

## TÉCNICAS DE OPTIMIZACIÓN INVERSA APLICADAS A LA SIMULACIÓN DEL FLUJO DE AGUA EN LA ZNS EN UN CULTIVO DE PLÁTANOS EN TENERIFE

A. Ritter<sup>1</sup>, F. Hupet<sup>2</sup>, R. Muñoz Carpena<sup>1</sup>, M. Vanclooster<sup>2</sup>, S. Lambot<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Instituto Canario de Investigaciones Agrarias (ICIA), Apdo. 60, 38200 La Laguna, aritter@icia.es;

<sup>2</sup> Unité Génie Rural. Université Catholique de Louvain. Place Croix du Sud, 2, BP2. B-1348 Louvain-la-Neuve. Bélgica.

**RESUMEN.** Los procesos de transporte de agua y solutos en la zona no saturada (ZNS) dependen en gran parte de las propiedades físico-químicas del suelo, las cuales presentan generalmente una alta heterogeneidad y su determinación lleva implícito un grado de incertidumbre considerable. Ante la determinación experimental de estas características del suelo existe la alternativa de deducirlas mediante técnicas de simulación inversa a partir del conjunto de datos de entrada y de salida observados. Éstas están basadas en el uso de algoritmos de optimización que permiten encontrar el mejor conjunto de parámetros que satisfacen una determinada función objetivo. Entre los tipos disponibles cabe destacar los denominados de optimización global que permiten localizar mínimos/máximos globales dadas unas condiciones determinadas (número máximo de parámetros, condiciones de contorno, etc.). Aplicando el modelo WAVE, para movimiento de agua y agroquímicos en la ZNS, a un cultivo de plátanos en el Norte de Tenerife se calibran los parámetros hidráulicos del modelo con base en datos observados de contenido hídrico del suelo a tres profundidades diferentes. Por un lado se usa el método de calibración tradicional de “prueba y error” y por otro lado se emplea el procedimiento de simulación inversa mediante el algoritmo de búsqueda en coordenadas multinivel (MCS), resultando este segundo caso una alternativa relativamente eficiente para la estimación de parámetros.

**ABSTRACT.** Water and solute transport in the vadose zone depends greatly on the soil physical and chemical properties, which generally exhibit high heterogeneity. Measurement of those properties have associated large uncertainties. An alternative method to the experimental estimation of the soil characteristics consists on deducing the soil properties from a measured data set (inputs and outputs). This procedure, known as inverse simulation, is based on the use of optimization algorithms that allow finding the best set of parameters to fit an objective function. Among these, the global optimization methods are appropriate to locate a global optimum for a given set of conditions (number of parameters, boundary conditions, etc.). Applying the WAVE model to a sprinkler fertigated banana plot in the North of Tenerife (Canary Islands), the soil hydraulic parameters of the model are calibrated based on water content measurement at three different depths. Two calibration procedures are used, the traditional “trial and error” and the inverse modelling technique using the Multilevel Coordinate Search (MCS) algorithm. The latter is shown to be a relatively efficient procedure for parameter

estimation.

---

### 1.- Introducción

En Canarias, la degradación de los recursos hídricos subterráneos como consecuencia de la agricultura sugiere la realización de estudios para poder diseñar estrategias de reducción y control de la contaminación producida por esta actividad. Entre los productos que se cultivan en el Archipiélago destacan los plátanos, cuya producción en esta zona del subtropico seco supone un caso extremo de agricultura intensiva. Las concentraciones medias de nitratos observadas en las aguas subterráneas de los principales valles agrícolas oscilan entre 9-11 mg/l N-NO<sub>3</sub> (40-50 mg/l NO<sub>3</sub>), excediendo en algunas áreas los 25 mg/l (110 mg/l NO<sub>3</sub>).

En el análisis de la lixiviación del nitrógeno procedente de las prácticas de abonado, los modelos numéricos basados en los procesos físicos que rigen el flujo de agua y solutos en el suelo suponen una herramienta útil. Sin embargo su aplicación no es tarea fácil. Los modelos de simulación se desarrollan normalmente para condiciones generales o bien para una situación determinada, y por lo tanto su uso requiere adaptarlos a las condiciones propias en las que se pretende aplicar. Este proceso que denominamos validación experimental se divide en varias etapas y su éxito está sujeto a la cantidad de parámetros que presenta el modelo y a las técnicas empleadas para determinarlos. En primer lugar se identifican los parámetros implicados en la salida del modelo que se quiere estudiar. El segundo paso consiste en realizar un análisis para comprobar la sensibilidad del modelo a la variación de esos parámetros, pudiendo así centrar el esfuerzo posterior en determinar los parámetros con mayor influencia en la respuesta del modelo, proceso conocido como optimización o calibración. La última etapa consiste en asignar a la salida del modelo un grado de incertidumbre debido a la heterogeneidad espacial y temporal de los parámetros de entrada, así como al hecho de que un modelo no es más que una aproximación de una situación real. El esfuerzo que implica ese análisis de incertidumbre es la causa de que muchas veces éste no se realice en la validación experimental de muchos modelos.

Según lo anterior, el proceso de optimización de los parámetros más importantes se presenta como el más crítico para conseguir la mejor simulación de las condiciones reales. Tradicionalmente los parámetros del

modelo se calibran de forma manual, es decir por el método de “prueba y error”, comparando los valores simulados de alguna variable con los medidos experimentalmente. Este procedimiento tiene las desventajas de que requiere mucho tiempo y cuando se tienen muchos parámetros es difícil saber en qué sentido modificarlos. Además es muy subjetivo y queda la incertidumbre de si habrá una solución mejor.

