function which makes it an option most integrated. In later stages of this investigation was implemented VIC in other basins of the Mexican Republic and assess the response of these calibration techniques.

Palabras clave: Models, hydrology, optimization, Grijalva, México.

INTRODUCCIÓN

El uso de herramientas como la modelación tiene el doble propósito de producir información lo más cercana a la realidad en donde se encuentra ausente e identificar formas para entender mejor los procesos que ocurren en el medio ambiente. Los modelos hidrológicos de superficie terrestre (MHS), por ejemplo, surgen para identificar el papel de la hidrología superficial terrestre a la dinámica de la atmósfera mediante la parametrización de las interacciones atmósfera-tierra en la frontera inferior de los modelos climáticos generales. De manera independiente los MHS continuaron su evolución a través de la simulación de los flujos de agua y energía de la superficie terrestre, creando nuevas perspectivas para mejorar los modelos hidrológicos conceptuales. Al igual que éstos últimos, los MHS requieren de calibración y así ajustar la contribución por parte de la física del modelo a la simulación de los procesos hidrológicos de superficie terrestre. La calibración en ambos tipos de modelos se ha venido desarrollando de manera manual en donde el hidrólogo hace uso de su experiencia para identificar los parámetros que mejor simulan las observaciones de las variables hidrológicas (Nigssen et al. 2001; Liu et al. 2002, Zhu y Lettenmaier, 2007, Munoz-Arriola et al., 2009). Sin embargo, este proceso es subjetivo y tedioso, lo que ha significado el auge y fortalecimiento de las técnicas de calibración automática.

La calibración automática de manera general se encuentra definida por cuatro etapas: a) Función objetivo, b) Calibración de datos, c) Estrategia de ajuste, y d) criterio de terminación. Estos criterios también han dado margen al desarrollo de la calibración automática cuyas componentes pueden ser caracterizadas por la búsqueda de mejores soluciones en un espacio n-dimensional definido por el número de parámetros en cuestión y cuya evaluación se enmarca en el uso de una o más funciones objetivo. Por ejemplo, encontramos métodos como el de la Evolución Compleja por Barajeo de la Universidad de Arizona (SCE-UA, por sus siglas en inglés; Duan et al. 1992,1994) que evolucionó para considerar más de una función objetivo en la técnica de Evolución Compleja Multiobjetivo (MOCOM, por sus siglas en inglés; Yapo et al. 1998). Ambas técnicas usan búsquedas de grupos

de parámetros óptimos conocidas como "en regla" mientras que otra familia de métodos de búsqueda son los basados "en gradientes". De estos últimos, la calibración automática de Estimación de Parámetros (PEST, por sus siglas en inglés) es basada en el método de *Gaus-Marquardt-Levenberg* que combina dos métodos de minimización: Gradientes Descendentes y Gauss-Newton (Doherty, 2001,2002).

Ambas técnicas han sido implementadas para diversos modelos y aplicadas en diferentes regiones del mundo. En territorio Mexicano el MHS de Capacidades de Infiltración Variable (VIC, por sus siglas en inglés) ha sido utilizado a diferentes resoluciones espaciales y diferentes dominios y periodos (Zhu y Lettenmaier, 2007; Munoz-Arriola et al 2008, 2009, Sheffield et al 2010, Tang et al sometido). Sin embargo, la calibración ha sido manual. El presente trabajo representa la primera aplicación de técnicas de calibración automática para VIC en México. Por lo tanto, los objetivos que se persiguen son el de implementar el VIC en la cuenca del río Grijalva y calibrarlo de manera automática. Asimismo, se busca identificar las diferencias en la estimación automática de parámetros mediante dos técnicas diferentes: MOCOM y PEST.

El material del trabajo está organizado en las siguientes secciones. Sección dos describe brevemente el MHS VIC y las técnicas de calibración automática MOCOM y PEST. La sección tres muestra el área de estudio. La sección cuatro muestra los resultados de la calibración y la validación del MHS VIC en la cuenca del río Grijalva. Finalmente la sección cinco resume los principales hallazgos e identifica posibles direcciones en la aplicación y análisis de estas herramientas.

METODOLOGÍA

Tanto los algoritmos MOCOM como PEST han sido aplicados en diferentes áreas alrededor del globo (Vrugt et al. 2003, Kim et al. 2007). Algoritmos que les anteceden o etapas a futuro de ambos visualizan el uso de funciones objetivo sencillo o múltiple para resolver el problema de disminución en la distancia entre simulaciones y observaciones. En este caso usamos la técnica MOCOM (multi-objetivo) y PEST (con una función objetivo sencilla) para evaluar su

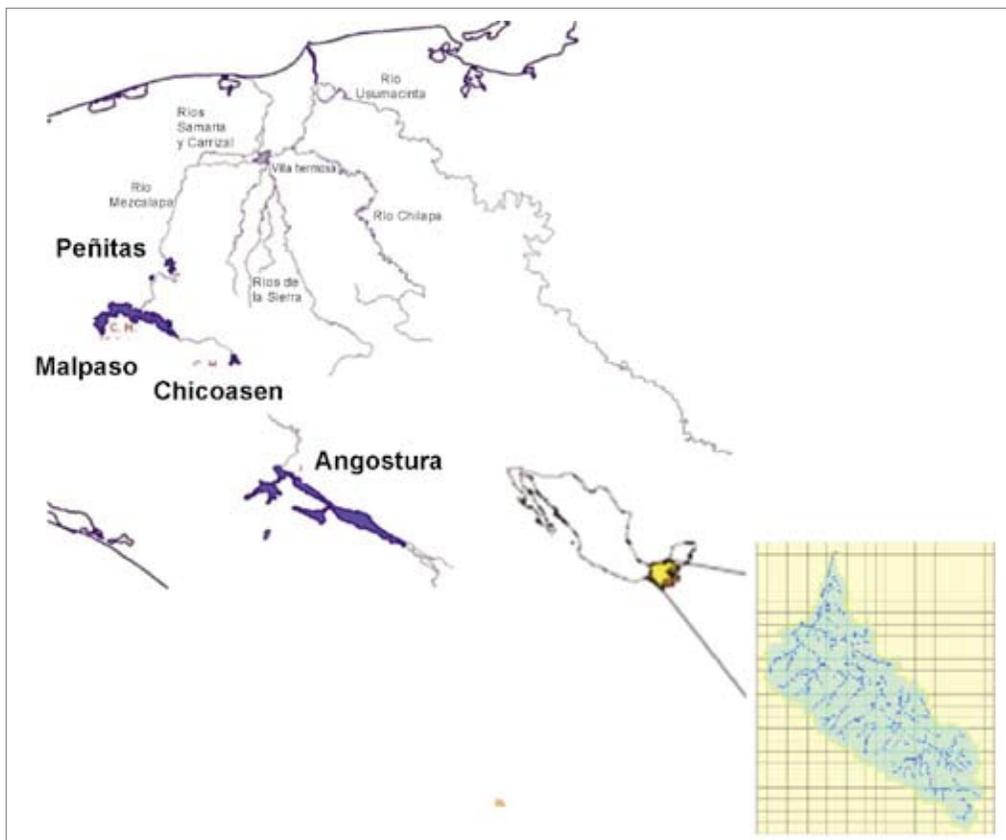


Figura 1. Área de estudio (obtenida de WMO-GWP, 2006).

aplicabilidad en la cuenca del Río Grijalva, en el Sur de la República Mexicana (Figura 1). Asimismo, se busca identificar la pertinencia de ambas técnicas en dos ventanas de tiempo de calibración (4 y 10 años), evaluando los cambios en los parámetros obtenidos después de haber optimizado las respectivas funciones objetivo. Con base en lo anterior: a) Se evaluó el modelo de Capacidades de infiltración Variable (VIC, por sus siglas en inglés) en la cuenca del Río Grijalva a $1/8^{\text{vo}}$ de grado para ser acoplado al algoritmo de MOCOM y PEST y b) Se corrieron ambos algoritmos en dos ventanas de tiempo, y 30 y 100 iteraciones (en el caso de MOCOM) y 30 iteraciones (en el caso de PEST). A continuación se describirá el modelo VIC y los fundamentos de los algoritmos MOCOM y PEST.

