

# Modelación hidrológica de la cuenca del río Gualeguay para pronóstico y alerta hidrológico utilizando información de sensores remotos de microondas

Juan Bianchi, Dora Goniadzki

Dirección de Sistemas de Información y Alerta Hidrológico, Instituto Nacional del Agua. Autopista Ezeiza-Cañuelas tramo Jorge Newbery Km. 1.620, Ezeiza, Buenos Aires, Argentina

E-mail: jbianchi@ina.gov.ar

## RESUMEN

El presente trabajo consistió en la calibración y verificación de un modelo matemático, basado en el Sacramento Soil Moisture Accounting Model (NWS-EEUU), de la cuenca del Río Gualeguay, Provincia de Entre Ríos, con fines de pronóstico y alerta, para ser operado en modo actualizado. Se evaluó la eficiencia del modelo para la predicción de caudales con un horizonte de pronóstico de 1, 2 y 3 días tanto en modo autónomo como en modo actualizado. Se ensayaron dos alternativas de asimilación de datos mediante filtro de Kalman en ensamble: asimilación de caudales observados en la sección de cierre de la cuenca y asimilación de humedad media del suelo de la cuenca recuperada mediante sensoramiento remoto (instrumento AMSR-e).

Adicionalmente, se realizó un experimento sintético para evaluar la asimilación de humedad del suelo proveniente de la misión SAC-D/Aquarius, teniendo en consideración la precisión y la resolución proyectadas para este producto.

## INTRODUCCIÓN

El objetivo del trabajo fue evaluar la asimilación de datos de humedad del suelo de sensores remotos como herramienta para mejorar los pronósticos en un contexto de simulación hidrológica continua. La simulación continua de los procesos generadores de escorrentía en una cuenca, mediante modelos conceptuales, resulta una herramienta útil para la anticipación de crecidas. La operación a tiempo real de dichos modelos requiere la mejor estimación posible de los estados del sistema al inicio del horizonte de pronóstico, para minimizar los errores de pronóstico. Para ello proponemos corregir las variables de estado simuladas por el modelo mediante asimilación de estimaciones satelitales de humedad superficial del suelo y estimaciones de caudales a partir de lecturas hidrométricas. Los modelos hidrológicos propuestos son de inspiración física, en el sentido en que se simulan los procesos físicos mediante conceptualizaciones simplificadas. La estructura de estos modelos incluye una red de elementos de almacenaje interconectados los cuales se cargan y descargan simulando el proceso de humedecimiento y secado, para luego propagar la escorrentía generada y producir una salida de caudal a paso diario. La

actualización de los estados consiste en ajustar el contenido de humedad de los diversos elementos de almacenaje del modelo de manera tal de reducir los errores de la salida. Diversas misiones espaciales proyectadas y en operación cuentan con sensores en el rango de las microondas (0,3-300 GHz) que observan regularmente la humedad de la capa superficial de suelo. Nuestra propuesta fue utilizar esta información para ajustar el contenido hídrico del elemento de almacenaje del modelo correspondiente al horizonte superficial de suelo. Las actividades presentadas en este trabajo forman parte del proyecto “Assimilation of Soil Moisture Estimates into Flow-Forecasting Hydrologic Models” enmarcado en el Anuncio de Oportunidad SAC-D/Aquarius (Goniadzki *et al.*, 2011). La finalidad del proyecto es desarrollar técnicas de asimilación de recuperaciones de humedad del suelo de la plataforma SAC-D operada por la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) en modelos hidrológicos continuos con fines de simulación y pronóstico de caudales en cuencas de llanura de la cuenca del Plata.

### *Tareas realizadas*

Se calibró y verificó un modelo hidrológico continuo a paso diario (modelo Sacramento modificado) mediante contrastación de la salida del modelo contra valores observados. Luego se corrió el modelo con asimilación de datos (primero caudales observados y luego humedad del suelo recuperada mediante sensores remotos (AMSR-E)) mediante filtro de Kalman en ensamble. Se evaluó la eficiencia del modelo y se comparó con la eficiencia sin asimilación.

Por otro lado, se realizó un experimento sintético gemelo para evaluar el potencial de la asimilación de datos de humedad del suelo del instrumento Aquarius de la plataforma SAC-D, el cual se encuentra actualmente en operación pero no se dispone aún del producto de humedad del suelo. Para llevar a cabo el experimento se generó una serie sintética de humedad del suelo a partir de una corrida del modelo previamente calibrado, a la cual se introdujo ruido (simulando el proceso de recuperación de la variable mediante sensores remotos). Luego se realizó una segunda corrida agregando ruido a las forzantes, y una tercera corrida con asimilación de la serie sintética de humedad del suelo, cuyas salidas se compararon con la generada en la primera corrida.

### ÁREA DE ESTUDIO

Se adoptó como unidad hidrológica la cuenca del río Gualeguay localizada enteramente en la provincia de Entre Ríos, Argentina (véase figura 1), con la sección próxima a la localidad de Rosario del Tala como punto de cierre, considerado el límite entre los tramos medio e inferior del río (Dirección de Hidráulica de Entre Ríos, 2012). Localizada en un área de llanura ligeramente ondulada que presenta un sistema de cuchillas intercaladas con áreas deprimidas, la cuenca tiene un área de aproximadamente 15.000 km<sup>2</sup> (representando un 18% del total del área de la provincia) y una pendiente media del 1%. La precipitación anual media es de 1311 mm, mientras que la evapotranspiración potencial anual es de aproximadamente 900 mm. El coeficiente de escurrimiento global para el periodo 1993-2010 es 0,27 (Giordano, 2011). El caudal medio anual es 165 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>, mientras que la descarga media mensual máxima es de 320 m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup> (mayo) (Goniadzki *et al.*, 2011). El curso principal escurre en sentido Noreste-Sudoeste en la cuenca alta para luego tomar un rumbo Norte-Sur hasta desaguar en el delta del Paraná. El régimen hidrológico muestra dos crecidas anuales. El tiempo de concentración de la cuenca en la sección de interés varía aproximadamente entre 5 y 10 días según el estado de humedad

