

Jornadas de Automática

Identificación del modelo físico de difusión de la humedad en el suelo mediante sensores de humedad y simulación numérica.

Felipe Usó^{a,*}, Pedro Balaguer^a

^aDpto. de Diseño y Sistemas Industriales, Universitat Jaume I, Av. Vicent Sos Baynat, s/n 12071 Castellón de la Plana, España.

To cite this article: Usó, F., Balaguer, P. 2026. Physical soil moisture diffusion modeling through sensors and numerical simulation. Jornadas de Automática, 47. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2026.47.13671>

Resumen

Este trabajo presenta una metodología para la identificación de parámetros hidráulicos del suelo basada en la comparación entre simulaciones numéricas de la ecuación de Richards y mediciones experimentales de humedad del suelo obtenidas mediante sensores a 10 cm, 20 cm, 40 cm y 60 cm de profundidad. El comportamiento hidráulico del suelo se modela mediante el modelo de Van Genuchten, cuyos parámetros son normalmente estimados a partir de composiciones texturales mediante la base de datos Rosetta. Para incrementar el grado de precisión del modelo se implementa un modelo numérico unidimensional discretizado espacial y temporalmente para simular la evolución de la humedad en el perfil del suelo. La metodología propuesta evalúa un conjunto multimodelo con diferentes composiciones de arena, limo y arcilla, seleccionando el modelo que minimiza el error RMSE respecto a las mediciones experimentales. Los resultados muestran la capacidad del método para identificar parámetros hidráulicos capaces de reproducir adecuadamente la dinámica observada de humedad del suelo.

Palabras clave: Identificación de sistemas, Modelado físico, Agricultura de precisión, Sensores de humedad del suelo, Simulación numérica.

Physical soil moisture diffusion modeling through sensors and numerical simulation.

Abstract

This work presents a methodology for the identification of soil hydraulic parameters based on the comparison between numerical simulations of the Richards equation and experimental soil moisture measurements obtained using sensors installed at depths of 10 cm, 20 cm, 40 cm, and 60 cm. Soil hydraulic behavior is modeled using the Van Genuchten model, whose parameters are commonly estimated from soil textural compositions through the Rosetta database. To improve model accuracy, a one-dimensional numerical model with spatial and temporal discretization is implemented to simulate the evolution of soil moisture along the soil profile. The proposed methodology evaluates a multimodel set corresponding to different combinations of sand, silt, and clay contents, selecting the model that minimizes the RMSE error with respect to the experimental measurements. Results obtained using real data from a citrus crop field demonstrate the capability of the proposed method to identify hydraulic parameters able to adequately reproduce the observed soil moisture dynamics.

Keywords: System identification, Physical modeling, Precision agriculture, Soil moisture sensors, Numerical simulation.

1. Introducción

El modelado y la estimación de variables en sistemas ambientales constituye un problema relevante dentro del ámbito

de la automática y el control, especialmente en aplicaciones relacionadas con la agricultura de precisión y la gestión eficiente del agua (Cai et al. (2025)). En este contexto, la dinámica de humedad del suelo juega un papel fundamental, ya que

*Autor para correspondencia: felipeuso@gmail.com
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

determina la disponibilidad de agua para los cultivos y condiciona las estrategias de riego (Morchid et al. (2025)).

El movimiento del agua en suelos no saturados puede describirse mediante la ecuación de Richards, que constituye un modelo dinámico distribuido basado en principios físicos (Jayasuriya et al. (2026)). Sin embargo, la aplicación práctica de este modelo requiere conocer los parámetros hidráulicos del suelo, los cuales dependen de su composición y estructura, y no se pueden obtener mediante mediciones directas.

Por esta razón, resulta de interés desarrollar metodologías de identificación de parámetros que permitan estimar dichos parámetros hidráulicos a partir de datos experimentales obtenidos mediante sensores de humedad del suelo con el fin de caracterizar los procesos de infiltración, retención y movimiento del agua en el perfil edáfico. Dado que la determinación directa de estas propiedades mediante análisis de laboratorio puede resultar costosa y laboriosa, el empleo de datos de sensores de humedad puede ser de utilidad para estimar dichos parámetros hidráulicos. (Vereecken et al. (2008)).