Actualmente existen otros procedimientos alternativos conocidos como técnicas de simulación inversa en las que el modelo numérico se acopla con un algoritmo de estimación de parámetros (Simunek et al., 1999). Básicamente se trata de determinar los parámetros buscados mediante un proceso iterativo en el que éstos se van variando para comparar las variables simuladas por el modelo con aquellas medidas experimentalmente. El algoritmo se encarga de modificar los parámetros en la dirección adecuada y de detener el procedimiento cuando ha encontrado el conjunto de parámetros con el que se obtiene la mejor simulación.

Entre los procedimientos de simulación inversa se encuentran las técnicas de optimización global. Éstas permiten encontrar el mejor conjunto de parámetros que optimizan una función objetivo, definida como el error entre los valores simulados y los medidos. No obstante, en muchos casos los métodos de optimización global no son satisfactorios, ya que la presencia de múltiples mínimos locales dificulta encontrar el valor más pequeño de la función. Recientemente Huyer y Neumayer (1999) han desarrollado un algoritmo de optimización global (*Multilevel Coordinate Search, MCS*) que combina mecanismos de búsqueda global y local mediante una aproximación multinivel, lo que mejora la convergencia hacia el valor mínimo de la función objetivo. Básicamente el espacio de búsqueda del conjunto de parámetros se va dividiendo en subespacios o “cajas” que contienen un punto para el cual el valor de la función es conocido. A cada caja se le asigna un valor o nivel ascendente, según incrementa su grado de división. La parte global del algoritmo se debe a que éste comienza la búsqueda partiendo de las cajas con niveles más bajos, seleccionando entonces para cada nivel la caja con el valor más bajo de la función, lo que constituye la parte local del método. La eficacia del algoritmo para encontrar el mínimo global de la función objetivo depende del número de parámetros que se quieren optimizar.

En este trabajo se comparan ambos procedimientos de optimización de parámetros: calibración tradicional y la técnica de simulación inversa de búsqueda en coordenadas multinivel (*MCS*). Para ello se simula el flujo de agua en la zona no saturada del suelo en un cultivo intensivo de plátanos bajo riego mediante el modelo numérico WAVE. Hay que resaltar que como primer paso en este estudio nos centramos solamente en la optimización de los procesos de flujo de agua, ya que de éstos depende a su vez el transporte de solutos en el suelo.

## 2.- Materiales y métodos

### 2.1 Descripción de la parcela experimental

Se seleccionó una parcela de platanera de 4800 m<sup>2</sup>,

propiedad de una empresa comercial, dentro de una zona de agricultura intensiva en el Norte de Tenerife (Valle Guerra). La fase experimental de toma de datos se llevó a cabo aproximadamente durante año y medio (07/1995-09/1996). El perfil del suelo se observó estratificado en tres horizontes (0-20; 20-50; 50-70 cm), cuyos puntos medios se establecieron a profundidades de 15, 30 y 60 cm respectivamente.

En cuanto a la estimación del alto número de parámetros necesarios en el modelo WAVE, ante la alternativa de obtenerlos en su totalidad partiendo de valores de la literatura, se optó por la determinación experimental de muchos de ellos, que, aunque supone un mayor esfuerzo, facilita el proceso de calibrado. Los datos de entrada y los parámetros usados en este trabajo, así como los métodos empleados para su determinación se describen en Muñoz-Carpena et al., (1999). Hay que señalar que para considerar en cierta medida la variabilidad espacial, se usaron valores promedios de los datos de riego y de contenido de humedad determinados en seis puntos distribuidos uniformemente en la parcela mediante pluviómetros y TDR respectivamente.

Las propiedades hidráulicas del suelo se midieron a partir de muestras inalteradas (tomadas con anillos USDA de 7.62 cm) usando células de Tempe y permeámetros de altura constante de laboratorio. Las curvas de retención de humedad de suelo se ajustaron a la ecuación propuesta por van Genuchten (1980).

Para los objetivos de este trabajo se usan los datos de humedad de suelo medidos experimentalmente a las tres profundidades mencionadas.

### 2.2 Descripción del modelo WAVE

Desarrollado en el Institute for Land and Water Management de la K.U. Leuven (Bélgica), WAVE (Water and Agrochemicals in the Vadose Environment) es un modelo de ordenador, determinístico que simula el transporte vertical de energía (calor) y materia (agua, solutos no reactivos, formas de nitrógeno y pesticidas) en el suelo y en la planta. Se puede aplicar a experimentos de columna en laboratorio, a lisímetros e incluso a escala de campo, siempre que se cumpla la condición de que predomina el transporte en la dirección vertical y si se realiza una adecuada caracterización del medio. WAVE (Vanclouster et al., 1994) surge a partir de la combinación de otros modelos conocidos SWATRE (Belmans et al., 1983), SWATNIT (Vereecken et al., 1990; 1991), el modelo universal de cultivos SUCROS (van Keulen et al., 1982; Spitters et al., 1988) y subrutinas de movimiento de nitrógeno y transferencia de calor obtenidas de LEACHN (Wagenet y Hutson, 1989). Está estructurado en cinco módulos: uno para el flujo y balance de agua en el continuo suelo-planta; otro para el balance de solutos; un tercero para el ciclo del nitrógeno; otro para el balance y transferencia de energía y un último para el crecimiento y demandas del cultivo.