Modelo VIC

VIC es un modelo hidrológico semi-distribuido de superficie terrestre a macro escala que determina el balance energético y de agua en la superficie terrestre (Liang et al 1994, 1996). Está compuesto de cuatro capas, tres de las cuales son de suelo a través de las cuales el intercambio de humedad verticalmente se lleva a cabo por gravedad y difusión (Figura 2). El estado de la humedad del suelo o almacenamiento en las tres capas se define mediante una función exponencial que determina la distribución de las capacidades de infiltración a nivel sub-celda

en las capas superiores de suelo. En la capa inferior se usa el modelo ARNO que determina la linealidad en la generación del flujo base como respuesta al nivel de saturación de humedad del suelo. La evapotranspiración está compuesta de tres elementos: evaporación de suelo y de la superficie arbórea, y la transpiración. Esta variable permite unir los balances energético y de energía mediante el modelo de *Penman-Monteith*. En dicho balance, la temperatura superficial es calculada iterativamente toda vez que en pasos previos se determina los componentes radiactivos del sistema.

Tanto el balance de masa como el energético se llevan a cabo a nivel celda. El tamaño de la celda para este trabajo es de $1/8^{\text{vo}}$ de grado ($12 \text{ km} \times 12 \text{ km}$). VIC es forzado por datos diarios de precipitación, temperatura máxima y mínima, y velocidad de viento. Las tres primeras variables son obtenidas de datos generados por el Servicio Meteorológico Nacional, a través de las bases de datos CLICOM y ERIC II. Existen más de 6000 estaciones meteorológicas que en algún momento entre 1925 y 2008 funcionaron. La información puesta en formato malla mediante la técnica de SYMAP. La velocidad de viento, proveniente del análisis global, es re escalada mediante la misma técnica a la resolución deseada. La información fisiográfica fue obtenida del mapa global de suelos de la FAO y de la red de cobertura global de usos de suelo de la Universidad de Maryland obtenidos del sensor AVHRR (*Advanced Very High Resolution*

Radiometer) con resolución a un km. Tanto los forzantes como los parámetros usados por VIC fueron desarrollados y actualizados en la Universidad de Washington (Zhu y Lettenmaier, 2007; Munoz-Arriola et al 2008, 2009).

VIC opera con tres bases de datos conteniendo parámetros físicos del suelo, la vegetación y nieve. Las salidas del modelo son en el mismo formato de malla a 1/8 de grado y contienen series de tiempo de variables y variables de estado, tales como escurrimiento, flujo base, evapotranspiración, humedad de suelo, equivalente de agua de nieve, temperatura superficial, entre otras. El escurrimiento y el flujo base son usados por un modelo de tránsito de avenidas (ROUT), que une horizontalmente las celdas (existe una sola salida de cada una de las celdas) para generar las avenidas, en nuestro caso son simuladas en la estación "Las Peñitas". El modelo en la cuenca del Río Grijalva corre un total de 258 celdas y una corrida histórica de 50 años puede ser simulada en el modo de Balance de Agua en menos de dos horas. Usualmente la calibración manual se hace mediante la modificación de 6 parámetros que se encuentran en el archivo de parámetros de suelo: profundidad de las capas de suelo (D1, D2 y D3, respectivamente), parámetro de infiltración (b_{inf}), humedad máxima velocidad del flujo base (Ds_{max}), fracción no lineal de Ds_{max} (D_s), fracción no lineal del máximo de humedad de suelo (W_s). No obstante Zhu y Lettenmaier, Munoz-Arriola et al 2008 y 2009 y Sheffield et al 2010 han usado el modelo VIC a escala nacional y en algunas cuencas mayores como la del Río Yaqui, este es el primer estudio publicado en el que se plantea el uso de la calibración automática con MOCOM y PEST en México.

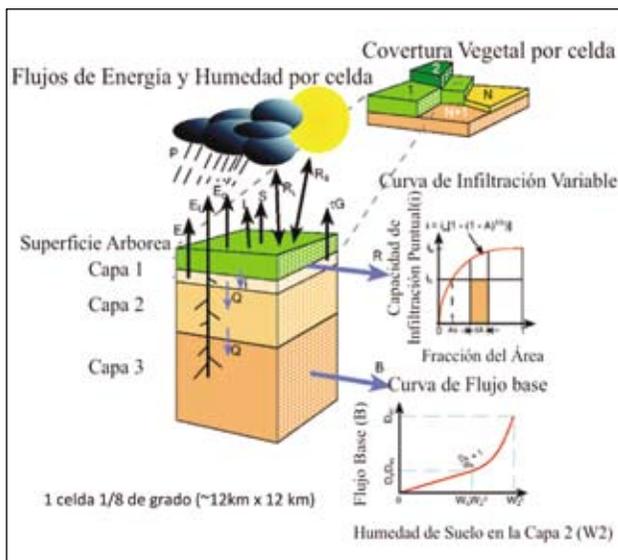


Figura 2. Esquema del Modelo de Capacidades de Infiltración Variable (VIC, obtenido de <http://www.hydro.washington.edu/>).

MOCOM

MOCOM es un algoritmo de calibración automática que aplica una serie de funciones objetivo para resolver un problema de modificación de parámetros basado en una técnica de optimización y así aproximar la simulación de una variable o variable de estado a sus respectivas observaciones (Yapo et al. 1998).

$$\text{minimiza } F(\theta) = \{f_1(\theta), \dots, f_m(\theta)\} \text{ con respecto } \theta,$$

donde $f_1(\theta), \dots, f_m(\theta)$ representan las n funciones objetivo. MOCOM ha sido usado en la optimización de parámetros de modelos hidrológicos distribuidos como el SAC (Yapo et al. 1998 y Vrugt et al. 2003), SWAT (Naumov, 2005) TOPKAPI (Liu, et al. 2002), VIC (Bohn et al. 2010) entre otros. A continuación elaboramos una síntesis del proceso que se encuentra ampliamente descrito en Yapo et al. (1998):

a). **Organización por rangos de los diferentes grupos de parámetros elegidos al azar.** En este caso se eligieron 30 y 100 simulaciones que responden a la modificación aleatoria de 6 parámetros o dimensiones. Estas definen el universo inicial de soluciones (simulaciones provenientes de un grupo de parámetros que a partir de aquí se les llamará punto) algunas de las cuales conforman el grupo de soluciones óptimas o Pareto. Para definir la efectividad de una solución se usan funciones objetivo, que permiten evaluar la semejanza entre observaciones y simulaciones. Entre estas se usa el índice de eficiencia NS, el valor absoluto del error del volumen anual (EVA), y el NS del logaritmo natural de los flujos (NSNL). El Pareto puede ser conformado por el número de puntos definidos por el usuario que para el presente trabajo fue de 12 y 25.

b). **Asignación de grado y organización de los puntos.** La asignación de grado se logra con el "Pareto Ranking" que elige a todos aquellos puntos del universo de soluciones que son no-dominados (o que se encuentran en la misma frontera del Pareto) asignándoles el rango 1; del grupo restante se eligen aquellos que ahora son no-dominados y se les otorga el rango 2, y así sucesivamente hasta agrupar el total de los puntos. Estos puntos ahora están escalados y organizados.