En este trabajo se propone una metodología para la identificación de parámetros hidráulicos del suelo mediante la comparación entre simulaciones de un modelo numérico basado en la ecuación de Richards y datos experimentales obtenidos mediante sensores de humedad a diferentes profundidades. El modelo numérico, parametrizado con los parámetros hidráulicos del modelo de Van Genuchten, se instancia para una discretización de los distintos tipos de suelo disponibles en la base de datos Rosetta. El objetivo es identificar el tipo de suelo que minimiza el error entre la evolución de la humedad medida con la simulada para diferentes composiciones texturales.

Las principales contribuciones de este trabajo son:

- Implementación de un modelo numérico de la ecuación de Richards en una dimensión.
- Desarrollo de una metodología de identificación de parámetros hidráulicos basada en simulación multimodelo e integración de datos experimentales de sensores de humedad del suelo.
- Validación del modelo mediante datos experimentales reales.

2. Modelo físico del sistema

2.1. Dinámica del flujo de agua en el suelo

El movimiento del agua en suelos puede describirse atendiendo a principios físicos mediante la ecuación de Richards (Zha et al. (2025)), que combina la ley de Darcy con la ecuación de conservación de masa. Cuando el transporte horizontal es pequeño en comparación con el movimiento vertical, se obtiene una formulación unidimensional del modelo que describe la evolución vertical de la humedad en el eje z , considerando tanto las fuerzas capilares como las gravitacionales. Por tanto, para un volumen de control dado tenemos que

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial z} \left(K(\theta) \frac{\partial H(\theta)}{\partial z} \right) + S \quad (1)$$

Donde θ es el contenido volumétrico de agua [$L^3 L^{-3}$], K es la conductividad hidráulica insaturada [LT^{-1}], $H = h + z$ es el potencial hidráulico [L], que representa la presión de succión h

y la energía potencial z definida positiva hacia abajo, de modo que valores crecientes de H corresponden a una menor energía hidráulica. La conductividad hidráulica K y el potencial mático h son función del contenido volumétrico de agua θ . Se conocen como la función de conductividad hidráulica $K(\theta)$ y la curva de retención de agua $h(\theta)$. Tanto la función de conductividad hidráulica como la curva de retención de agua definen las relaciones constitutivas necesarias para poder resolver la ecuación (1). Ambas relaciones constitutivas son funciones no lineales dependientes del contenido volumétrico de agua θ que definen las propiedades hidráulicas del terreno.

2.2. Modelo hidráulico utilizado

En este trabajo el comportamiento hidráulico del suelo, es decir, la física de retención de agua en el suelo, se describe mediante el modelo de Van Genuchten (van Genuchten (1980)), ampliamente utilizado en estudios de hidrología del suelo. Dicho modelo proporciona la curva característica del terreno definida como el contenido volumétrico de agua en función del potencial mático $\theta(h)$, así como la conductividad hidráulica del suelo $K(\theta)$. La curva característica del terreno viene dada por

$$\theta(h) = \theta_r + \frac{\theta_s - \theta_r}{(1 + (\alpha h)^n)^{1 - \frac{1}{n}}} \quad (2)$$

donde θ_s representa el contenido volumétrico de agua de saturación, correspondiente a la máxima cantidad de agua que puede almacenar el suelo; θ_r representa el contenido volumétrico de agua residual, asociado a la mínima cantidad de agua retenida por el suelo; α está relacionado con la inversa de la succión de entrada de aire; y n caracteriza la distribución del tamaño de los poros.

La conductividad hidráulica del suelo viene dada por

$$K(\bar{\theta}) = K_0 \bar{\theta}^L (1 - (1 - \bar{\theta}^{\frac{n}{n-1}})^{1 - \frac{1}{n}})^2 \quad (3)$$

donde K_0 es la conductividad hidráulica saturada, cuando el contenido volumétrico de agua es θ_s ; L un parámetro empírico relacionado con la conexión de los poros; y $\bar{\theta}$ la saturación efectiva, definida como

$$\bar{\theta} = \frac{\theta - \theta_r}{\theta_s - \theta_r} \quad (4)$$

Por tanto, el modelo hidráulico de Van Genuchten, define la forma funcional del potencial mático y de la conductividad hidráulica del suelo en función de seis parámetros hidráulicos que definen el terreno, que son θ_s , θ_r , α , n , K_0 y L .