Para describir el flujo de agua WAVE usa la ecuación de Richards:

$$C(h) \frac{\partial h}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial t} \left[ K(h) \left[ \frac{\partial h}{\partial z} + 1 \right] \right] \quad (1)$$

donde  $C(h)$  se denomina capacidad [ $L^{-1}$ ] y equivale a la pendiente de la curva característica;  $z$  es la coordenada en dirección vertical [ $L$ ];  $t$  es el tiempo [ $T$ ];  $K(h)$  es la conductividad hidráulica [ $L T^{-1}$ ] y  $h$  es la succión [ $L$ ].

La curva característica del suelo está basada en el modelo de van Genuchten (van Genuchten, 1980):

$$\theta(h) = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{\left[ 1 + \alpha |h|^n \right]^m} \quad (2)$$

donde  $\theta(h)$  es el contenido de agua en el suelo [ $L^3 L^{-3}$ ];  $\theta_s$  y  $\theta_r$  son la humedad a saturación y residual [ $L^3 L^{-3}$ ], respectivamente;  $\alpha$  es el valor inverso de la succión de burbujeo [ $L^{-1}$ ];  $m$  y  $n$  son parámetros de ajuste, coincidiendo este último con la pendiente de la curva característica.

La conductividad hidráulica insaturada viene descrita por el modelo de Mualem (van Genuchten, 1980; Mualem, 1976), aunque WAVE permite también elegir entre otras ecuaciones conocidas.

$$K(Se) = K_s Se^\lambda \left[ 1 - (1 - Se^{-m})^m \right]^2 \quad (3)$$

$$Se = \frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r}$$

Donde  $K(h)$  y  $K_s$  son la conductividad hidráulica insaturada y saturada [ $L T^{-1}$ ] respectivamente;  $Se$  la saturación efectiva [-] y  $\lambda$  la conectividad de poros.

Para tener en cuenta la heterogeneidad del suelo en la dirección vertical, se considera que el perfil está estructurado en horizontes, que a su vez se subdividen en compartimentos de igual espesor. Las variables de estado se calculan en el centro de cada compartimento mediante el método de diferencias finitas implícitas en espacio y explícitas en tiempo.

Para el cálculo de aquellos procesos poco dinámicos (crecimiento del cultivo) el intervalo de tiempo es de un día e inferior para procesos muy dinámicos (transporte de agua, soluto y calor, así como transformaciones químicas). Los datos de entrada son diarios y los resultados del modelo se pueden obtener a intervalos diarios o superiores.

### 2.3 Análisis de sensibilidad

La estimación de los parámetros del modelo mediante calibración es una tarea laboriosa para la cual hay que considerar que algunos parámetros tienen más influencia que otros en la salida del modelo. En este sentido el análisis de sensibilidad proporciona información sobre qué parámetros son más sensibles, es decir aquellos cuya variación tiene mayor efecto en la respuesta del modelo. El procedimiento a seguir consiste en definir un coeficiente de sensibilidad que permita cuantificar de forma homogénea cómo afecta el cambio de cada parámetro a la salida del modelo. Una vez seleccionados los parámetros a estudiar, se le asigna a cada uno una función objetivo, es decir alguna de las salidas del modelo.

En este punto hay que indicar que en nuestro caso el objetivo final es obtener una buena predicción del flujo en la base del perfil del suelo, sin embargo para la calibración de los parámetros sólo se dispone de mediciones del contenido de humedad del suelo. Por esta razón se realizan dos análisis de sensibilidad para comprobar si los parámetros más sensibles para el contenido de agua del suelo coinciden con aquellos para el flujo en la base del perfil.

Siguiendo a Simunek et al., (1999), se define la siguiente función, que denominamos *índice de sensibilidad*:

$$S_\theta(z, t, b_j) = \theta(b + \Delta b \bar{e}_j) - \theta(b) \quad (4)$$

donde  $S_\theta(z, t, b_j)$  representa el cambio del contenido de humedad en el tiempo  $t$  y profundidad  $z$  como consecuencia de una variación  $\Delta b$  del parámetro  $b_j$ .  $\bar{e}_j$  es el  $j$ -ésimo vector unitario. La variación de  $b_j$ , se estableció en un 10 % con el fin de evitar posibles perturbaciones debido al proceso de resolución numérica empleado en la simulación. El índice de sensibilidad de cada parámetro se calcula para los contenidos de humedad de 15, 30 y 60  $cm$  y para todo el periodo de estudio (432 días). La variación de los parámetros hidráulicos se realiza horizonte por horizonte de forma independiente. Para comparar los índices de sensibilidad de los parámetros se determina el promedio del valor absoluto de los  $S_\theta(z, t, b_j)$  obtenidos en todo el periodo.

**Tabla 1.** Parámetros hidráulicos para el análisis de sensibilidad.

Prof. (cm)	Parámetros de van Genuchten					
	$\theta_s$ ( $cm^3/cm^3$ )	$\theta_r$ ( $cm^3/cm^3$ )	$\alpha$ ( $m^{-1}$ )	$n$	$K_s$ ( $cm/día$ )	$\lambda$
15	0,549	0,15	0,278	1,377	311	0,5
30	0,520	0,15	0,220	1,406	201	0,5
60	0,495	0,10	0,189	1,292	199	0,5

**Tabla 2.** Parámetros del cultivo para el análisis de sensibilidad.

Función LAI		Función $K_c$		$S_{max}$ ( $día^{-1}$ )
Día del año	LAI ( $m^2/m^2$ )	Día del año	$K_c$	
1	3,49	380	1,11	0,023
80	2,00	411	1,01	
140	0,52	440	0,81	
207	2,24	471	0,56	
315	4,00	501	0,49	
365	3,44	532	0,56	
		196	0,77	
		227	0,94	
		258	1,08	
		288	1,21	
		319	1,21	
		349	1,13	

En la Tabla 1 y Tabla 2 se muestran los parámetros implicados en el flujo de agua y usados en los análisis de sensibilidad. Éstos se dividen en parámetros hidráulicos y de cultivo.