c). **Formación de los "simplex" y su clasificación.** Una vez escalada las soluciones éstas son reagrupadas mediante una técnica de Evolución Compleja Multiobjetivo, la cual usa una distribución triangular de probabilidad para seleccionar los puntos Padres. Estos puntos padre se conforman en grupos de más de dos posibles soluciones conteniendo un punto con el más alto rango y uno de los peores puntos, (el resto de los puntos son elegidos al azar). Asimismo, la formación de los "simplex" también coadyuva a que los mejores padres sean más proclives a generar una descendencia más exitosa o genere simulaciones que reproduzcan mejor los datos observados.

d) **Generación de nuevas soluciones y sustitución de los peores puntos.** Cada simplex evoluciona de manera independiente, generando un nuevo punto. Este punto sustituye al peor de los puntos en el simplex mediante una técnica Multiobjetivo denominada "Down-hill Simplex Evolution". En este caso la generación de un nuevo punto responde a la ubicación en el espacio n -dimensional de un punto intermedio entre el peor y el mejor de los puntos. Bajo dos criterios que operan en la ecuación 1, reflexión y contracción, se definen dos posibles soluciones, de las cuales es elegida aquella que sea no-dominante. Se inspecciona inicialmente la reflexión con un g de 2 y si ésta es no-dominada se elige, caso contrario se utiliza la contracción con un g de 0.5. Como resultado de este proceso se sustituyen los peores puntos en cada simplex y un nuevo universo de soluciones es generado.

Lo anterior indica que el proceso se reinicia nuevamente y los pasos anterior mente mencionados continúan hasta que todas las posibles soluciones tengan un rango de 1, generando así el óptimo.

PEST

Al igual que MOCOM, PEST busca reducir la brecha entre las simulaciones y las observaciones mediante la modificación automática de los parámetros presentes en modelos como VIC. PEST usa una variante del método Gauss-Marquardt-Levenberg (GML) que reduce la suma del cuadrado de los errores entre la función (que no es lineal con los parámetros) y las observaciones, mejorando los valores de parámetros (Gavin, 2011). Una representación de este procedimiento es la reducción de Chi cuadrada, lograda de manera iterativa perturbando (h) los parámetros (p). La reducción de los mínimos cuadrados del error en GML ocurre de dos formas: a) encontrando el mínimo del cuadrático en la componente Gauss-Newton o b) actualizando los parámetros hacia la dirección de máxima reducción de los mínimos cuadrados en la componente Gradiente.

El método de Gradiente está representado por,

$$h_{gd} = a J^T W (y - \hat{y})$$

donde a determina la magnitud del paso de máxima

reducción, $\bar{J} = \frac{\partial f}{\partial P}$ es la matriz Jacobiana, y es la medición del error, \hat{y} es la función de los parámetros del modelo p , y W es la matriz ponderada.

El método Gauss-Newton está representado por,

$$[J^T W J] h_{gn} = J^T W (y - \hat{y})$$

donde $J^T W J$ es el Hessiano del criterio de ajuste de la Chi-cuadrada.

Ambas componentes (Gradiente y Gauss-Newton) interactúan de la siguiente manera,

$$[J^T W J + \lambda I] h_m = J^T W (y - \hat{y})$$

donde el un valor bajo del parámetro λ es proclive a realizar una actualización mediante el método Gauss-Newton y un valor de λ alto resulta en una actualización por el método de Gradiente. Lo anterior también se refleja en la aplicación de Gauss-Newton cuando los parámetros están más cercanos al valor óptimo produciendo una convergencia más rápida con respecto al método de Gradiente. De manera práctica, si la función objetivo disminuye después de esa primera optimización con este valor de λ , PEST sigue bajando el valor de λ . En el otro caso, PEST lo aumenta. PEST prueba entre 1 y 4 λ s en la primera iteración. Durante cualquier iteración de la optimización, PEST puede calcular un vector de actualización de parámetros usando varias λ s diferentes. PEST tiene varios criterios definidos por el usuario (5 parámetros) que le ayuden a variar ese parámetro y poder pasar a otra iteración.

Implementando las Calibraciones Automáticas en el modelo VIC

Ambos algoritmos tienen la capacidad de correr prácticamente cualquier modelo al que se le puedan modificar los parámetros que definen su física y evaluar las salidas con respecto a observaciones. Para el caso de VIC-MOCOM se modificaron los parámetros mencionados en la sección 2.1. Las funciones objetivo fueron el NS, EVA Y NSNL que evaluaron las simulaciones de las avenidas contra observaciones de flujos no regulados en la estación Peñitas. Las avenidas simuladas provienen del acoplamiento del VIC-ROUT tanto para MOCOM como para PEST. Se corrieron dos ventanas de tiempo en las que a su vez se evaluaron dos series de iteraciones (30 y 100). El Pareto o número de soluciones se estableció en 12 y 25 y a partir de dicho número se buscó una solución única basada en los mejores resultados de las funciones objetivo asociadas.

En el caso de PEST la función objetivo fue el NS y los parámetros a evaluar fueron el coeficiente de infiltración (b_{int}), y las profundidades de cada capa de suelo ($D1$, $D2$ y $D3$). El archivo de suelos tiene 57 parámetros, y en el caso que nos ocupa (cuenca del río Grijalva) se tienen 258 celdas. Si se requiriera optimizar cuatro parámetros para cada celda serían 1032 parámetros, demasiados para el procesarlos con PEST. Por tal motivo se hicieron agrupaciones de celdas con criterio de variación espacial en función de la topografía prevalente en las celdas.

- Grupo 1 para las celdas con altura de 0 a 479 m
 - Grupo 2 para las celdas con altura de 480 a 959 m
 - Grupo 3 para las celdas con altura de 960 a 1439 m
 - Grupo 4 para las celdas con altura de 1440 a 1919 m
 - Grupo 5 para las celdas con altura superior a 1920m
- De esta manera se optimizan 20 parámetros, cuatro para cada grupo.

En el caso de VIC-MOCOM se usaron salidas mensuales, mientras que VIC-PEST usa salidas diarias.