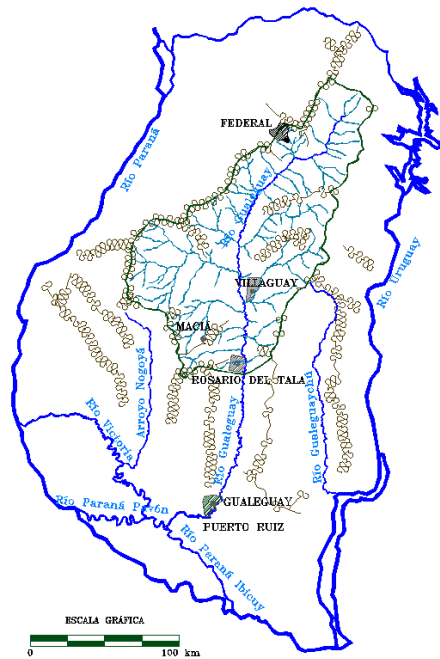


Figura 1: cuenca del río Gualeguay en Entre Ríos, Argentina

antecedente.

#### DATOS UTILIZADOS

##### *Precipitación*

Para obtener la intensidad de precipitación media areal (PMA) diaria [mm/día] para la cuenca se utilizaron estimaciones satelitales. Se utilizó el producto TRMM 3B42\_V6 (Huffman *et al.*, 2009), el cual da la estimación de intensidad media de precipitación [mm/h] a paso 3 horario para una grilla de 0,25x0,25 grados de latitud y longitud. El mismo se agregó a paso diario y se calculó su media areal para la cuenca, para el periodo 1998-2010.

Por otro lado, se calculó la PMA a partir de datos pluviométricos de campo obtenidos de las estaciones meteorológicas de Villaguay, Paraná, Gualeguaychú, Monte Caseros y Concordia, de las cuales sólo Villaguay se encuentra dentro de la cuenca. Para ponderar cada estación se computaron polígonos de Thiessen. Comparando ambas fuentes se observó que las mismas son consistentes entre sí, pero que el algoritmo de precipitación de TRMM estima en promedio un 25 % por encima del dato de campo (véase figura 2).

##### *Evapotranspiración Potencial*

Los valores diarios de evaporanspiración potencial se calcularon según el modelo basado en Jensen-Haise y McGuinness el cual necesita solamente temperaturas medias diarias climáticas y radiación extraterrestre (Oudin *et al.*, 2005). La fórmula utilizada fue:

$$PE = \frac{R_e T_a + K_2}{\lambda \rho K_1} \text{ si } T_a + K_2 > 0 \quad \text{caso contrario} \quad PE = 0 \quad (1)$$

Donde:

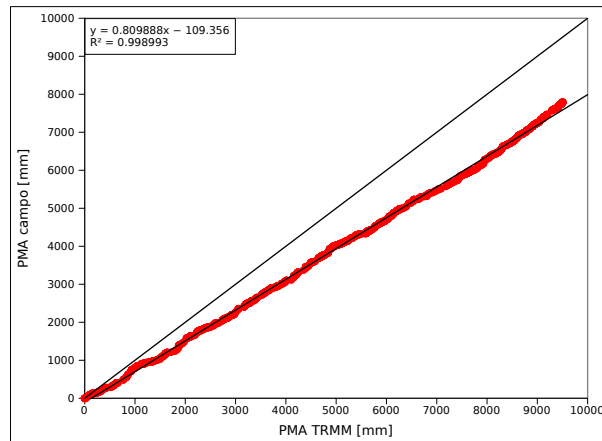


Figura 2: Curva de doble masa: serie de precipitación media areal acumulada TRMM vs. datos de campo (1998-2010)

PE: Tasa de evapotranspiración potencial ( $\text{mm día}^{-1}$ ),

$R_e$ : Radiación extraterrestre ( $\text{MJ m}^{-2} \text{ día}^{-1}$ ), que depende de la latitud y el día Juliano,

$\lambda$ : Flujo de calor latente (se tomó el valor  $2.45 \text{ MJ kg}^{-1}$ ),

$\rho$ : Densidad del agua ( $\text{kg m}^{-3}$ ),

$T_a$ : Temperatura media diaria del aire ( $^{\circ}\text{C}$ ),

$K_1$  ( $^{\circ}\text{C}$ ) y  $K_2$  ( $^{\circ}\text{C}$ ): Parámetros para ajustar el modelo de modo tal que el total anual coincida con el valor anual calculado según la metodología de Thornthwaite (se obtuvo  $K_1 = 108^{\circ}\text{C}$  y  $K_2 = 5^{\circ}\text{C}$ ).

Los datos de temperaturas medias diarias climáticas se tomaron de la estación meteorológica de Villaguay.

### *Caudales*

Se utilizaron lecturas de nivel en la sección del río Gualeguay próxima a la localidad de Rosario del Tala. Dichas alturas se transformaron en caudales utilizando una curva de descarga elaborada previamente en el SIyAH-INA en base a aforos realizados por la Dirección de Hidráulica de Entre Ríos y la Subsecretaría de Recursos Hídricos de la Nación. Se obtuvo una serie diaria de caudales para el periodo 1998-2010.

### *Humedad del suelo*

Como dato de humedad del suelo se utilizaron estimaciones producidas a partir de sensores remotos de radar pasivo. La propiedad fundamental medida por estos sensores es la temperatura de brillo, la cual es función de la emisividad y la temperatura verdadera. A su vez, la emisividad varía en función de los cambios en las propiedades dieléctricas del suelo que resultan de los cambios en el contenido de agua (Goniadzki *et al.*, 2011). Sin embargo la emisividad total resulta de muchas contribuciones, de las cuales las más importantes provienen de la cobertura vegetal y la rugosidad del terreno. Por lo tanto, los algoritmos de recuperación de la humedad del suelo mediante sensores remotos utilizan, además de la variable 'clave' (temperatura de brillo), variables auxiliares que den cuenta de la rugosidad del suelo, la temperatura real y la cobertura vegetal. Dichas variables auxiliares se pueden derivar de mediciones remotas de los mismos u otros instrumentos.