Entre los primeros se encuentran los contenidos de humedad a saturación y residual ( $\theta_s$  y  $\theta_r$ ), el valor inverso de la succión de burbujeo ( $\alpha$ ), la pendiente de la curva característica del suelo ( $n$ ), la conectividad de poros de Mualem ( $\lambda$ ) y la conductividad hidráulica saturada ( $K_s$ ).

Los parámetros de cultivo estudiados son el índice de área foliar ( $LAI$ ), el coeficiente de cultivo ( $K_c$ ) y la tasa máxima de absorción radicular de agua ( $S_{max}$ ).

De forma similar, con la ecuación (5), se calcula otro índice de sensibilidad usando como función objetivo el flujo acumulado en la base del perfil. En este caso, este índice sólo depende de la variación del parámetro, ya que al ser dicho flujo un valor acumulado referido al final del perfil, considera de forma implícita las variables de espacio y tiempo.

$$S_F(b_j) = F(b + \Delta b \bar{e}_j) - F(b) \quad (5)$$

## 2.4 Calibrado

Para la calibración de los parámetros se toma una parte de los datos disponibles, seleccionando aquel periodo con mayor información. Se eligió por tanto, el periodo que comprende desde inicio de octubre de 1995 hasta final de marzo de 1996, donde se producen amplias variaciones en el contenido de humedad del suelo.

### 2.4.1 Procedimiento de “prueba y error”

Partiendo de los valores medidos para los parámetros de la Tabla 1 y Tabla 2 se ejecuta el modelo y se compara la simulación con los datos de humedad de suelo obtenidos en campo. A continuación se van modificando los parámetros más sensibles y repitiendo la simulación hasta que se consigue una buena respuesta del modelo a los datos. La evaluación de la bondad de la simulación se realiza visualmente y mediante el error cuadrático medio (RMSE). También se registra el flujo en la base del perfil obtenido con los parámetros calibrados.

### 2.4.2 Procedimiento de simulación inversa

La técnica consiste en determinar los parámetros implicados en el flujo de agua en un proceso iterativo de modificación de los mismos, ejecución del modelo y evaluación de los resultados a través de una función objetivo definida como la diferencia entre los valores de contenido de humedad de suelo simulados y los medidos en campo. Por lo tanto, el mejor conjunto de parámetros se obtendrá cuando el valor de la función objetivo sea el mínimo. Para encontrar el menor valor de la función se acopla el modelo a un algoritmo de optimización global. En este trabajo se emplea la *búsqueda en coordenadas multinivel*, MCS (Huyer y Neumayer, 1999), programa desarrollado en *MatLab* que combina mecanismos de búsqueda global y local mediante una aproximación multinivel. La función objetivo utilizada se define según la siguiente expresión:

$$OF(\bar{b}) = \sum_{i=1}^N [\theta_{med}(t_i) - \theta_{sim}(t_i, \bar{b})]^2 \quad (6)$$

donde  $OF(\bar{b})$  [-] es la función objetivo para el vector de parámetros  $\bar{b}$ ;  $\theta_{med}$  y  $\theta_{sim}$  [ $L^3 L^{-3}$ ] son los contenidos de

humedad medidos y simulados, respectivamente;  $t$  es el tiempo [T] y  $N$  es el número de mediciones realizadas.

Al principio se intentó optimizar los parámetros horizonte por horizonte considerando sólo el contenido de humedad de cada capa ( $N=173$ ). En un segundo intento se usaron los datos para todo el perfil ( $N=519$ ). Finalmente y tras observar la interacción existente entre los tres horizontes se decidió optimizar los parámetros de las tres capas al mismo tiempo. Se registró también la predicción del modelo de flujo en la base del perfil con los parámetros optimizados.

## 2.5 Validación

La fase de validación consiste en tomar un periodo diferente al de calibración y evaluar visualmente y a través del RMSE la respuesta del modelo usando los mejores parámetros estimados por calibración.

## 3.- Resultados y discusión

Los resultados del análisis de sensibilidad para el contenido de humedad del suelo (Tabla 3-Tabla 6), muestran que WAVE es más sensible a los parámetros hidráulicos que a los del cultivo, lo que coincide con Musters et al. (2000) en un estudio de modelización inversa aplicado a un ecosistema de pinos. La humedad volumétrica a saturación y residual ( $\theta_s$  y  $\theta_r$ ) y la pendiente de la curva característica ( $n$ ) presentan los mayores índices de sensibilidad. El índice de la conductividad hidráulica saturada ( $K_s$ ) es bajo, pero aún así relativamente significativo. Se observa también que la variación del parámetro en un horizonte afecta principalmente al contenido de humedad a esa profundidad. Entre los parámetros hidráulicos, la conectividad de poros de Mualem ( $\lambda$ ) presenta el menor índice.

Los índices de sensibilidad calculados para el flujo en la base del perfil (Tabla 7) indican también que el modelo es muy sensible a  $\theta_s$  y  $n$ . Por otro lado, resulta interesante que el coeficiente de cultivo ( $K_c$ ) aparece en este caso como parámetro sensible, lo que demuestra que la sensibilidad del modelo a un parámetro determinado depende de la función objetivo elegida. Estos resultados coinciden con Vanclouster et al. (1995), aunque a diferencia de ellos, se observa que la conductividad hidráulica saturada no es un parámetro tan sensible.