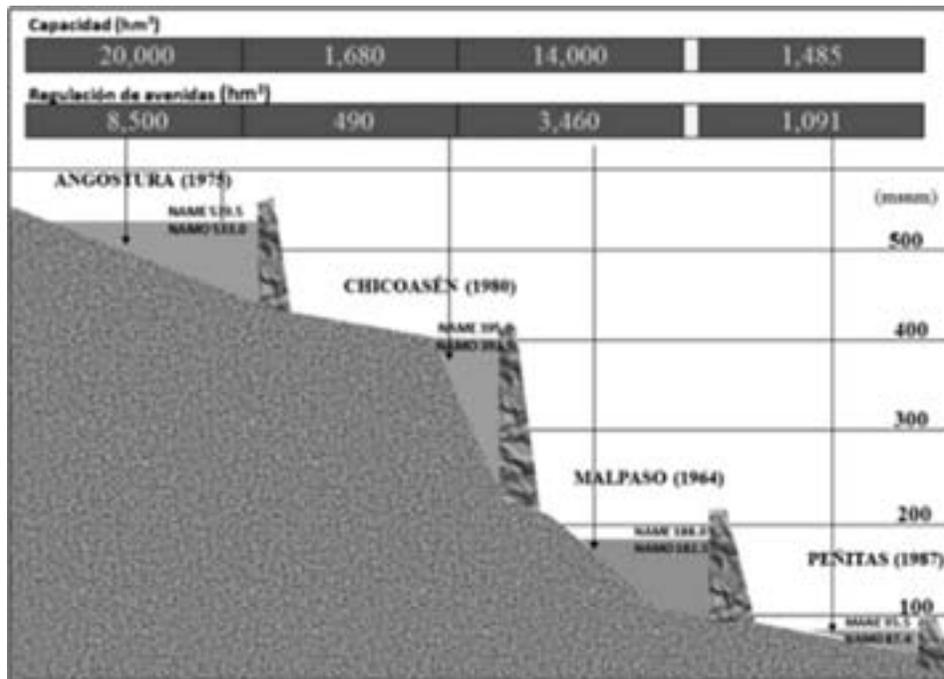


Figura 3. Diagrama esquemático del Sistema de presas del río Grijalva

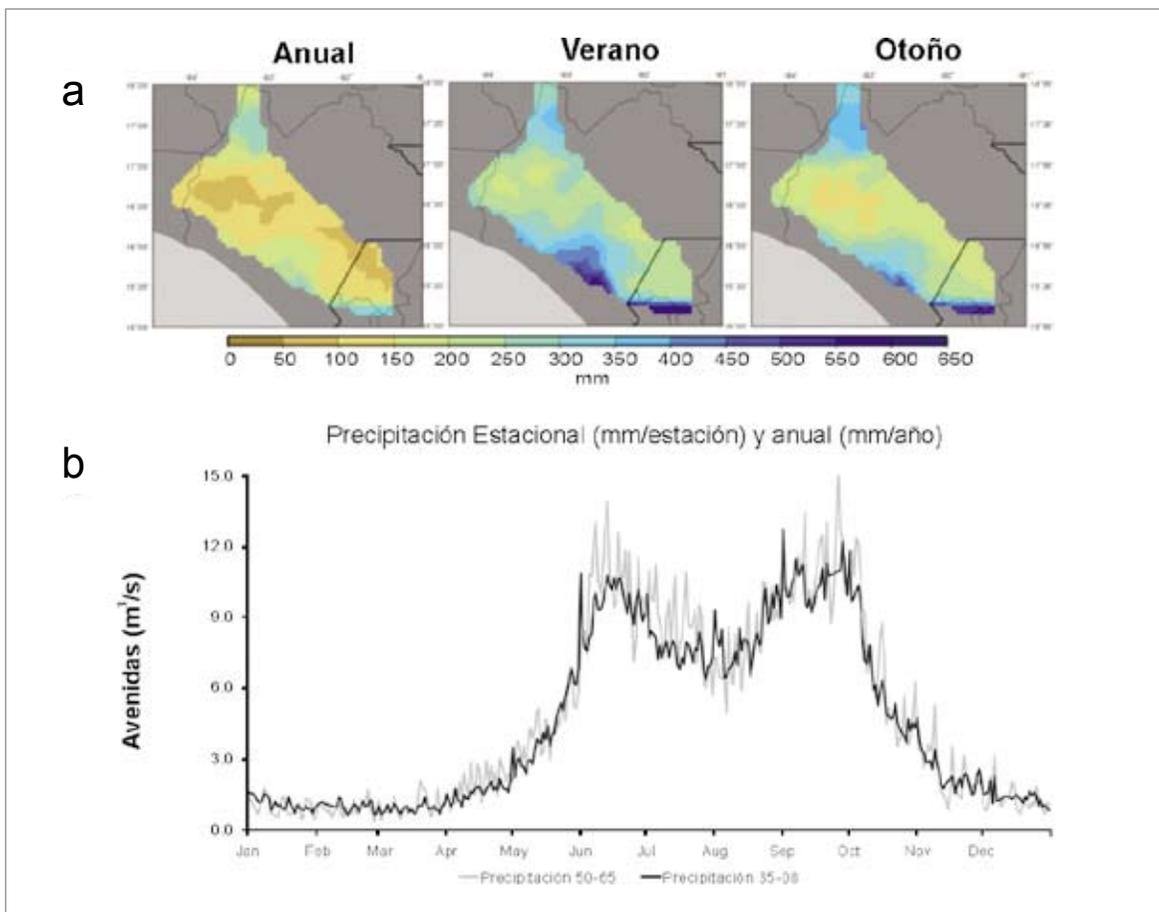


Figura 4. Precipitación histórica (1935-2008) en la Cuenca del Río Grijalva. a) Distribución espacial de la precipitación anual y estacional (verano y otoño); b) variabilidad temporal de la precipitación diaria-histórica obtenida a partir de las series de tiempo para la calibración (1950-1965, usada en la calibración) y la histórica (1935-2008; Munoz-Arriola et al. por someterse).

La comparación de ambos procedimientos se hace con resultados diarios y se usa el NS para llevar a cabo dicha contrastación. La tabla I muestra los valores iniciales de los parámetros por grupo para el caso de PEST y la Figura 3 ilustra la simulación histórica de avenidas tomando los parámetros iniciales.

ÁREA DE ESTUDIO

La cuenca de los ríos Grijalva–Usumacinta se encuentra en la parte Sureste de la República Mexicana, Tamayo (1949) hace una amplia descripción de lo que llama los ríos Chiapaneco-Tabasqueños. En nuestro caso le denominaremos Sistema Grijalva-Usumacinta (SGU), que está compuesta por cuatro subcuencas principales: río Grijalva, ríos de la Sierra, río Chilapa y río Usumacinta. En este trabajo nos concentraremos en la cuenca del río Grijalva (RG), este se extiende a lo largo de la porción occidental del SGU desde Guatemala hasta una de sus desembocaduras en la costa Tabasqueña, se ubica entre las longitudes 89.6° a 94.5° Oeste y las latitudes 15.3° a 18.7° Norte. Con un área superior a los 40 000 km² la estación “Las Peñitas” localizada aguas abajo de la presa Peñitas. En esta cuenca se produce el 10 % de la demanda de energía eléctrica del país, mediante cuatro presas: Angostura, Chicoasén, Malpaso y Peñitas (Figura 3).

La presa Peñitas funge como el punto de evaluación de la CRG. Este punto remarca una atención particular debido al papel que ha jugado en el análisis de los problemas de inundación de la ciudad de Villahermosa, Tabasco. Aguas debajo de la presa Peñitas se encuentra la bifurcación de los ríos Mezcalapa y Samaria. Este punto además define lo que históricamente ha mostrado el reclamo natural del río Grijalva de los flujos naturales en la zona baja de la cuenca del río Mezcalapa. Este reclamo natural de las aguas del río Mezcalapa da pie a la formación del sistema fluvial Tabasqueño en la porción Occidental al producir una salida natural hacia el río Samaria y el flujo ya establecido hacia el río Carrizal. La cuenca del