Para la parte 1 de este trabajo se utilizó el producto AE\_Land3.2 del instrumento AMSR-E a bordo de la plataforma Aqua de NASA (Njoku, 2007). El instrumento es un radiómetro de microondas pasivo

de 12 canales en 6 frecuencias entre 6,9 y 89,0 GHz. La radiación polarizada horizontal y verticalmente se mide por separado para cada frecuencia. La revisita de la plataforma permite un máximo de dos capturas diarias (una ascendente, próxima al mediodía del lugar, y una descendente, próxima a la medianoche) para un mismo sitio. El producto utilizado se basa en información de temperatura de brillo a 10.7 GHz con una resolución espacial media de 38 km. El mismo se ofrece al público como una grilla mundial de 0,25x0,25 grados de valores diarios para el periodo 19/6/2002–5/10/2011. El dato representa el contenido gravimétrico de agua (peso de agua/volumen total) en el horizonte superficial del suelo ( $\sim 1$  cm). El mismo se encuentra disponible en el sitio web del National Snow and Ice Data Centre de los EEUU ([nsidc.org/data](http://nsidc.org/data)).

Otros productos de características similares forman parte de los objetivos de varias misiones espaciales de observación de la tierra proyectadas o en operación (SAC-D/Aquarius, SMOS, SMAP, SAOCOM), con los cuales se espera poder aprovechar al máximo las herramientas de asimilación de datos en el campo de la hidrología operativa. En particular, se utilizaron las especificaciones técnicas del producto de humedad del suelo planificado para la misión SAC-D/Aquarius, actualmente en operación, para generar una serie sintética en la parte 2 de este trabajo.

## DESCRIPCIÓN DE LAS TAREAS: PARTE 1

### *Modelación hidrológica continua*

La simulación continua de los caudales a la salida de una cuenca para fines operativos se lleva a cabo usualmente mediante modelos conceptuales agregados de inspiración física (Gonizadski *et al.*, 2011). Los mismos, debidamente calibrados y alimentados con buenas mediciones o predicciones cuantitativas de precipitación y evapotranspiración potencial (las forzantes del modelo), son herramientas útiles para el pronóstico de caudales en la sección de cierre de la cuenca modelada, los cuales pueden servir para estimar alturas limnimétricas en dicha sección o bien como condición de borde para modelos hidrodinámicos en tramos aguas abajo. Los modelos hidrológicos pueden variar en estructura y cantidad de parámetros. En el presente trabajo, se utilizó el modelo Sacramento Soil Moisture Accounting (NWS-EEUU), en una versión simplificada (Georgakakos & Baumer, 1996).

El modelo utilizado presenta dos componentes con una formulación diferencial para modelar la secuencia de procesos de precipitación-escorrentía y traslación del hidrograma (Uriburu Quirno, 2011). El primer componente simula el balance de humedad en una columna de suelo resultante de los flujos a través de la interfaz suelo-atmósfera. La columna se divide en dos capas, una superior de respuesta más rápida y una inferior de respuesta más lenta. La precipitación constituye el aporte de humedad a este componente, mientras que las pérdidas son debidas a la evapotranspiración, el escurrimiento superficial y subterráneo y la recarga del acuífero.

El segundo componente simula el proceso de traslación del hidrograma a lo largo de la red de drenaje por medio de una cascada de dos embalses lineales conceptuales iguales a la salida de la cuenca. La entrada a la cascada es la salida del primer componente (el volumen generado por el modelo de precipitación-escorrentía). El hidrograma de salida de la cascada es la salida final del modelo.

Las ecuaciones que gobiernan los procesos, siguiendo la nomenclatura de Guetter (Guetter, 2000), son las siguientes:

$$\frac{dX_1}{dt} = P - SR - PC - ET_1 - INT \quad (2)$$

$$\frac{dX_2}{dt} = PC - ET_2 - GW \quad (3)$$

$$\frac{dX_3}{dt} = (SR - BF) - \alpha X_3 \quad (4)$$

$$\frac{dX_4}{dt} = \alpha X_3 - \alpha X_4 \quad (5)$$

donde:

$dX_1/dX_2$ : Volumen de agua en la capa superior/inferior del suelo  $[L]$  (variables de estado),

$X_3$  y  $X_4$ : Almacenamientos en los reservorios lineales  $[L]$  (variables de estado),

$P$ : Intensidad de la precipitación  $[L/T]$ ,

$SR$ : Esguerrimiento superficial  $[L/T]$ ,

$PC$ : Tasa de percolación  $[L/T]$ ,

$ET_1/ET_2$ : Tasa de evapotranspiración de la capa superior/inferior del suelo  $[L/T]$ ,

$INT$ : Aporte al flujo base desde la capa superior del suelo  $[L/T]$ ,

$GW$ : Aporte al flujo base y recarga del acuífero desde la capa inferior del suelo  $[L/T]$ ,

$\alpha$ : Inversa de la constante de recesión de los embalses lineales  $[1/T]$ , y

$BF$ : Flujo base  $[L/T]$

El esguerrimiento superficial es una respuesta directa de la precipitación, producida solamente por la capa superior. Se calcula como:

$$SR = P \cdot \left( \frac{X_1}{X_1^0} \right)^{m_1} \quad (6)$$

donde:

$X_1^0$ : Capacidad de la capa superior del suelo  $[L]$ ,

$m_1$ : Exponente del esguerrimiento superficial.

La evapotranspiración de la capa superior se calcula como el producto de la evapotranspiración potencial y la disponibilidad de agua:

$$ET_1 = PET \cdot \left( \frac{X_1}{X_1^0} \right) \quad (7)$$

donde:

$PET$ : Evapotranspiración potencial para ese paso. La percolación, como la transferencia de agua de la capa superior a la capa inferior, se calcula como una función no lineal de los almacenamientos en ambas capas:

$$PC = C_3 \cdot X_2^0 \cdot \left( 1 + C_2 \cdot \left( 1 - \frac{X_2}{X_2^0} \right)^{m_2} \right) \cdot \left( \frac{X_1}{X_1^0} \right) \quad (8)$$

donde:

$X_2^0$ : Capacidad de la capa inferior del suelo  $[L]$ ,

$C_3$ : Tasa de recesión del flujo base  $[1/T]$ ,

$C_2$ : Coeficiente de la función de percolación [adimensional],

$m_2$ : Exponente de la función de percolación [adimensional].