2.3. La base de datos de suelos Rosetta

Determinar los parámetros hidráulicos del modelo de Van Genuchten (θ_s , θ_r , α , n , K_0 y L) por medio de experimentos es un proceso costoso. Por ello se han desarrollado funciones de pedotransferencia, que son modelos predictivos que estiman los parámetros del modelo de Van Genuchten a partir de datos de suelo más accesibles y fáciles de medir, como la textura (i.e. porcentaje de arena, limo y arcilla), porosidad, materia orgánica, etc.

La base de datos Rosetta (Schaap et al. (2001)) proporciona los parámetros hidráulicos del suelo a partir de distintas composiciones texturales (arena, limo y arcilla).

3. Modelo numérico

En esta sección se deriva un modelo numérico macroscópico de la ecuación diferencial 1. Por conveniencia reescribimos dicha ecuación como

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = -\frac{\partial q}{\partial z} + S \quad (5)$$

$$q = K(\theta) \frac{\partial H(\theta)}{\partial z} \quad (6)$$

donde q es el flujo [LT^{-1}], y se ha tenido en cuenta que $H(\theta) = h(\theta) + z$. El término fuente S son las aportaciones (riego y lluvia) y pérdidas de agua (evaporación y transpiración) en el volumen de control considerado. Si bien algunas causas del término fuente pueden medirse con precisión, otros términos deben ser estimados. Para evitar introducir más incertidumbre, se considera que el término fuente es cero $S = 0$. Esta suposición es válida para ciertos conjuntos de datos, tal como se describirá en la Sección 4.

3.1. Discretización espacial

Para resolver numéricamente la ecuación de Richards (5)-(6) se discretiza el perfil del suelo del volumen de control en un total de N capas distribuidas a lo largo de la profundidad de espesor Δz y se aplica un enfoque de volúmenes finitos. Al tratarse de un modelo macroscópico, en cada capa n , con $n \in \{1, \dots, N\}$, se considera constante el valor del contenido volumétrico de agua θ_n , y por ende, el valor de la conductividad hidráulica K_n y la presión de succión h_n . Para la capa n , la derivada del flujo con respecto a la profundidad puede aproximarse como

$$-\frac{\partial q}{\partial z} \approx \frac{q_{n-1,n} - q_{n,n+1}}{\Delta z} \quad (7)$$

donde $q_{n-1,n}$ es el flujo entre las capas $n-1$ y n y $q_{n,n+1}$ el flujo entre las capas n y $n+1$. Como el término fuente es cero, $S = 0$, el flujo entre capas se debe únicamente a la diferencia de valores H entre capas debido a la diferencia de potencial mátrico de succión y el potencial gravitatorio. De la ecuación (6), dicho flujo puede aproximarse como

$$q_{n-1,n} \approx K_{n-1,n} \frac{H_n - H_{n-1}}{\Delta z} \quad (8)$$

donde $K_{n-1,n}$ es la media de las conductividades entre la capa $n-1$ y la capa n , es decir $K_{n-1,n} = (K_{n-1} + K_n)/2$. Como el flujo neto en la capa n es igual a $q_n = q_{n-1,n} - q_{n,n+1}$, generalizando se tiene para cada capa el siguiente flujo neto

$$\begin{aligned} q_1 &= S + K_{1,2} \frac{H_1 - H_2}{\Delta z} \\ q_2 &= K_{1,2} \frac{H_2 - H_1}{\Delta z} + K_{2,3} \frac{H_2 - H_3}{z_2 - z_3} \\ &\vdots \\ q_n &= K_{n,n-1} \frac{H_n - H_{n-1}}{\Delta z} + K_{n,n+1} \frac{H_n - H_{n+1}}{\Delta z} \\ &\vdots \\ q_N &= K_{N,N-1} \frac{H_N - H_{N-1}}{\Delta z} - K_N \end{aligned} \quad (9)$$

Las condiciones de contorno se aplican en la primera capa $n = 1$, con el flujo de entrada igual a cero $S = 0$ y en la última capa $n = N$ donde se considera que la humedad es constante más allá del volumen de control, por tanto el flujo de la capa N al contorno es igual a $-K_N$.