RG registra las precipitaciones anuales más elevadas del país con cerca de 4000 mm. Especialmente, la distribución de la precipitación se concentra en las porciones sur-oeste y sur (en territorio Guatemalteco) de la cuenca. La figura 4 (superior) se logra a partir del promedio histórico obtenido de la base de datos de precipitación Tropical Rainfall Measurement Mission (TRMM). A pesar de la falta de pluviómetros en territorio Guatemalteco, el resto de la cuenca está fehacientemente representado en la base de datos usada en el presente artículo y desarrollada por Muñoz-Arriola et al (por someterse). La parte baja de la cuenca, también presenta valores altos de precipitación en la representación anual de la precipitación, equiparándose a la precipitación en las porciones altas de la cuenca durante la temporada de lluvias. La variabilidad temporal de la precipitación tiene una distribución bimodal, caracterizada por dos picos entre los meses de Junio-Julio y Septiembre-Octubre con un periodo claro de sequía interestival (Figura 4). La precipitación se concentra en el verano y el otoño, y está asociada a la época de huracanes tanto del Pacífico como del Golfo de México. Muñoz-Arriola et al (por someterse) identifican eventos provenientes tanto del Golfo de México como del Pacífico como causantes de inundaciones en la parte baja de la CRG. En el mismo artículo los autores identifican una predominancia de los eventos de inundación (basados en registros de impactos sobre la población) en este segundo periodo.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La Tabla 1 y la Figura 4 muestran los parámetros iniciales y la simulación de avenidas previas al proceso de calibración. Los parámetros fueron producidos en la Universidad de Washington (Zhu y Lettenmaier, 2007) como producto de una calibración manual en 15 diferentes semi-cuencas en México, suponiendo la ausencia de regulaciones (presas o extracciones mayores para la actividad agrícola). Ciertamente lo desarrollado por Zhu y Lettenmaier (2007) y más

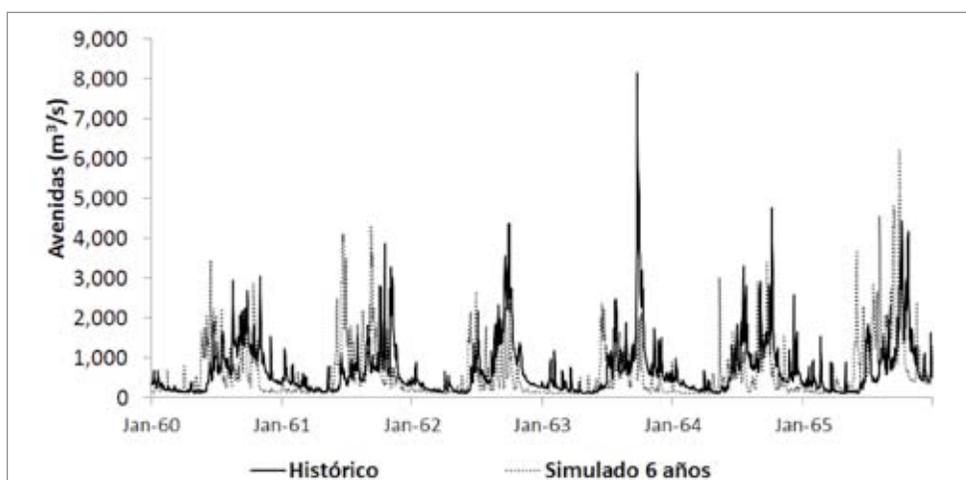


Figura 5. Simulación de seis años antes de la optimización, con un NS de -1.37

tarde Muñoz-Arriola et al (2008 y 2009) potenciaron el uso de la modelación hidrológica de superficie en México, principalmente el uso de VIC; sin embargo, las simulaciones de las avenidas entre 1950-1965 en la Figura 5 y el correspondiente índice NS de -1.37 dan muestra de la necesidad de llevar a cabo un nuevo proceso de calibración que involucre el uso de técnicas automáticas.

Tabla 1. Valores de los parámetros previos a la calibración (el índice NS es de -1.37).

	bi	D2	D3
Cuenca	0.083	0.568	0.597
Grupo1	0.001	0.244	0.385
Grupo2	0.045	0.871	0.850
Grupo3	0.105	0.514	0.482
Grupo4	0.099	0.462	0.784
Grupo5	0.164	0.751	0.487

En todo tipo de calibración uno de los problemas principales es la existencia de registros históricos de avenidas o de alguna otra variable o variable de estado para llevar a cabo las comparaciones entre simulaciones y observaciones. En el caso del presente estudio, los registros de flujos no regulados para una calibración manual o automática son indispensables.

Por esta razón los periodos de calibración utilizados en el presente trabajo son en la década de los años cincuenta. Una suposición en este proceso es que los cambios en la cuenca (uso de suelo o relieve) desde los años cincuenta hasta la fecha tienen un impacto mínimo en las simulaciones. De esta manera las observaciones de las avenidas junto con la física de los modelos y los forzantes del modelo son los factores que contribuyen a la incertidumbre en las simulaciones. En este contexto, la Tabla 2 y la Figura 6 integran los principales resultados de esta serie de experimentos. De manera general se observa que el periodo 50-54 ambos algoritmos producen resultados semejantes en el parámetro b_i . Muñoz-Arriola et al. (2009) menciona que dicho parámetro es uno de los más sensibles en el proceso de calibración manual en la cuenca del Río Yaqui (cuenca ~70000km²). En el caso de la Cuenca del Río Grijalva también las profundidades de las capas de suelo 2 y 3 parecen ser los responsables de los principales cambios en la generación de avenidas en la estación Peñitas. Ciertamente la hidrología de una región árida como el Yaqui (precipitación entre 100 y 900mm/año) difiere de la hidrología de una región como la cuenca del Río Grijalva (precipitación > 1000mm/año) en donde la humedad en los diferentes componentes del ciclo hidrológico es mayor. Esta es una posible razón por la que la profundidad del suelo en las capas 2 y 3 muestra un cambio sustantivo (>90%) toda vez que una mayor acumulación de humedad en el suelo

Tabla 2. Muestra los valores de los parámetros después de la calibración. El código de la primera columna es el siguiente: M=MOCOM, P=PEST, periodo de calibración (50-54 y 50-59), número de réplicas, número de soluciones (Pareto), y número de funciones objetivo. En el caso de PEST se observa el promedio de los parámetros resultantes y los valores correspondientes a cada grupo (para identificar los grupos ver sección 2.3).

	bi	Ds	Ws	D2	D3	Dsmax	NS	EVAL	LN-NS
M 50 - 54-100-25-3	0.20	0.04	0.32	0.91	2.39	11.82	0.71	132.7	0.78
M-P 50 - 54-100-25-3	0.19	0.12	0.71	0.85	1.98	9.45	0.71	1097.4	0.78
P 50 - 54	0.18	--	--	1.04	1.65	--	0.73	--	--
Grupo1	0.07	--	--	0.39	0.50	--	--	--	--
Grupo2	0.14	--	--	3.00	1.14	--	--	--	--
Grupo3	0.48	--	--	0.37	1.01	--	--	--	--
Grupo4	0.13	--	--	0.57	3.00	--	--	--	--
Grupo5	0.07	--	--	0.85	2.62	--	--	--	--
M_ 50 - 59-100-25-3	0.11	0.05	0.48	0.82	2.40	8.12	0.54	183.8	0.66
M-P 50 - 59-100-25-3	0.06	0.05	0.63	0.97	2.44	6.37	0.53	98.1	0.66
P 50 - 59	0.05	--	--	1.10	1.44	--	0.72	--	--
Grupo1	0.01	--	--	0.43	0.41	--	--	--	--
Grupo2	0.02	--	--	0.25	2.30	--	--	--	--
Grupo3	0.04	--	--	0.79	0.70	--	--	--	--
Grupo4	0.11	--	--	1.69	1.63	--	--	--	--
Grupo5	0.07	--	--	2.30	2.15	--	--	--	--