El aporte de la capa superior al flujo base se considera proporcional a la primera variable de estado:

$$INT = C_1 X_1 \quad (9)$$

donde  $C_1$  es el coeficiente de recesión  $[1/T]$

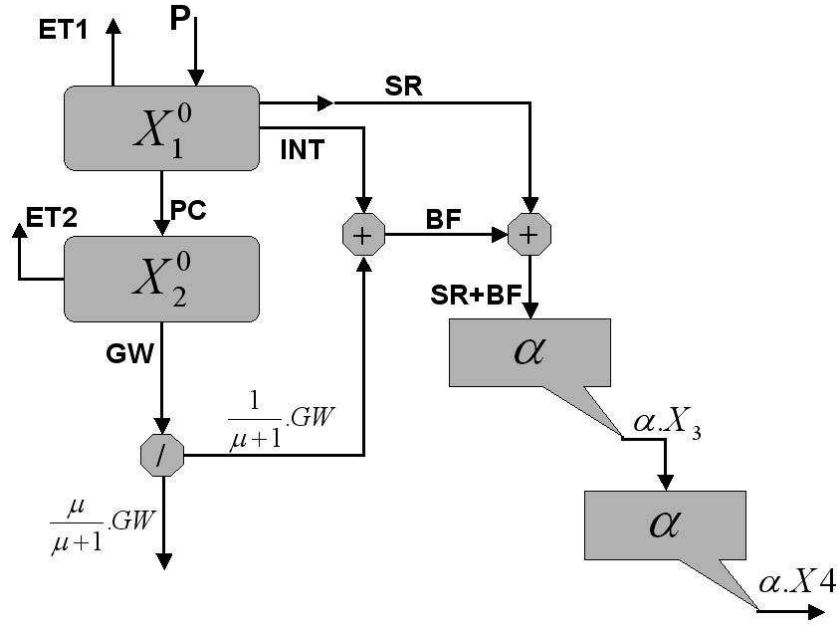


Figura 3: Representación esquemática del modelo Sacramento (Uriburu Quirno, 2011)

La transpiración desde la capa inferior del suelo se calcula como:

$$ET_2 = (PET - ET_1) \cdot \left(\frac{X_2}{X_2^0}\right)^{m_3} \quad (10)$$

donde  $m_3$  es el exponente de la función de transpiración [adimensional].

$GW$  se calcula como:

$$GW = C_3 \cdot X_2 \quad (11)$$

El flujo base se calcula como:

$$BF = (1 + \mu)^{-1} \cdot GW + INT \quad (12)$$

Donde:

$\mu$  es un parámetro del modelo tal que  $GW/(1 + \mu)$  contribuye al flujo base mientras que  $GW \cdot \mu/(1 + \mu)$  es la recarga al acuífero.

Finalmente, el caudal de salida de la cuenca se calcula como una función lineal del almacenamiento en el segundo embalse de la cascada:

$$Q_4 = \alpha X_4 \quad (13)$$

En la figura 3 se presentan en forma esquemática las relaciones funcionales que componen el modelo.

### Calibración y verificación

El modelo se calibró y verificó contra los valores observados en la cuenca de estudio, utilizando mediciones diarias de caudal en la sección Rosario del Tala del río Gualeguay. La calibración significa encontrar el conjunto de parámetros del modelo de modo que los valores predichos coincidan lo mejor posible con los observados. El grado de ajuste del modelo se evaluó usando como función objetivo la suma del cuadrado de los errores para el periodo de calibración, ponderando positivamente aquellos

registros que se encuentran por encima del caudal medio observado del periodo de calibración.

$$F_{obj} = \sum_{i=1}^N WT_i (Q_{obs,i} - Q_{pred,i})^2 \quad (14)$$

El peso se calculó de la siguiente manera (Borús *et al.*, 2004):

$$WT_i = \frac{[Q_{obs,i} + (\beta - 1) \cdot \bar{Q}]}{\beta \cdot \bar{Q}} \quad (15)$$

Donde:

$WT_i$  es el factor de ponderación,

$\bar{Q}$  es el caudal medio observado en el periodo de calibración,

$\beta$  es un factor que incrementa el factor de ponderación a valores decrecientes (no inferiores a la unidad), que incrementan la influencia de las descargas mayores. Se utilizó un valor de  $\beta = 5$ , el cual provoca que los pesos sean bastante homogéneos a lo largo del periodo de simulación.

La autocalibración se realizó mediante el método Downhill Simplex de optimización numérica elaborado por Nelder y Mead, según se lo explica en Mathews y Fink (Mathews & Fink, 2004). La verificación consistió en evaluar la eficiencia del modelo con un conjunto de datos de entrada y salida independiente.

#### *Actualización de las variables de estado mediante asimilación de datos*

Ningun modelo ofrece una descripción totalmente satisfactoria de la naturaleza debido principalmente a tres factores: i- ningún modelo matemático es perfecto y sus parámetros no pueden determinarse de manera absoluta, ii- existen forzantes desconocidas que no podemos controlar o modelar determinísticamente, y iii- los sensores no proveen mediciones exactas, sino que introducen sus propias distorsiones (Goniadzki *et al.*, 2011). A menudo distintos dispositivos generan información acerca de la misma variable, y uno debe entonces preguntarse cómo generar una mejor estimación de la variable de interés a partir de información parcialmente redundante (Goniadzki *et al.*, 2011). La asimilación de datos es una técnica utilizada para extraer información valiosa contenida tanto en datos medidos como en los modelos existentes teniendo en consideración sus incertidumbres (Goniadzki *et al.*, 2011). Ésta combina observaciones actuales (o pasadas) del estado del sistema con los resultados de un modelo matemático para producir un *análisis*, el cual se considera ‘la mejor’ estimación del estado actual del sistema (Goniadzki *et al.*, 2011).