Los siguientes parámetros más sensibles para el flujo en la base del perfil son  $\theta_r$  y  $LAI$ , mientras que el menor índice lo presenta  $\lambda$ .

En consecuencia, son los parámetros hidráulicos de van Genuchten los que se usan en la calibración basada en los contenidos de humedad observados en campo. Se elige  $\theta_r$ ,  $\alpha$  y  $n$ , ya que, al contrario que  $\theta_s$ , éstos se han obtenido por ajuste.

**Tabla 3.** Índice de sensibilidad medio (%),  $S_{\theta}(z,t,b_j)$ , de los parámetros hidráulicos variando sólo los correspondientes a 15 cm de profundidad.

Prof.	$\theta_s$	$\alpha$	$n$	$\theta_r$	$K_s$	$\lambda$
15	$2,97 \cdot 10^{-3}$	$6 \cdot 10^{-4}$	$3,75 \cdot 10^{-3}$	$2,3 \cdot 10^{-4}$	$1,7 \cdot 10^{-4}$	$7,7 \cdot 10^{-5}$
30	$2,4 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-4}$	$2,2 \cdot 10^{-4}$	$7,34 \cdot 10^{-5}$	$4,9 \cdot 10^{-5}$	$3,18 \cdot 10^{-5}$

**Tabla 3.** Índice de sensibilidad medio (%),  $S_{\theta}(z,t,b_j)$ , de los parámetros hidráulicos variando sólo los correspondientes a 15 cm de profundidad.

Prof.	$\theta_s$	$\alpha$	$n$	$\theta_r$	$K_s$	$\lambda$
60	$1,4 \cdot 10^{-4}$	$6 \cdot 10^{-5}$	$1,9 \cdot 10^{-4}$	$3,65 \cdot 10^{-5}$	$2,38 \cdot 10^{-5}$	$2,29 \cdot 10^{-5}$

**Tabla 4.** Índice de sensibilidad medio (%),  $S_{\theta}(z,t,b_j)$ , de los parámetros hidráulicos variando sólo los correspondientes a 30 cm de profundidad.

Prof.	$\theta_s$	$\alpha$	$n$	$\theta_r$	$K_s$	$\lambda$
15	$5,6 \cdot 10^{-5}$	$1,9 \cdot 10^{-5}$	$9,4 \cdot 10^{-5}$	<b><math>2,7 \cdot 10^{-4}</math></b>	$1 \cdot 10^{-4}$	$3,7 \cdot 10^{-5}$
30	<b><math>2,8 \cdot 10^{-3}</math></b>	<b><math>6,6 \cdot 10^{-4}</math></b>	<b><math>3,4 \cdot 10^{-3}</math></b>	$7,3 \cdot 10^{-5}$	<b><math>2,2 \cdot 10^{-4}</math></b>	<b><math>7,0 \cdot 10^{-5}</math></b>
60	$2,5 \cdot 10^{-4}$	$6,8 \cdot 10^{-5}$	$1,0 \cdot 10^{-4}$	$1,09 \cdot 10^{-5}$	$3,6 \cdot 10^{-5}$	$1,4 \cdot 10^{-5}$

**Tabla 5.** Índice de sensibilidad medio (%),  $S_{\theta}(z,t,b_j)$ , de los parámetros hidráulicos variando sólo los correspondientes a 60 cm de profundidad.

Prof.	$\theta_s$	$\alpha$	$n$	$\theta_r$	$K_s$	$\lambda$
15	$5,6 \cdot 10^{-5}$	$3,7 \cdot 10^{-6}$	$4,23 \cdot 10^{-5}$	$2,39 \cdot 10^{-5}$	$3,59 \cdot 10^{-5}$	$8,8 \cdot 10^{-6}$
30	$2,8 \cdot 10^{-5}$	$3,3 \cdot 10^{-6}$	$4,16 \cdot 10^{-5}$	<b><math>4,16 \cdot 10^{-5}</math></b>	$3,54 \cdot 10^{-5}$	$9,9 \cdot 10^{-6}$
60	<b><math>2,5 \cdot 10^{-4}</math></b>	<b><math>3,3 \cdot 10^{-4}</math></b>	<b><math>4,4 \cdot 10^{-3}</math></b>	$3,2 \cdot 10^{-5}$	<b><math>2,4 \cdot 10^{-4}</math></b>	<b><math>5,0 \cdot 10^{-5}</math></b>

**Tabla 6.** Índice de sensibilidad medio (%),  $S_{\theta}(z,t,b_j)$ , de los parámetros del cultivo.

Prof.	$K_c$	LAI	$S_{max}$
15	<b><math>2,86 \cdot 10^{-5}</math></b>	<b><math>2,76 \cdot 10^{-5}</math></b>	<b><math>3,12 \cdot 10^{-6}</math></b>
30	$2,68 \cdot 10^{-5}$	$2,67 \cdot 10^{-5}$	$3,1 \cdot 10^{-6}$
60	$1,76 \cdot 10^{-5}$	$2,14 \cdot 10^{-5}$	$1,56 \cdot 10^{-6}$