La misma discretización espacial se obtiene aplicando el método de diferencias finitas a las ecuaciones (5)-(6). Para ello se aproxima el operador $-\partial_z(K \partial_z H)$ mediante dos diferencias centradas anidadas: la derivada interior se evalúa en los semipuntos $z_{n \pm 1/2}$, situados en las interfaces entre capas, y la derivada exterior se evalúa en el nodo z_n , situado en el centro de la capa. En ambos casos, la simetría de los puntos de evaluación respecto al punto de expansión cancela el término de error de primer orden, de modo que la aproximación resultante es de segundo orden, con un error de truncamiento de $O(\Delta z^2)$.

3.2. Discretización temporal

La evolución temporal del sistema se obtiene mediante una discretización en pasos de tiempo sucesivos. Con el fin de tener un sistema explícito, se considera una discretización temporal por Euler,

$$\frac{d\theta_n}{dt} \approx \frac{\theta_{k+1,n} - \theta_{k,n}}{\Delta t} \quad (10)$$

De la discretización temporal tenemos que $\frac{d\theta_n}{dt} \approx \frac{q_n}{\Delta z}$, de la que se puede despejar el valor futuro del contenido volumétrico de humedad $\theta_{k+1,n}$ en función del contenido volumétrico anterior $\theta_{k,n}$ y el flujo neto q_n

$$\theta_{k+1,n} = \theta_{k,n} + \Delta t \frac{q_n}{\Delta z} \quad (11)$$

3.3. Implementación computacional

El modelo numérico ha sido implementado en el lenguaje de programación Python mediante un programa capaz de simular la evolución del contenido de humedad en el perfil del suelo para distintas configuraciones de parámetros hidráulicos. Asimismo, su estructura permite realizar simulaciones de manera automatizada, facilitando la evaluación de múltiples conjuntos de parámetros del suelo. El modelo numérico (11) derivado en la sección anterior para una capa genérica n , se integra para todo el dominio discretizado mediante la expresión matricial siguiente

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k + \frac{\Delta t}{\Delta z^2} (M_K H + M_{BC}) \quad (12)$$

donde

$$\Theta_{k+1} := [\theta_{k+1,1}, \theta_{k+1,2}, \dots, \theta_{k+1,N}]^T \quad (13)$$

$$\Theta_k := [\theta_{k,1}, \theta_{k,2}, \dots, \theta_{k,N}]^T \quad (14)$$

$$H := [H_1, H_2, \dots, H_N]^T \quad (15)$$

$$M_K := \quad (16)$$

$$\frac{1}{\Delta z} \begin{bmatrix} K_{1,2} & -K_{1,2} & 0 & \dots & 0 \\ -K_{1,2} & (K_{1,2} + K_{2,3}) & -K_{2,3} & \dots & 0 \\ 0 & -K_{2,3} & (K_{2,3} + K_{3,4}) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & K_{N-1,N} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$M_{BC} := [0, 0, \dots, 0, \dots, -K_N]^T \quad (18)$$

Θ_k y Θ_{k+1} son los vectores de contenido volumétrico de agua, cuyos componentes son el contenido volumétrico de agua en cada capa de discretización, en los instantes k y $k+1$, respectivamente; H es la presión de succión en cada capa de discretización; M_K es la matriz de conductividades hidráulicas medias entre capas; y M_{BC} es el vector que incluye las condiciones de contorno en la primera y última capa. Cabe resaltar que tanto H , M_K y M_{BC} son variables para cada instante k pues tanto el potencial mátrico H como las conductividades hidráulicas $K_{i,j}$ para $i, j \in \{1, \dots, N\}$ dependen del contenido volumétrico en cada instante Θ_k .

4. Algoritmo de estimación del modelo hidráulico

El algoritmo propuesto tiene como objetivo estimar los parámetros hidráulicos del modelo de Van Genuchten (θ_s , θ_r , α , n , K_0 y L) que mejor definen el comportamiento del suelo bajo estudio a partir de datos observados de contenido volumétrico de agua en el suelo. Para ello, se emplea la función de pedotransferencia Rosetta, la cual a partir de la textura del suelo (% arena, % limo, % arcilla) proporciona los parámetros hidráulicos del modelo de Van Genuchten. De esta forma se generan un total de 231 configuraciones de parámetros hidráulicos, obtenidas mediante el modelo de Rosetta correspondientes a todas las posibles combinaciones de arena, limo y arcilla con incrementos de un 5 %, cubriendo el espacio de composiciones posibles. La tabla 1 muestra una selección representativa de los modelos hidráulicos obtenidos a partir de la composición física del suelo.