Un procedimiento de actualización para la predicción de caudales busca reducir los errores entre la salida del modelo y los correspondientes valores posteriormente observados, para producir pronósticos mejorados a tiempo real (Uriburu Quirno, 2011). Valores observados de escurrimiento y humedad del suelo próximos al comienzo del horizonte de pronóstico se consideran útiles para corregir las variables de estado, no necesariamente porque se espere que sean más precisos que los estados predichos por el modelo, sino porque la estructura del error de ambas fuentes de datos es diferente (Wagner *et al.*, 2009). Por lo tanto, una combinación de ellos puede tener menos sesgo y menos error aleatorio que cualquiera de ellos individualmente (Parajka *et al.*, 2009). En este trabajo se utilizó la técnica de Filtro de Kalman en Ensamble para actualizar las dos componentes del modelo.

#### *Filtro de Kalman en ensamble*

El filtro de Kalman es un conjunto de ecuaciones matemáticas que implementan un estimador de tipo predictor-corrector que minimiza la covarianza del error de la estimación cuando se cumplen ciertos



supuestos (linealidad y distribuciones gaussianas) (Goniadzki *et al.*, 2011).

El filtro de Kalman de ensamble es una implementación Monte-Carlo para sistemas más complejos. El estado del sistema se representa usando una colección de vectores de estado, llamada ensamble, cuya covarianza sirve como medida del error del modelo (Uriburu Quirno, 2011).

El modelo consta de dos fases: predicción y corrección. La *predicción* consiste en producir para cada réplica de Monte-Carlo  $i$  (miembro del ensamble) un estimado de las variables de estado para el paso  $j$  ( $S_{i,j}^-$ ) a partir de los valores de las variables de estado del paso anterior corregidos ( $S_{i,j-1}^+$ ) y de las forzantes del modelo entre  $j-1$  y  $j$  ( $P_j, PET_j$ ). Estas últimas se perturban sumando un término aleatorio de distribución normal cuyas varianzas son los errores de medición o simulación de las mismas ( $v_{i,j}^P, v_{i,j}^{PET}$ ). A su vez al resultado se le puede sumar otro término aleatorio en representación de la varianza propia del modelo ( $v_{i,j}^{sac}$ ).

$$S_{i,j}^- = S_{i,j-1}^+ + \Delta S_{i,j}(S_{i,j-1}^+, P_j + v_{i,j}^P, PET_j + v_{i,j}^{PET}) + v_{i,j}^{sac} \quad (16)$$

donde:

$$S_{i,j} = \begin{pmatrix} X_{1,i,j} \\ X_{2,i,j} \\ X_{3,i,j} \\ X_{4,i,j} \end{pmatrix} \quad (17)$$

y los superíndices  $-$  y  $+$  indican respectivamente magnitudes sin corregir y corregidas. Al hacer avanzar al modelo en cada réplica con datos de entrada distintos, se espera que el ensamble presente una cierta dispersión. Las covarianzas de las variables de estado (matriz 4x4  $C_j$ ) se utilizan como medida del error de la predicción. Para realizar la *corrección* la ganancia del filtro de Kalman ( $KG$ ) se calcula usando la siguiente expresión:

$$KG_j = [C_j \cdot H^T] \cdot [H \cdot C_j \cdot H^T + R]^{-1} \quad (18)$$

donde  $H$  es la matriz que transforma el espacio de los estados en el de las observaciones:

$$H = \begin{pmatrix} \frac{\rho}{X_1^0} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \alpha \end{pmatrix} \quad (19)$$

Donde:  $\rho$  es el valor de humedad del suelo saturado [v/v],  $X_1^0$  es la capacidad de almacenamiento del primer horizonte de suelo del modelo [mm], y  $\alpha$  es la inversa de la constante de recesión de los embalses lineales [1/día]

$H^T$  es la matriz transpuesta de  $H$ ,  $R$  es la matriz de covarianza de los errores de las observaciones que se usarán para corregir:

$$R = \begin{pmatrix} R_{sm}^0 & 0 \\ 0 & R_q^0 \end{pmatrix} \quad (20)$$

donde  $R_{sm}^0$  y  $R_q^0$  son las varianzas de los errores de medición de humedad en el suelo y caudales

respectivamente, y  $C_j$  es:

$$C_j = \begin{pmatrix} Var(X_1) & Cov(X_1, X_2) & Cov(X_1, X_3) & Cov(X_1, X_4) \\ Cov(X_2, X_1) & Var(X_2) & Cov(X_2, X_3) & Cov(X_2, X_4) \\ Cov(X_3, X_1) & Cov(X_3, X_2) & Var(X_3) & Cov(X_3, X_4) \\ Cov(X_4, X_1) & Cov(X_4, X_2) & Cov(X_4, X_3) & Var(X_4) \end{pmatrix} \quad (21)$$

La matriz  $KG_j$  de 4x2 resultante, junto con los valores de humedad del suelo y caudal observados ( $sm_j$  y  $q_j$ ), nos permiten corregir el estado del sistema mediante la siguiente fórmula:

$$S_{i,j}^+ = S_{i,j}^- + KG_j \cdot [(sm_j, q_j) + (v_{i,j}^{sm}, v_{i,j}^q) - H \cdot S_{i,j}] \quad (22)$$

donde  $v_{i,j}^{sm}$  y  $v_{i,j}^q$  son ruido gaussiano de media cero con varianzas  $R_{sm}^0$  y  $R_q^0$ . Las predicciones finales del estado del sistema se obtienen promediando todas las réplicas del ensamble.

### *Resultados: calibración y validación del modelo Sacramento modificado*

El modelo Sacramento modificado se calibró con datos del periodo 6/2002-4/2006 y se verificó para el periodo 5/2006-6/2008. Se alcanzó un coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe global de 0.72 (0.73 para el periodo de verificación). En el cuadro 1 se presentan los parámetros obtenidos. En la tabla 3 se presenta una serie de indicadores de eficiencia del modelo, a saber, la diferencia entre las medias y los desvíos de los caudals simulados y observados:

$$DIF. MED. = \frac{\bar{Q}_{sim} - \bar{Q}_{obs}}{\bar{Q}_{obs}} \quad (23)$$

$$DIF. DESV. = \frac{S_{Q,sim} - S_{Q,obs}}{S_{Q,obs}} \quad (24)$$

el coeficiente de correlación:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})(Q_{sim,i} - \bar{Q}_{sim})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \bar{Q}_{obs})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Q_{sim,i} - \bar{Q}_{sim})^2}} \quad (25)$$

la raíz del error medio cuadrático:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{n}} \quad (26)$$

la función objetivo (F. OBJ., definida precedentemente en 14), el SPEDS, una medida de la concordancia de fase entre los caudales observados y simulados:

$$SPEDS = \frac{100}{n} \cdot \sum_{i=1}^n b_i \quad [SPEDS] = adimensional \quad (27)$$

donde:

$$b_i = 1 \text{ para } (Q_{obs,i} - Q_{obs,i-1}) \cdot (Q_{sim,i} - Q_{sim,i-1}) \geq 0$$