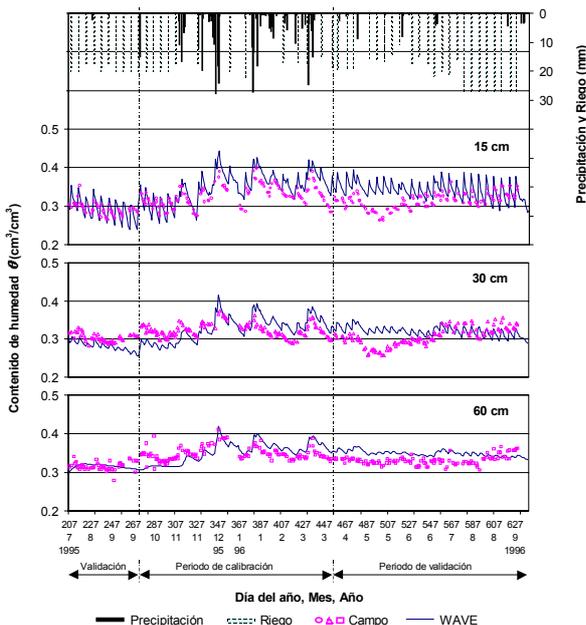
**Tabla 7.** Índice de sensibilidad medio (-),  $S_F(z,t,b_j)$ , de los parámetros hidráulicos y del cultivo.

$n$	$K_c$	$\theta_s$	LAI	$\theta_r$	$\alpha$	$K_s$	$S_{max}$	$\lambda$
63.50	40.60	38.20	9.50	8.10	2.40	2.20	0.30	0.20

Los parámetros calibrados por “prueba y error” se presentan en la Tabla 8 y los resultados de la simulación se muestran en la Figura 1.

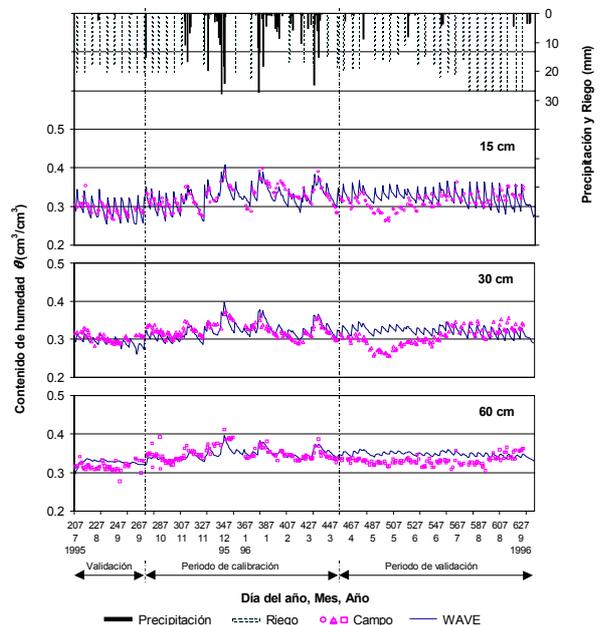
**Tabla 8.** Parámetros hidráulicos calibrados con I.C. para 95%.

Prof.	“prueba y error”			Opt. Inv.		
	$\theta_r$	$\alpha$	$n$	$\theta_r$	$\alpha$	$n$
15	0,200	0,018	1,45	$0,254 \pm 0,040$	$0,0191 \pm 0,007$	$2,653 \pm 0,893$
30	0,220	0,019	1,55	$0,256 \pm 0,038$	$0,0234 \pm 0,010$	$2,471 \pm 0,830$
60	0,220	0,023	1,35	$0,269 \pm 0,041$	$0,0565 \pm 0,024$	$1,643 \pm 0,270$



**Figura 1.** Simulación del contenido de humedad de suelo con parámetros calibrados por “prueba y error”. Datos medidos (símbolos) y respuesta de WAVE (líneas).

Se observa cómo los valores obtenidos de contenido de humedad se encuentran en los intervalos medidos y que el modelo responde de forma satisfactoria a los periodos de sequía y sucesos de riego. Los coeficientes de variabilidad promedios de los datos observados para cada profundidad son 24, 17 y 21% respectivamente. La respuesta del modelo en el periodo de calibración es mejor que en el de validación y destaca que en el mes de mayo del año 1996, los valores de WAVE, principalmente en los horizontes superficiales, no se corresponden con aquellos medidos con TDR. Posiblemente la causa sea algún error en los datos observados, ya que éstos no muestran una respuesta a los riegos efectuados durante ese periodo.



**Figura 2.** Simulación del contenido de humedad de suelo con los parámetros calibrados por simulación inversa recogidos en la Tabla 8. Datos medidos (símbolos) y respuesta de WAVE (líneas).

La simulación inversa se realizó tomando los tres parámetros mencionados y en cada horizonte, por lo que el procedimiento consistió en optimizar nueve parámetros al mismo tiempo. Se ejecutó una primera simulación inversa usando intervalos de [0 – 0,25] para  $\theta_r$ ; [0,005 – 0,050] para  $\alpha$  y [1,1 – 3,0] para  $n$ . Como consecuencia de que algunos parámetros optimizados presentaban valores muy próximos al límite de su intervalo, se repitió varias veces el proceso de optimización inversa modificando los intervalos y quedando éstos finalmente establecidos en [0,15 – 0,35] para  $\theta_r$ ; [0,005 – 0,050] para  $\alpha$  y [1,1 – 3,3] para  $n$ . La Tabla 8 recoge los parámetros optimizados con esos intervalos.

Hay que destacar que usando un PC Pentium 550 MHz, cada proceso de optimización inversa (que supone 4095 iteraciones) se realizó en tan solo 4 horas.