Tabla 1: Parámetros hidráulicos del fichero Rosetta

Id	Sand %	Silt %	Clay %	θ_r	θ_s	α	n	K_{sat}
0	0	0	100	0.1751	0.5385	0.0148	1.19	24.73
1	0	5	95	0.1649	0.5425	0.0151	1.20	25.21
2	0	10	90	0.1571	0.5456	0.0150	1.20	25.54
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
229	95	5	0	0.0481	0.3657	0.0341	3.27	869.40
230	100	0	0	0.0488	0.3608	0.0360	4.31	1549.64

Así pues, se obtienen un total de 231 modelos, cada uno definido por el conjunto de parámetros hidráulicos Rosetta (θ_s ,

θ_r , α , n , K_0). Hay que destacar que el parámetro L , por su naturaleza empírica, no es proporcionado por la función de pedotransferencia que da lugar al modelo Rosetta. Para obtener dicho parámetro se realizará una búsqueda tal como se mostrará en la sección 5. Todos los modelos se discretizan espacialmente con una resolución de Δz de 1 cm y temporalmente con un paso Δt de 15 minutos, igual a la frecuencia de muestreo de los datos de humedad en el suelo.

El algoritmo hace uso de datos del contenido volumétrico de agua a diferentes profundidades. En nuestro caso se mide la humedad a 10, 20, 40 y 60 cm, es decir se tienen las siguientes medidas ($\hat{\theta}_{10}$, $\hat{\theta}_{20}$, $\hat{\theta}_{40}$, $\hat{\theta}_{60}$). Dado que las observaciones están disponibles únicamente en estas cuatro profundidades, se aplica una interpolación espacial para obtener un perfil inicial de contenido de agua acorde con la discretización Δz del modelo numérico. Tomando la misma condición inicial Θ_0 , se simulan los 231 modelos.

La evolución temporal del contenido volumétrico de agua simulado a 10, 20, 40 y 60 cm se compara con las mediciones experimentales y se construye para cada modelo la matriz de errores $E_i \in \mathbf{R}^{4 \times N}$, para $i \in \{0, \dots, 230\}$

$$E_i := \begin{bmatrix} e_{10,1} & e_{10,2} & \dots & e_{10,N} \\ e_{20,1} & e_{20,2} & \dots & e_{20,N} \\ e_{40,1} & e_{40,2} & \dots & e_{40,N} \\ e_{60,1} & e_{60,2} & \dots & e_{60,N} \end{bmatrix} \quad (19)$$

donde cada entrada de la matriz de error es $e_{10,1} = \theta_{10,1} - \hat{\theta}_{10,1}$, etc. Finalmente se calcula la raíz del error cuadrático medio (RMSE) de cada matriz de error, y se toma el conjunto de parámetros hidráulicos del modelo que minimiza dicho error como los parámetros identificados del modelo físico.