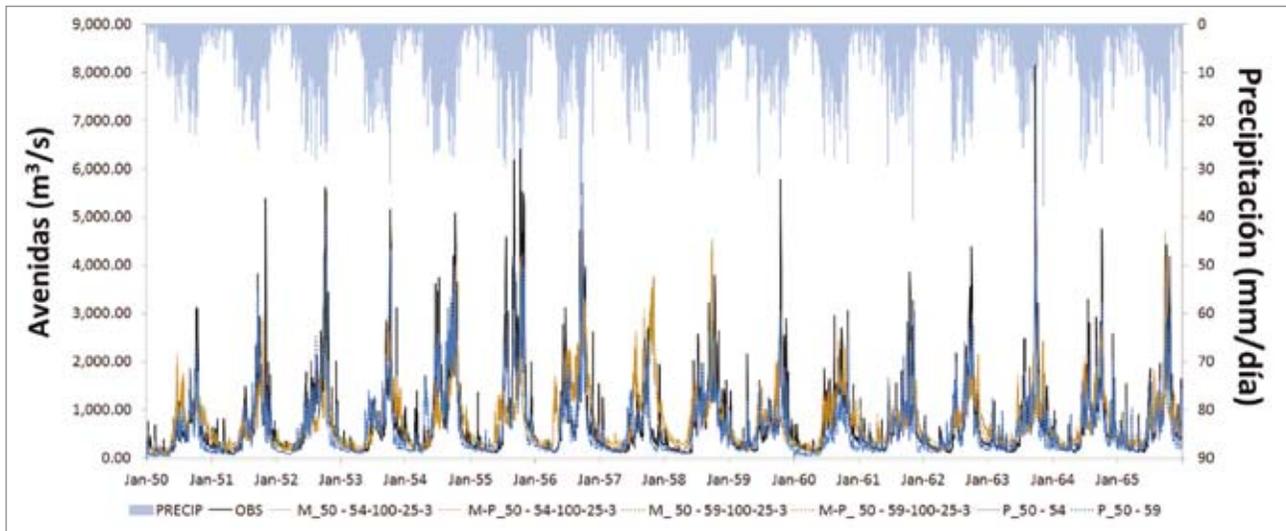


Figura 6. Avenidas en la estación Peñitas y Precipitación (mm/día) en el área de drenaje respectiva durante el periodo de calibración (1950-1954 y 1950-1959) y validación (1960-1965). Las especificaciones de las leyendas se encuentran en el encabezado de la Tabla II.

afecta positivamente la generación del flujo base y el escurrimiento. En zonas húmedas, como la CRG (figura 7) se observa como la variabilidad temporal de la humedad de suelo total (suma de la humedad de suelo en las tres capas) está relacionada directamente con el escurrimiento. Aquí la Evapotranspiración (ET), que presenta los mayores valores durante el primer pico de precipitación de la temporada de lluvias producto de la fenología misma de la vegetación y de su interdependencia con la variabilidad climática, contribuye inicialmente a la reducción de escurrimiento. Esta relación se encuentra más mar-

cada en zonas áridas, en las que la humedad de suelo siempre es un factor limitante para el reverdecimiento de la vegetación y su eventual impacto en el incremento en la Evapotranspiración (ET) y reducción del escurrimiento (Tang et al. sometido). Durante la segunda etapa de la temporada de lluvias, después de que la vegetación se ve afectada por la sequía interestival (Magaña et al. 1997), la humedad de suelo deja de ser un factor limitante para la productividad primaria (Tang et al. sometido) lo cual genera una ligera disminución en la ET y consecuentemente la variabilidad temporal en el escurrimiento y flujo base

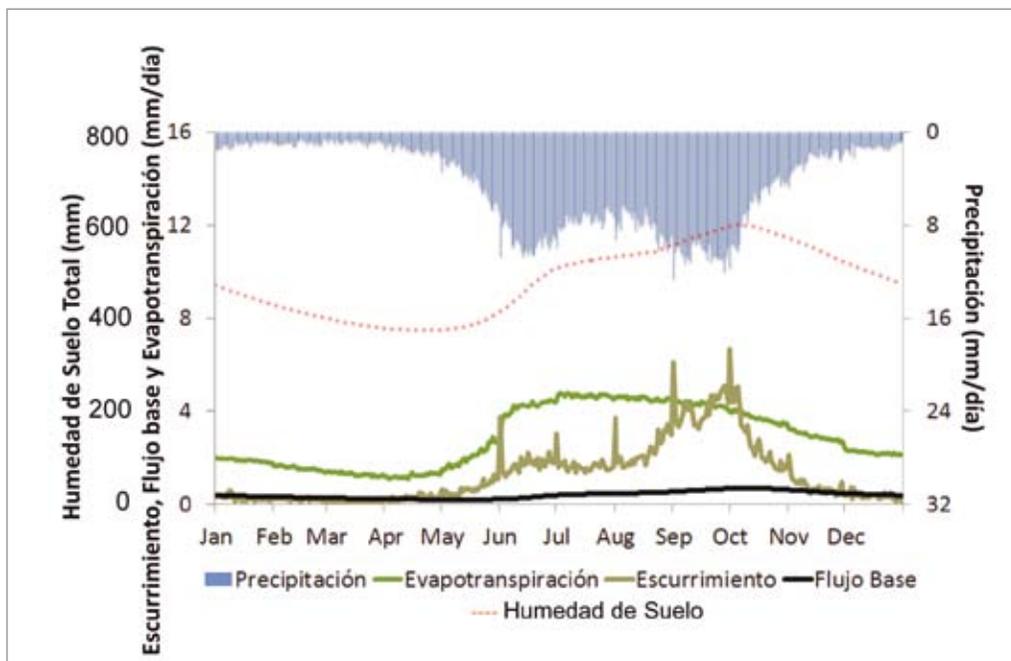


Figura 7. Variabilidad histórica anual de los componentes principales del ciclo hidrológico en la superficie terrestre (PPRECIP=Precipitación, EVAP=Evapotranspiración; RUNOFF=Eskurrimiento; BASE FLOW=Flujo Base; HUMEDAD DE SUELO=suma de la humedad de suelo en las capas de suelo 1, 2 y3).

responden de manera más apegada a la variabilidad en la precipitación.

La respuesta de la hidrología superficial de la Cuenca del Río Grijalva a los cambios en los parámetros de VIC nos permite avocarnos a la evaluación de los experimentos planteados con PEST y MOCOM en relación a los periodos de calibración así como su respuesta en el periodo de validación. Con valores de parámetros y NS similares (Tabla II) observamos que durante el periodo de calibración 1950-1954 la generación de avenidas es diferente (Figura 8). Existen dos posiciones respecto a la semejanza entre los parámetros y las funciones objetivo y la respuesta hidrológica. Por un lado, lo anteriormente mencionado coincide con el argumento de Gupta et al. (2003) sobre las diferencias en la respuesta hidrológica a funciones objetivo similares. Sin embargo, una vez que observamos la respuesta hidrológica a cambios en los parámetros durante el periodo de calibración 1950-1959 coincidimos con el argumento de Parajka et al. (2007) quienes destacan la importancia en la disminución en la incertidumbre en los parámetros en las evaluaciones de calibraciones multi-objetivo para generar simulaciones más cercanas a las observaciones. Entre MOCOM y PEST hay diferencias

en el NS cercanas a 0.2 en el periodo 1950-1959. Estas diferencias pueden ser debidas a las técnicas de mínimos cuadrados usadas en ambos algoritmos. En PEST, la técnica de mínimos cuadrados de Gauss-Newton se caracteriza por su rápida convergencia, lo que permite encontrar rápidamente la región del óptimo global (Gavin 2011). No obstante, existe la posibilidad que la función objetivo global obtenida pueda ser errónea ya que el esquema de GML es muy proclive a quedarse atrapado en funciones objetivo con mínimos locales (Doherty y Johnston, 2003). Sin embargo, parece que esto ocurrió con MOCOM en la calibración de largo periodo. En MOCOM la baja en el NS respecto a PEST al aumentar el periodo de tiempo, puede estar relacionada con el espacio posible de "Pareto" que al aumentar disminuye la factibilidad de encontrar rápidamente el mínimo global (Duan et al 1992, Yapo et al. 1998). Lo anterior coincide con que el incremento en el número de iteraciones (30 a 100) no fue suficiente para encontrar el mínimo global de la función objetivo. Aunque es posible que lo anterior, en conjunto con un mayor número de funciones objetivo (3 contra 1 en PEST) sea también la causa de los bajos valores en el NS.