$b_i = 0$  caso contrario

Cuadro 1: Parámetros del modelo Sacramento modificado

$X_1^0$	$X_2^0$	$m_1$	$c_1$	$c_2$	$c_3$	$\mu$	$\alpha$	$m_2$	$m_3$
[mm]	[mm]	[1]	[1/día]	[1]	[1/día]	[1]	[1/día]	[1]	[1]
370,84	9,3420	11,329	0,00030678	851,30	0,0010715	5,6182	0,19137	4,4556	1,6061

Cuadro 2: Indicadores de eficiencia del modelo

	DIF. MED.	DIF. DESV.	r	RMSE	F. OBJ	SPEDS	E
cal	0,06	-0,22	0,85	237,68	$1,89 * 10^8$	75,20	0,7122
val	0,63	0,02	0,90	196,96	$4,62 * 10^7$	81,92	0,7328
glob	0,21	-0,14	0,85	223,65	$2,35 * 10^8$	77,66	0,7203

y el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe:

$$E = 1 - \frac{\sum_{j=1}^J (Q_{j,obs} - Q_{j,sim})^2}{\sum_{j=1}^J (Q_{j,obs} - \bar{Q}_{obs})^2} \quad (28)$$

donde  $E$  es el coeficiente de Nash-Sutcliffe,  $Q_{j,obs}$  y  $Q_{j,sim}$  son los caudales observado y simulado respectivamente en el paso  $j$  y  $\bar{Q}_{obs}$  es el promedio de los caudales observados.

### Resultados: asimilación de caudales y humedad del suelo

Se evaluó el cambio en la eficiencia del modelo al incorporar asimilación de datos. Para ello, se asimiló caudales y humedad del suelo por separado mediante filtro de Kalman en ensamble y se compararon los resultados. Tanto para el periodo de calentamiento como para el horizonte de pronóstico se utilizaron forzantes observadas (P, PET). Para simular diferentes horizontes de pronóstico se evaluaron corridas con asimilación de datos hasta 1, 2 y 3 días antes de la fecha para la cual se realiza el pronóstico. Los coeficientes de eficiencia (E) del modelo asimilando sólo caudales fueron de 0,87, 0,84 y 0,81 para horizontes de pronóstico de 1, 2 y 3 días respectivamente (periodo de simulación: mayo de 2006 a diciembre de 2010), mientras que para la corrida del modelo sin asimilación para ese periodo fue de 0,76 (figura 4).

Con asimilación de sólo humedad del suelo AMSR-E, la eficiencia del modelo cayó a 0,56, 0,57 y 0,58 para horizontes de pronóstico de 1, 2 y 3 días respectivamente, mostrando que el modelo produce mejores estimaciones del estado de humedad del suelo que las obtenidas mediante AMSR-E (figura 5).

## DESCRIPCIÓN DE LAS TAREAS: PARTE 2

### Experimento sintético gemelo de asimilación de humedad del suelo Aquarius/SAC-D

Aquarius es un radiómetro (1,413 GHz) y escaterómetro (1,26 GHz) integrado en banda L a bordo de la plataforma satelital SAC-D. Esta misión se puso en operación en junio de 2011, tiene una duración planificada de 3 años y su objetivo principal es estudiar la circulación oceánica mediante la recuperación de la salinidad de la superficie oceánica. La recuperación de humedad del suelo es uno de los objetivos secundarios de la misión, para lo cual se pretende adaptar a banda L los algoritmos