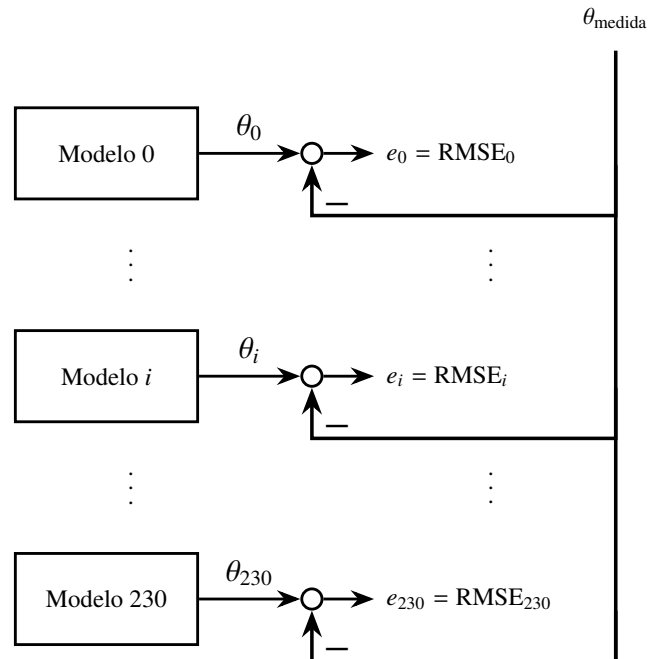


Figura 1: Algoritmo de estimación de los parámetros hidráulicos. Para cada uno de los 231 conjuntos de parámetros hidráulicos se simula el perfil de humedad θ_i y se calcula el error e_i respecto a las mediciones reales de los sensores θ_{medida} , obteniéndose una matriz de errores de dimensión $4 \times N$.

5. Resultados experimentales

En esta sección se presentan los resultados de aplicación del algoritmo de estimación a un suelo agrícola de cultivo de cítricos en la Estación Experimental Agraria (EEAV) de la ciudad de Vila-real ($39^{\circ} 56' 16'' N$, $0^{\circ} 6' 5'' O$). El suelo ha sido clasificado como franco arcilloso arenoso, según el sistema del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos, con una composición de $49,3 \pm 1,75\%$ de arena, $22,4 \pm 2,10\%$ de limo y $28,3 \pm 1,26\%$ de arcilla. Como los modelos se han obtenido en incrementos del 5 % sobre la textura del terreno, dicha composición se puede aproximar mediante el modelo 170 con una composición del 50 % arena, 25 % limo y 25 % arcilla.

El contenido de humedad del suelo se monitorizó utilizando sensores de humedad del suelo Aquacheck (METER Group, Inc., Pullman, EE. UU.). Este sensor se basa en tecnología "frequency domain reflectometry" (FDR) y mide el contenido volumétrico de agua (VWC). Proporciona datos a cuatro profundidades: 10 cm, 20 cm, 40 cm y 60 cm. Las mediciones se realizan a intervalos de 15 minutos.

Para la estimación de los parámetros hidráulicos del suelo se selecciona el periodo nocturno comprendido entre las 21:00 y las 6:45 horas del día siguiente, descartando noches con lluvia. De esta forma, durante ese periodo no existen aportes de agua en la superficie ni pérdidas por evapotranspiración, por tanto la condición de contorno del término fuente es igual a cero, es decir, $S = 0$.

Además se descartaron los datos en los cuales la variación máxima del flujo fuese inferior a $\Delta\theta = 0,006$, para conseguir unos datos con excitación persistente para garantizar la identificabilidad de los parámetros. Finalmente, otro criterio de selección de datos es que los sensores de 40 cm y 60 cm deben tener un cambio de contenido volumétrico de agua superior a $\Delta\theta = 0,001$. De esta forma de las 121 noches posibles, se seleccionaron un total de 88 que cumplen con los anteriores criterios de selección de datos.

Este intervalo nocturno contiene 40 registros temporales cada 15 minutos para cuatro sensores luego disponemos de un total de 160 datos por noche, tal como puede verse en la figura 2

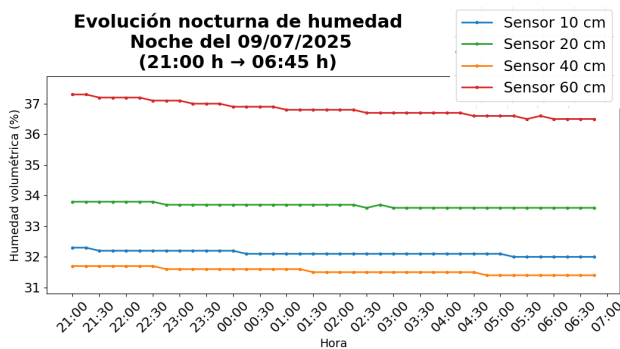


Figura 2: Datos de los sensores de humedad por profundidad del 9 de julio de 2025 entre las 21:00h y las 06:45h.