Gráficamente, la respuesta de WAVE usando los parámetros calibrados por “prueba y error” (Figura 1) es peor que la que resulta con los parámetros obtenidos con

cada simulación inversa realizada. La Figura 2 muestra el resultado con los parámetros calibrados por simulación inversa que se recogen en la Tabla 8. Igual que en el caso anterior, durante el periodo de validación el éxito en la simulación es menor.

El error cuadrático medio (RMSE) para los periodos de calibración, validación y completo (Tabla 9) confirman las conclusiones extraídas de la comparación gráfica mencionada.

**Tabla 9.** Error cuadrático medio (RMSE) y predicción de flujo en la base del perfil.

Tipo de calibrado	RMSE			Flujo (mm)		
	Calibr.	Valid.	Compl.	Calibr.	Valid.	Compl.
“prueba y error”	0,0288	0,0341	0,0319	163,6	56,9	220,5
Opt. Inv.	0,0175	0,0305	0,0257	246,1	178,1	424,2

En lo referente al flujo en la base del perfil, las diferencias obtenidas con los procesos de optimización inversa son pequeñas (variando entre 410,6 – 438,6 mm). La Tabla 9 contiene también los valores producidos en los tres periodos y con cada conjunto de parámetros la Tabla 8. El flujo resultante con los parámetros calibrados por “prueba y error” es mucho más inferior, aproximadamente la mitad. Resalta el hecho de que pequeñas diferencias en el RMSE (0,0319 vs 0,0257) tengan un efecto pronunciado en el flujo simulado (220,5 vs 424,2 mm), lo que indica que aún con un modelo calibrado de forma aceptable, las incertidumbres en la predicción del flujo en la base del perfil pueden ser grandes.

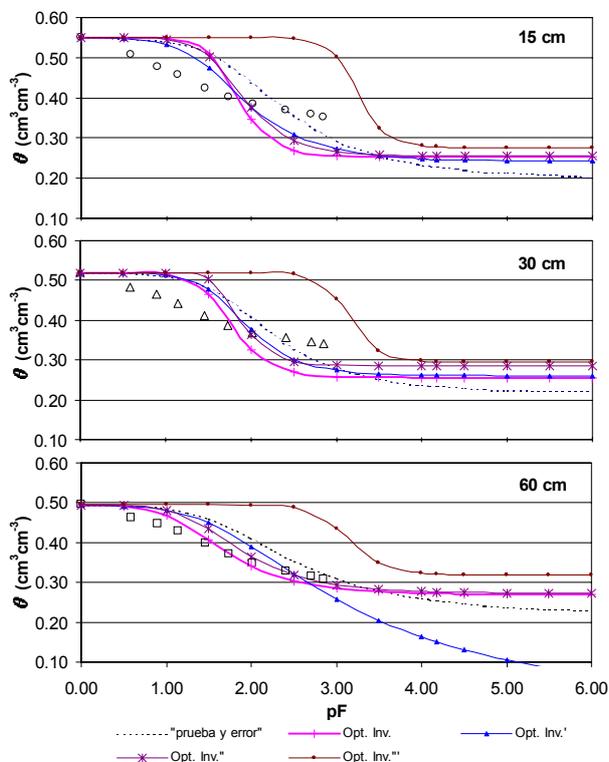


Figura 3. Curvas características del suelo. Datos medidos (símbolos) y obtenidas mediante calibración (líneas).

En consecuencia, el proceso de calibración por “prueba y error” tiene la ventaja de ser más flexible, sin embargo

consume mucho tiempo, resulta difícil saber en qué dirección modificar los parámetros (sobre todo si hay interacción entre ellos), el resultado depende de los valores iniciales, es muy subjetivo y no asegura encontrar la mejor solución.

Por el contrario, el uso del algoritmo de optimización inversa *MCS*, acelera el proceso de calibrado, ya que no depende de valores iniciales y dentro del espacio de búsqueda (definido por los intervalos de los parámetros) no prueba todas las combinaciones, sino aquellas con mayor probabilidad de ser la solución. Es una técnica menos subjetiva y por sus características encontrará de forma más eficiente el mejor conjunto de parámetros. No obstante, su flexibilidad depende del número de parámetros a optimizar, que a su vez está limitado.

Como se ha observado en este trabajo, otro problema que puede surgir al usar técnicas de simulación inversa es que dependiendo de la elección de qué parámetros optimizar y de los intervalos establecidos para ello, pueden obtenerse soluciones distintas. La Figura 3 muestra diferentes curvas de retención de humedad de suelo que resultan de los distintos conjuntos de parámetros calibrados, por “prueba y error” y de algunas simulaciones inversas realizadas. Este problema de *no-unicidad* puede ser debido a que los datos usados para la optimización no contengan suficiente información para encontrar un único conjunto de parámetros. Sin embargo, Beven (1996) va más allá indicando que se trata de un problema intrínseco al proceso de simulación inversa que se produce sobre todo con modelos muy parametrizados. La técnica de optimización inversa por tanto, debe ser complementada con mediciones experimentales que proporcionen una aproximación de la situación real y que pueda ser refinada mediante simulación inversa.

#### 4.- Conclusiones

La aplicación del modelo WAVE a un cultivo intensivo de plátanos en el Norte de Tenerife muestra que el uso de las propiedades hidrológicas del suelo, determinadas experimentalmente, para simular el flujo de agua a nivel de campo es difícil que tenga éxito. A pesar de las muchas incertidumbres asociadas al estudio (parámetros de cultivo semiempíricos, variabilidad espacial en campo, determinación de los volúmenes de riego, representación de un ecosistema bidimensional mediante un modelo unidimensional), en general se recomienda la estimación de algunos parámetros del suelo mediante calibración a partir del conjunto de datos observados.