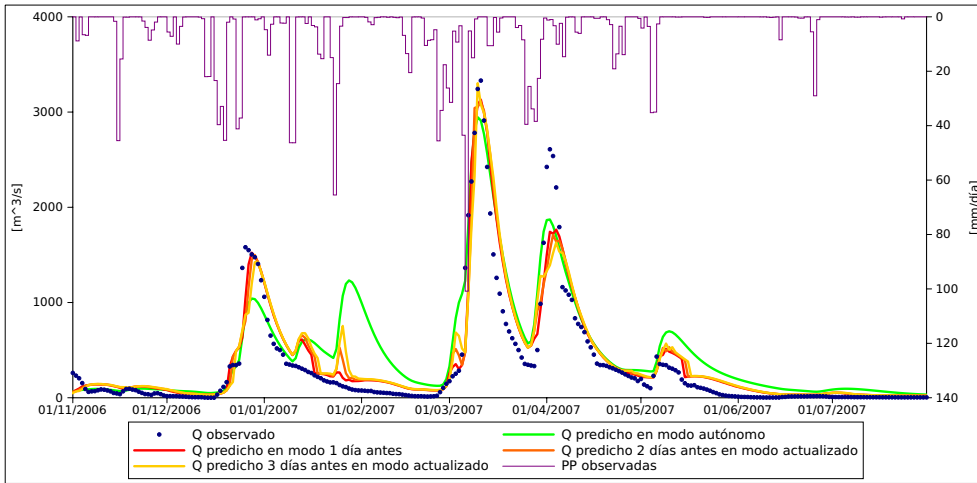


Figura 4: Modelo Sacramento con asimilación de caudales observados

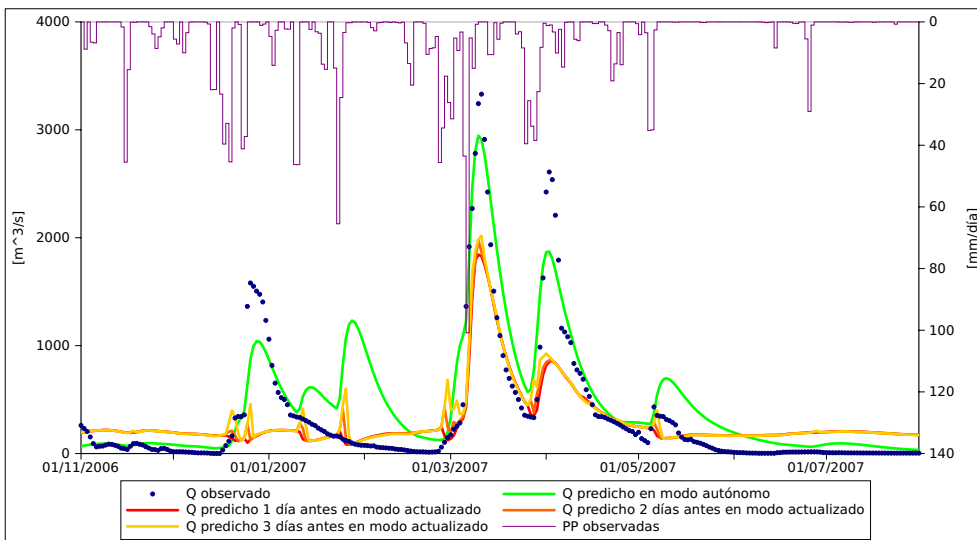


Figura 5: Modelo Sacramento con asimilación de humedad del suelo AMSR-E

Cuadro 3: Características de los ruidos aplicados a las variables

Variable	p	pet	sm
Unidad	[mm]	[mm]	[v/v]
Desvío estándar	20 %p	1	0,0304/ $\sqrt{n}$

utilizados para AMSR-E, con la ventaja de que esta banda posee mayor sensibilidad a la humedad del suelo debido a que su mayor longitud de onda determina una mayor penetración en el perfil del suelo y menor interferencia de la cobertura vegetal (Jackson *et al.*, 2010). Como contraparte, una mayor longitud de onda implica una menor resolución espacial ( $\sim 100$  km). Otra ventaja de SAC-D son las observaciones concurrentes en 36,5 GHz de otro de sus instrumentos (MWR), las cuales proveen información sobre la temperatura superficial, la cual constituye una variable auxiliar de gran valor para la recuperación de humedad del suelo. El algoritmo de recuperación de humedad del suelo está actualmente en etapa de calibración y validación utilizando observaciones in situ y datos de la misión SMOS (Soil Moisture/Ocean Salinity) de la ESA (Agencia Espacial Europea).

Se realizó un experimento sintético gemelo para evaluar el efecto potencial de la asimilación de humedad del suelo de datos Aquarius/SAC-D sobre la precisión de las predicciones de caudal del modelo hidrológico teniendo en cuenta la resolución espacial y temporal y el error proyectados de la medición de humedad del suelo de este sensor. Se generó una serie sintética de humedad del suelo a partir de una corrida del modelo Sacramento sin asimilación (corrida *benchmark*) utilizando forzantes observadas. La humedad del suelo se calculó como:

$$sm_j = \frac{X_{1,j}}{X_1^0} \cdot \rho \quad (29)$$

Donde:  $\rho$  es el valor de humedad del suelo saturado.

Se guardaron la serie de humedad del suelo y la de caudales de esta corrida, considerándolas la “verdad” del experimento. Se hizo una segunda corrida sin asimilación de datos (corrida *open loop*), esta vez perturbando las forzantes con la adición de ruido gaussiano de media cero y varianza igual al error medio cuadrático que se asume que tiene la estimación de las mismas, incorporando de este modo la incertidumbre en la determinación de las forzantes.

$$(p'_j, pet'_j) = (p_j, pet_j) + (v_j^p, v_j^{pet}) \quad (30)$$

Donde:  $p_j$  y  $pet_j$  son las forzantes del modelo,

$v_j^p$  y  $v_j^{pet}$  son ruido gaussiano, y

$p'_j$  y  $pet'_j$  son las forzantes perturbadas.

Con las mismas forzantes perturbadas se realizó una corrida con asimilación de humedad del suelo mediante filtro de Kalman en ensamble. Se utilizó la serie sintética de  $sm$  de la corrida *benchmark* perturbada con la adición de ruido gaussiano de media cero y varianza igual al error proyectado para la recuperación de humedad del suelo mediante Aquarius, dividido por la cantidad de píxeles que cubren la cuenca.

$$VAR(sm) = \frac{S_{sm}^2}{n} \quad (31)$$

$$sm'_j = sm_j + v_j^{sm} \quad (32)$$

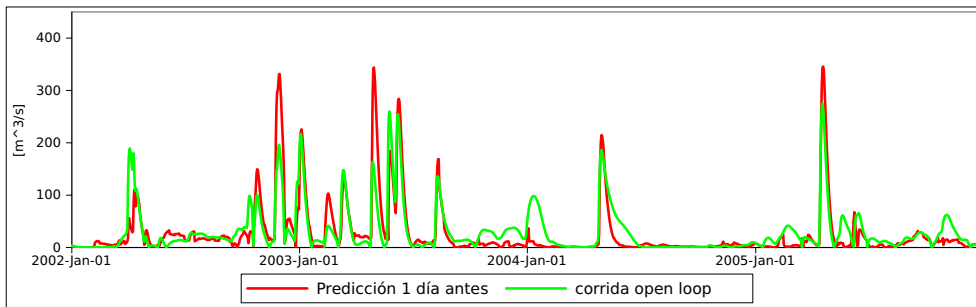


Figura 6: Experimento sintético: errores absolutos

La frecuencia de asimilación se fijó en 1/8 días coincidiendo con la revisita mínima de Aquarius/SAC-D. Suponiendo un dato de humedad del suelo grillado con celdas de 100x100km, la cantidad  $n$  de píxeles que cubrirían la cuenca sería 5,42. El periodo de simulación fue 1/1/2001-31/12/2005. Se midió el grado de ajuste de las corridas open loop y con asimilación respecto de la corrida benchmark utilizando el coeficiente de eficiencia de Nash-Sutcliffe (E, véase ecuación 28).