Aplicando el conjunto de datos mencionado al algoritmo de identificación se obtienen, para cada uno de los 231 modelos, los valores RMSE de la matriz del error mostrados en la fi-

gura 3. Los picos de los errores más elevados se corresponden con parámetros hidráulicos de suelos no arcillosos. Además, puede verse que, para el conjunto de datos considerado, existen multitud de modelos que dan lugar un error muy similar, lo que podría condicionar la identificabilidad de los parámetros hidráulicos. Si bien, en este caso, el algoritmo claramente indica un error mínimo para el suelo 193, cuya composición es de 60 % de arena, 35 % de limo y 5 % de arcilla, y da lugar a los parámetros hidráulicos ($\theta_s=0.3897$, $\theta_r=0.0543$, $\alpha=0.0132$, $n=1.4790$, $K_0=54.4629$).

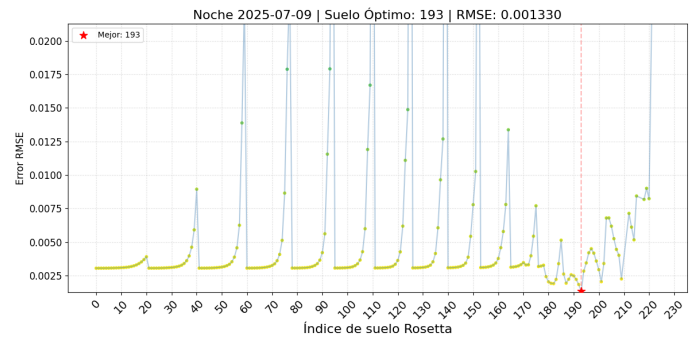


Figura 3: Resultados de los errores RMSE para cada modelo con los datos del 9 de julio de 2025. El modelo que proporciona el menor error es el 193.

Todos estos cálculos se llevan a cabo con el parámetro experimental de conectividad de poros $L = 0,5$, tal como sugiere el modelo de Van Genuchten (Schaap et al. (2001)). Dicho parámetro, por su naturaleza experimental, no es proporcionado por el modelo Rosetta. Con el fin de identificar dicho parámetro L , se toman datos experimentales desde el 01/06/25 hasta el 30/09/25, y se calculan los modelos que menor error producen para varios valores de $L \in [-6, 6]$. Los valores medios del error de los mejores modelos para cada L se muestran gráficamente en la figura 4. Puede verse que el valor que minimiza el error medio en todos los mejores modelos es $L = -1$. Dicho valor $L = -1$ está en consonancia con resultados experimentales previos en la bibliografía (Schaap and Leij (2000)).

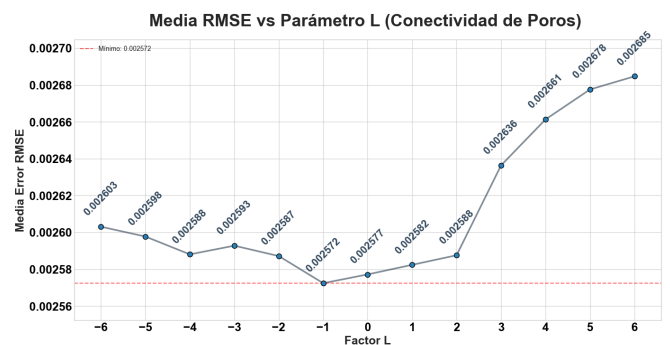


Figura 4: Error medio de los mejores modelos por noche desde el 01/06/25 hasta el 30/09/25 variando el parámetro L $[-6,6]$. De esta forma se encuentra el valor experimental L que minimiza el error medio de los mejores modelos durante el intervalo considerado.

En la figura 5 se muestra la evolución temporal de la humedad de los sensores junto con la evolución predicha por el mejor modelo (193), el peor modelo (125) y el modelo que se obtendría a partir del análisis de la composición del suelo (170). Los resultados muestran que la metodología multi-modelo propuesta permite identificar conjuntos de parámetros hidráulicos capaces de reproducir adecuadamente la dinámica observada de humedad del suelo.