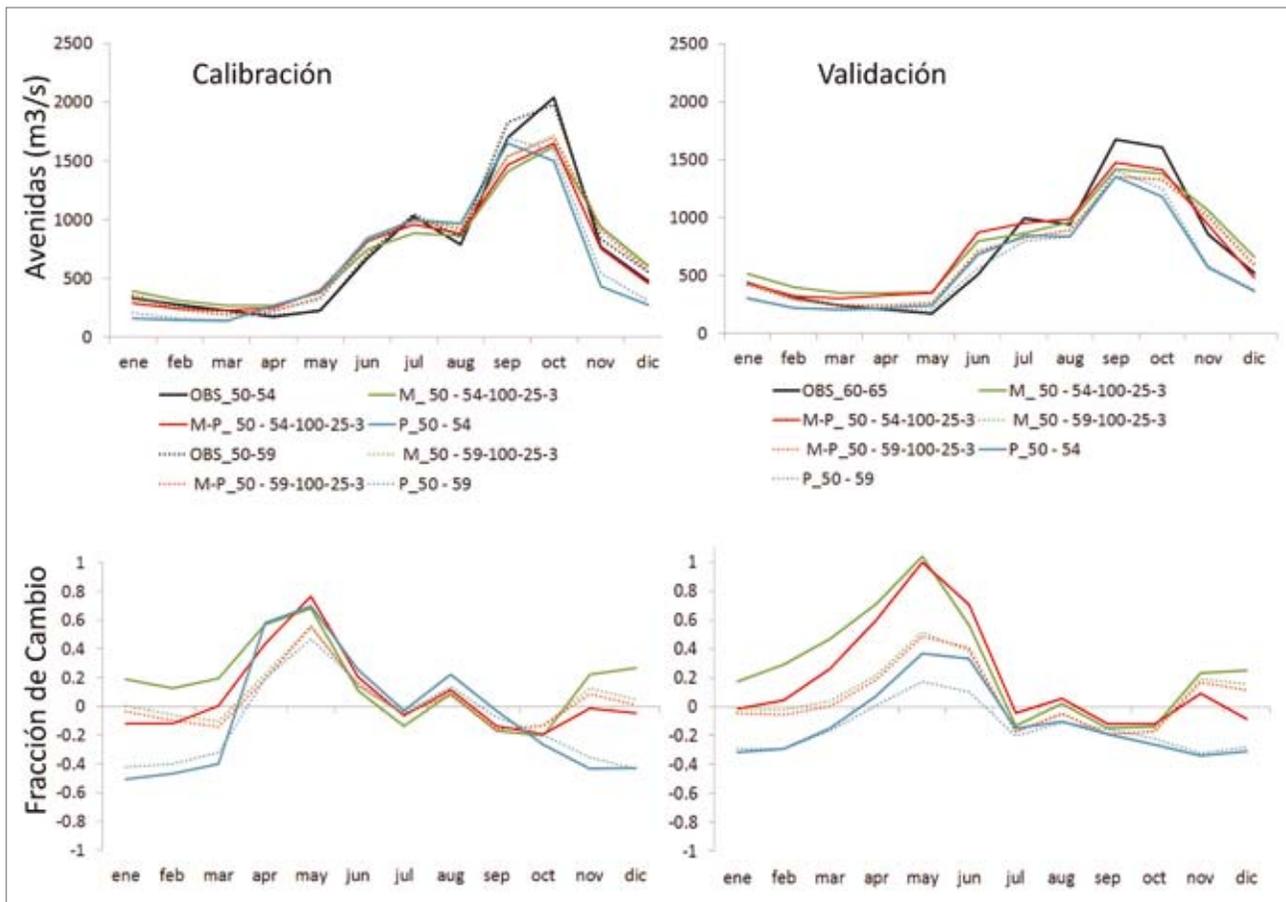


Figura 8. Superior- avenidas mensuales producto de los diferentes experimentos de calibración (ver encabezado de la Tabla II para las especificaciones de las leyendas) para los periodos 1950-1954 y 1950-1959, así como el periodo de validación (1960-1965). Inferior-Cambios en las avenidas mensuales durante la calibración y la validación con respecto de las observaciones no reguladas en la estación Peñitas.

Las calibraciones aplicadas tanto en PEST como en MOCOM, (ocurridas durante periodo de calibración 1950-1954 o durante el periodo de calibración 1950-1959) presentan un impacto en la generación de avenidas que varía en el tiempo. En la figura 8, se ilustra que los NS en el periodo de calibración corto son mayores a 0.7 en ambos algoritmos. Sin embargo, existen periodos en los que un algoritmo supera al otro, mostrando que los parámetros obtenidos permiten simular una respuesta hidrológica más apegada a las observaciones. Por ejemplo, durante los meses de poca precipitación (incluido el periodo de la sequía interestival) MOCOM presenta mejores resultados que PEST. Sin embargo, durante los periodos húmedos, los parámetros obtenidos por PEST producen mejores simulaciones de las avenidas en la estación Peñitas.

Por otro lado, cuando se comparan temporalmente las respuestas hidrológicas entre los parámetros obtenidos en los periodos cortos con respecto a aquellos en los periodos largos, PEST siempre presenta mejores resultados con los parámetros provenientes de una calibración larga. MOCOM presenta de manera poco clara los beneficios de incrementar el periodo de calibración a lo largo del año.

Las diferencias entre ambos algoritmos presentan una disminución de poco más del 10% en los valores de la función objetivo NS entre los periodos de calibración y los periodos de validación. A lo largo del año las técnicas de MOCOM fueron ligeramente mejores que las de PEST durante la validación (Figura 8). Mientras que en la primavera los parámetros obtenidos por PEST representaron de mejor manera la generación de avenidas, el resto del año MOCOM mostro mejores resultados. Asimismo, los parámetros obtenidos de las calibraciones de largo periodo (1950-1959) fueron mejores que aquellas de corto periodo.

CONCLUSIONES

De manera general, se logró con éxito aplicar los algoritmos de la calibración automática MOCOM y PEST en la Cuenca del Río Grijalva durante dos periodos de tiempo (1950-1954 y 1950-1959). Como producto de estos experimentos se observó que la generación de avenidas estuvo particularmente afectada por las profundidades en las capas de suelo 2 y 3 y los cambios en el parámetro de infiltración (bi), mostrando cambios entre los parámetros iniciales y calibrados automáticamente de más del 40% y 100%, respectivamente. Lo anterior, realza el papel de la humedad de suelo regulando la variabilidad temporal en el escurrimiento y el flujo base de la región.

Existen diferencias en la generación de avenidas simuladas producto de los parámetros obtenidos entre ambos algoritmos para los dos periodos. Mientras para el Periodo corto (1950-1954) ambos tuvieron un NS similar (entre 0.72 y 0.73), la calibración automática PEST (0.72) fue ligeramente mejor que la MOCOM (0.53) en el periodo 1950-1959. Lo anterior está sustentado en la forma cómo se desarrolló

PEST en la CRG, ya que se establecieron diferentes parámetros de suelo en función de las diferentes regiones topográficas. Lo anterior permitió representar de manera más fehaciente las condiciones físicas del suelo y encontrar una mejor región del óptimo global.