#### *Resultados: Experimento sintético*

El experimento de asimilación de humedad del suelo SAC-D/Aquarius simulada (con revisita cada 8 días y píxeles de 100x100km), contra los caudales simulados en la corrida *benchmark*, dio un coeficiente de eficiencia (E) de 0,96 para la corrida con asimilación y 0,95 para la corrida *open loop* (horizonte de pronóstico de 1 día, figura 6).

## DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Los resultados confirman la utilidad de la asimilación de datos para mejorar los pronósticos hidrológicos. Sin embargo, mientras que la asimilación de caudales resultó positiva, no se obtuvieron mejoras mediante la asimilación de humedad del suelo AMSR-E, lo cual significa que el modelo produce (bajo las forzantes utilizadas) mejores estimaciones del estado de humedad del sistema que el dato de sensores remotos. Esto puede sugerir que se está subestimando la incertidumbre del dato de humedad del suelo AMSR-E. Otra interpretación posible es que lo que representan ambas estimaciones (la del modelo y la de AMSR-E) no es la misma variable física. Esto puede deberse a que el producto de humedad del suelo utilizado se basa en observaciones en la banda X del espectro de las microondas, lo cual se corresponde con una penetración en el suelo de  $\sim 1$  cm (llegando a detectar los primeros  $\sim 5$  mm de humedad del suelo), mientras que el primer horizonte de suelo del modelo, dependiendo de la calibración, puede representar una porción del perfil del suelo mucho mayor.

Otras fuentes de incertidumbre de la recuperación satelital de humedad del suelo son la calibración de los algoritmos de recuperación de humedad del suelo y los efectos de la cobertura vegetal y la rugosidad (Njoku *et al.*, 2003). Por lo tanto se sugiere ensayar modificaciones en la estructura del modelo hidrológico así como también modelos alternativos, de modo tal de interpretar más adecuadamente esta información de humedad del suelo.

Por otro lado, se esperan mejores resultados para la asimilación de humedad del suelo de misiones satelitales actuales y futuras como SMOS, SMAP, SAC-D/Aquarius y SAOCOM considerando que operan en la banda L del espectro de las microondas, la cual se considera que es más adecuada ya que penetra más profundamente en el perfil del suelo. Sin embargo, la mejora significativa de la predicción hidrológica a partir de asimilación de humedad del suelo satelital queda por ser demostrada ya que

los resultados experimentales aún no son concluyentes.

## Referencias

- BORÚS, J., M. URIBURU QUIRNO, D. GONIADZKI, & D. VILA, 2004. Hydrologic modeling for flood warning and reservoir management. Instituto Nacional del Agua. Ezeiza, ARGENTINA
- DIRECCIÓN DE HIDRÁULICA DE ENTRE RÍOS, 2012. *Sistema de información geográfica de los recursos hídricos de Entre Ríos. Departamento de hidrología y ordenamiento de cuencas. Características físicas de las cuencas. Cuenca del Río Gualeguay*. Tech. rep., Dirección de Hidráulica de Entre Ríos
- GEORGAKAKOS, K. P. & O. W. BAUMER, 1996. Measurement and utilization of on-site soil moisture data. *J. Hydrol.* : 131–152
- GIORDANO, L., 2011. Cuenca del río Gualeguay en Rosario del Tala. Proceso de transformación lluvia total-escorrentía total. Desarrollo de herramientas de alerta y pronóstico hidrológico. Instituto Nacional del Agua. Ezeiza, ARGENTINA
- GONIADZKI, D., M. THIBEAULT, H. LOZZA, M. URIBURU QUIRNO, & D. DADAMIA, 2011. SAC-D/Aquarius Announcement of Opportunity. Assimilation of Soil Moisture Estimates into Flow-Forecasting Hydrologic Models. Instituto Nacional del Agua. Ezeiza, Argentina
- GUETTER, A. K., 2000. Hydrological Modeling and Hydrological Warning Systems. Lecture Notes. Advanced Course in Numerical Modeling. Hydrological Modeling, Lima, Peru, 03-14/julio/2000
- HUFFMAN, G. J., E. F. STOCKER, R. F. ADLER, D. T. BOLVIN, & E. J. NELKIN, 2009. TRMM version 6 real-time multi-satellite precipitation analysis data set. Información digital. Última actualización 2010. NASA/GSFC, Greenbelt, MD, EEUU
- JACKSON, T. J., R. BINDLISH, T. R. HOLMES, M. H. COSH, T. ZHAO, & P. O'NEILL, 2010. Assessment of Aquarius/SAC-D soil moisture and land surface temperature using SMOS [abstract]. 6th Aquarius/SAC-D Science Workshop. CDROM.
- MATHEWS, J. H. & K. K. FINK, 2004. *Numerical Methods Using Matlab*. Prentice-Hall Inc., Upper Saddle River, New Jersey, EEUU, 4th ed.
- NJOKU, E., 2007. AMSR-E/Aqua L2B Surface Soil Moisture, Ancillary Params, & QC EASE-Grids v002. Información digital. Actualizado diariamente. Boulder, Colorado EEUU: National Snow and Ice Data Center.
- NJOKU, E., T. J. JACKSON, V. LAKSHMI, T. K. CHAN, & S. V. NGHIEM, 2003. Soil Moisture Retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 41
- LOUDIN, L., F. HERVIEU, C. MICHEL, C. PERRIN, V. ANDRÉASSIAN, F. ANCTIL, & C. LOUMAGNE, 2005. Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model? Part 2-Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology* : 290–306
- PARAJKA, J., V. NAEIMI, G. BLÖSCHL, & J. KOMMA, 2009. Matching ERS scatterometer based soil moisture patterns with simulations of a conceptual dual layer hydrologic model over Austria. *Hydrology and Earth System Sciences* : 259–271

URIBURU QUIRNO, M., 2011. Risk and Hydrological Emergency Management. Algorithm Theoretical Basis Document. PIATURA SAOCOM. Comisión Nacional de Actividades Espaciales. Buenos Aires, Argentina

WAGNER, W., N. E. C. VERHOEST, R. LUDWIG, & M. TEDESCO, 2009. Remote sensing in hydrological sciences. *Hydrology and Earth System Sciences* : 813–817 Distribuido bajo licencia Creative Commons Attribution 3.0.