La calibración por el método de “prueba y error” no es un procedimiento objetivo y puede conducir a un resultado erróneo, incluso si el tiempo disponible no es un factor limitante. Como alternativa, el uso de un algoritmo de optimización inversa, como el *MCS*, acoplado al modelo numérico es una técnica relativamente eficiente. No obstante, dependiendo de los parámetros a optimizar y del intervalo establecido para ellos, se pueden obtener diferentes conjuntos de parámetros con igual respuesta en el modelo en la variable usada en la calibración, pero con

distinto resultado en otras variables como es el flujo en la base del perfil. Esto ilustra claramente el problema de *no-unicidad*, que en este trabajo puede explicarse parcialmente por el hecho de que los datos observados de contenido de humedad usados en la calibración, no contienen información suficiente para encontrar el único conjunto de parámetros buscado. No obstante, la *no-unicidad* suele ser un problema intrínseco de los modelos parametrizados, lo que indica la necesidad de mediciones experimentales para poder detectar la solución optimizada más real.

**Agradecimientos.** Los autores agradecen a A. R. Socorro (ICIA) los análisis realizados y su interpretación. El trabajo ha sido financiado con fondos del INIA-Plan Nacional de I+D Agrario (Proyecto I+D INIA SC99-024-C2).

## 5.- Referencias

- Belmans, C., J.G. Wesseling y R.A. Feddes, 1983. Simulation model of a water balance of a cropped soil: SWATRE. *J. Hydrol.*, 63: 271-286.
- Beven, K. 1996. Equifinality and uncertainty in geomorphological modelling. Pages 289-313 in B. L. R. a. C. E. Thorn, editor. 27 th Binghamton Symposium in Geomorphology. John Wiley & Sons Ltd.
- Huyer, W. y A. Neumaier, 1999. Global optimization by multilevel coordinate search. *J. Global Optimization*, 14: 331-355.
- Mualem, Y., 1976. A new model for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated porous media. *Water Resour.*, 12(3):513-522.
- Muñoz-Carpena, R., J.E. Parsons y S. Ducheyne, 1999. Simulación con el modelo numérico WAVE del transporte de agua y nitrógeno a través de la zona no saturada en un cultivo de platanera. En: R. Muñoz-Carpena, A. Ritter, C. Tascón (eds.). *Estudios en la Zona no Saturada del Suelo*. pp. 163-168.
- Muñoz-Carpena, R., A. Ritter, A.R. Socorro, N. Pérez, 2001. Nitrogen evolution and fate in a Canary Islands (Spain) sprinkler fertigated banana plot. *Agricultural Water Management*. Aceptado para publicación.
- Musters, P.A.D., Bouten, W., Verstraten, J.M., 2000. Potentials and limitations of modelling the vertical distributions of root water uptake of an Austrian pine forest on a sandy soil. *Hydrological processes* 14, 103-115.
- Simunek J., Wendroth, O., van Genuchten, M., 1999. Soil hydraulic properties from laboratory evaporation experiments by parameter estimation. In M. Th van Genuchten, F.J. Leij and L. Wu (eds) Proc. Int. Workshop, Characterization and Measurement of the Hydraulic Properties of Unsaturated Porous Media. p.713-724. University of California, Riverside, C.A.
- Spitters, C.J.T., H. Van Keulen y D.W.G. Van Kraailingen, 1988. A simple but universal crop growth simulation model, SUCRO87. En: R. Rabbinge, H. Van Laar y S. Ward (eds). *Simulation and systems management in crop protection*. Simulation Monographs, PUDOC, Wageningen, The Netherlands.
- van Genuchten M.Th. y P.J. Wieringa. 1976. Mass transfer studies in porous media. 1. Analytical solutions. *Soil Sci. Soc. Am J.*, 40: 473-480.
- van Genuchten, M.Th., 1980. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of soil. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 44:892-898.
- Vanclouster M., P. Viaene, J. Diels y K. Christiaens, 1994. WAVE, a mathematical model for simulating water and agro-chemicals in the soil and environment. Reference and User's Manual. Institute for Land and Water Management, Katholieke Universiteit Leuven, Belgium.
- Vanclouster M., P. Viaene, J. Diels y J. Feyen, 1995. A deterministic evaluation analysis applied to an integrated soil-crop model. *Ecological Modelling*, 81: 183-195.
- Van Keulen, H., F.W.T. Penning de Vries a E.M. Drees. 1982. A summary model for crop growth. In: F.W.T. Penning de Vries y H.H. van Laar (eds.). *Simulation of crop growth and crop production*. PUDOC, Wageningen, The Netherlands, 87-98.
- Vereecken H., M. Vanclouster y M. Swerts, 1990. A simulation model for the estimation of nitrogen leaching with regional applicability. In: R. Merckx y H. Vereecken (eds.). *Fertilization and the environment*. Leuven Academic Press, Belgium, 250-263.
- Vereecken H., M. Vanclouster, M. Swerts y J. Diels, 1991. Simulating water and nitrogen behaviour in soil cropped with winter wheat. *Fertilizer Research*, 27: 233-243.
- Wagenet R. y J. Hutson, 1989. LEACHM, a process-based model of water and solute movement, transformations, plant uptake and chemical reactions in the unsaturated zone. Centre for Environ. Research., Cornell University, Ithaca, N.Y., 147 pp.