La calibración automática MOCOM y PEST presentaron diferencias temporales que identificaron periodos en los que alguna de las técnicas presentó parámetros cuya respuesta hidrológica asociada a las simulaciones de la hidrología superficial supera a la otra. Durante la calibración de corto periodo PEST supero a MOCOM en los meses húmedos; sin embargo, en los meses de sequía, incluyendo la sequía interestival, MOCOM supero a PEST. En las calibraciones de largo periodo PEST supera claramente a MOCOM a lo largo de prácticamente todo el año. En este caso MOCOM no presenta de manera muy clara cuando mejora su papel.

Finalmente los resultados obtenidos de la conclusión anterior no se mantienen para los periodos de validación, en los que MOCOM supera a PEST en prácticamente todos los meses. Asimismo los parámetros obtenidos de las calibraciones de largo periodo tienen un mejor papel en el periodo de validación que aquellos obtenidos a partir de las calibraciones de corto periodo. En esta conclusión y la anterior se muestra que la región del mínimo global óptimo está relacionada con el periodo de calibración. Los cambios en el papel que juegan ambos algoritmos para obtener parámetros idóneos está relacionado con el número de funciones objetivo e inherentemente con la incertidumbre en las simulaciones de avenidas debidas a la física del modelo, los forzantes de éste y las observaciones no reguladas con las que se comparan las simulaciones.

El presente estudio abre una serie de posibilidades para explorar en más detalle la sensibilidad de otros parámetros y el uso de una versión multi-objetivo de PEST. Además de evaluar de qué manera se ven impactadas las simulaciones de otras variables y variables de estado producto del proceso de calibración automática. Actualmente, se trabaja con simulaciones históricas para evaluar la hidroclimatología de la región y su posible aplicación en estudios de pronóstico y predicción hidrológica a diferentes escalas temporales (pronóstico de inundaciones a evaluación de escenarios de cambio climático).

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecemos el apoyo brindado por el Instituto Mexicano de Tecnología del Agua para el desarrollo de la presente actividad, en particular de las sub-coordinaciones de Hidrología y Mecánica de Ríos e Hidrometeorología. También agradecemos el apoyo brindado por el grupo de Land Surface Hydrology de la University of Washington y el grupo de Hidroclimatología del Scripps Institution of Oceanography de la University of California, San Diego.

REFERENCIAS

- Bohn, T.J., M.Y. Sonessa, and D.P. Lettenmaier, 2010: Seasonal hydrologic forecasting: Do multi-model ensemble averages always yield improvements in forecast skill?, *J. Hydromet.*, 11(6), 1357-1371, doi:10.1175/2010JHM1267.1.
- Caso de Estudio, México: río Grijalva. Programa Asociado de Gestión de Crecientes 2006.
- Doherty, JOHN. PEST version 9.0, Manual Watermark Numerical Computing – Janeiro 2005.
- Doherty, John. *PEST version 9.0, Parameter estimation Inc.* <http://www.parameter-estimation.com/>
- Doherty, J and J. Jhohnston (2003) Methodologies for calibration and predictive analysis of a watershed model. *Journal of AWRA*. April 2003.
- Duan, Q., V. K. Gupta, and S. Sorooshian, A shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization, *J. Optim. Theory Appl.*, 76(3), 501– 521, 1993.
- Duan, Q., S. Sorooshian, and V. K. Gupta, Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models, *J. Hydrol.*, 158, 265–284, 1994.
- Getirana, Augusto. *Integrating spatial altimetry data into the automatic calibration of hydrological models*, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Brazil. 2010.
- <http://www.hydro.washington.edu/Lettenmaier/Models/VIC/>
- Kim, S.M. B.L. Benham, K.M. Brannan, R.W. Zec-koski y J. Doherty (2003). Comparison of hydrologic calibration of HSPF using automatic and manual methods. *Water Resources Research*, Vol. 43, W01402, doi:10.1029/2006WR004883,2007.
- Liu, Zhiyu and Todini, Ezio. *Towards a comprehensive physically-based rainfall-runoff model*. Department of Earth and Geo-Environmental Sciences, University of Bologna, Italy. 2002
- Mays, Larry, W. and Koung Tunk, Yeou: *Hydrosystems Engineering & Management*, McGraw-Hill, 1992.
- Munoz-Arriola, F., D.P. Lettenmaier, Zhu, C. y R. Avis-sar (2009) Water resources sensitivity of the Rio Yaqui Basin, México to agriculture extensification under multi-scale climate conditions. *Water Resources Research*, 45, W00A20, doi:10.1029/2007WR006783.
- Munoz-Arriola, F., Shraddhanand Shukla, Theodore J. Bohn, Chunmei Zhu, Ben Livneh, Dennis P. Letten-maier, René Lobato Sánchez, y Ana Wagner Gomez (2009). Forecasting Surface Hydrology in North Ame-rica, *Border Climate Summary*, July 2009: 1-5.
- Munoz-Arriola, F., D. P. Lettenmaier, C. Zhu, A. W. Wood, R. Lobato Sánchez, y A. Wagner Gomes. Ex-tended West-wide Seasonal Hydrological System: Seasonal Hydrological Prediction in the NAMS re-gion. (2008) *CLIVAR Exchanges*,43: 24-25.
- Naumov, Aleksey. *Multi-criteria validation of the SWAT hydrologic model in a small forested waters-hed*. State University of New York at Buffalo, 2005.
- Nijssen, Bart. and O'Donnell, Greg. and Hamlet, M. Alan F. and Lettenmaier, Dennis P. Hydrologic Sensi-tivity of Global Rivers to Climate Change, 2001.
- Parajka, J., R. Merz y G. Bloschl (2007). Uncertain-ty and multiple objective calibration in regional wáter balance modelling: case study in 320 Austrian cat-chments. *Hydrological Processes*, 21, 435-446. DOI: 10.1002/hyp.6253.
- Rubio, Gutierrez. Horacio y Triana Ramírez, Cesar. *Gestión Integrada de Crecientes*
- Sheffield, J, E. Wood y F. Munoz-Arriola (2010). Long-term regional estimates of evapotranspiration for Mexico based on downscaled ISCCP data. *Jour-nal of Hydrometeorology*, 11(2), 253-275.
- Tamayo, J. *Geografía general de México*. Tomos I y II. Instituto Mexicano de Investigaciones Económi-cas, Trillas, México. 1949. Tucson Arizona University, Department of Sístems and Industrial Engineering.
- Tang, Q., E. Vivoni, Munoz-Arriola y D. P. Letten-maier. Predictability of evapotranspiration patterns using remotely-sensed vegetation dynamics during the North American monsoon (sometido al *Journal of Hydrometeorology*).
- Trelles, S. A.; Salgado, Jorge; Sanvicente, H.; Balan-cán, J. A.; Orozco, I.; Cervantes, E. A.; Bravo, J. A.; y Salgado, A. L. *Modelación dinámica de subcuencas en la cuenca del río Balsas, 1ª etapa*. Instituto Mexi-cano de Tecnología del Agua, IMTA, México, 2005.
- Vrugt, J.A, H.V. Gupta, L. A. Bastidas, W. Bouten, y S. Sorooshian (2003) Effective and efficient algo-rithm for multiobjective optimization of hydrologic mo-dels. *Water Resources Research*, Vol. 39 (8), 1214, doi:10.1029/2002WR001746,2003.
- Yapo, P. O., H. V. Gupta, and S. Sorooshian, Multi-objective global optimization for hydrologic models, *J. Hydrol.*, 204, 83–97, 1998.