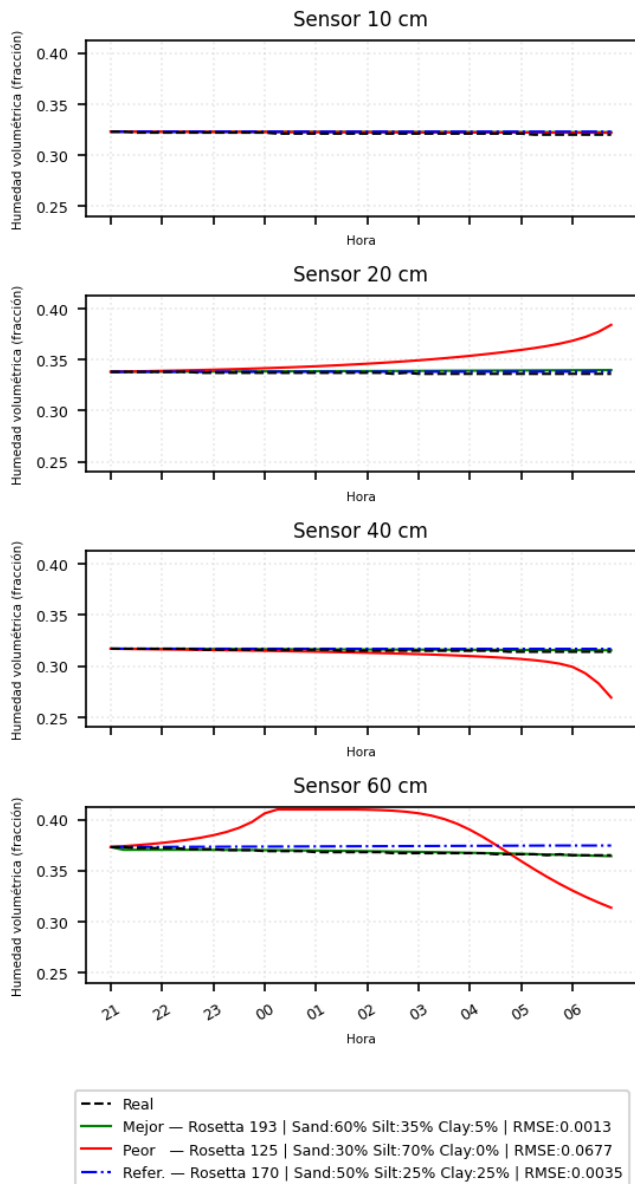


Figura 5: Comparación entre la evolución temporal de la humedad medida y la simulada mediante el mejor modelo (193), el peor modelo (125) y el modelo que se obtendría del análisis de la textura del suelo (170), todo con los datos del 9 de julio de 2025.

6. Conclusiones

La metodología propuesta permite identificar automáticamente conjuntos de parámetros hidráulicos capaces de reproducir con precisión la evolución temporal del contenido de humedad del suelo a partir de medidas obtenidas mediante sensores distribuidos en profundidad. No obstante, el análisis realizado evidencia que diferentes configuraciones de parámetros hidráulicos pueden generar respuestas muy similares, lo que pone de manifiesto la existencia de problemas de identificabilidad y sensibilidad paramétrica.

Como trabajo futuro, se plantea incorporar técnicas avanzadas de optimización y estimación paramétrica, y extender el modelo a periodos con riego y precipitación.

Agradecimientos

Agradecemos a la Estación Experimental Agraria de Vilareal de la Conselleria de Agricultura, Agua, Ganadería y Pesca, y en particular a Ana Pardo Martínez y Toni Castaño Aranegas, por la provisión de los datos que han hecho posible este estudio y su constante disposición colaborativa.

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i PID2024-161942NB-I00, financiada por MICIU/AEI/10.13039/501100011033/ y FEDER/UE.

Referencias

- Cai, B., Shi, F., Geremew, B. A., Addis, A. K., Abate, M. C., Dessie, W., Bayu, T., 2025. Precision agriculture techniques for optimizing chemical fertilizer use and environmental sustainability: a systematic review. *Frontiers in Agronomy* Volume 7 - 2025. DOI: 10.3389/fagro.2025.1665444
- Jayasuriya, V., Philip, P. S., Jyolsna, T., 2026. The hydrus model for soil and water management: A brief review of capabilities, trends, and future directions. *Environmental Modelling Software* 197, 106801. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2025.106801>
- Morchid, A., Et-taibi, B., Oughannou, Z., Alami, R. E., Qjidaa, H., Jamil, M. O., Boufounas, E.-M., Abid, M. R., 2025. Iot-enabled smart agriculture for improving water management: A smart irrigation control using embedded systems and server-sent events. *Scientific African* 27, e02527. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02527>
- Schaap, M. G., Leij, F. J., 2000. Improved prediction of unsaturated hydraulic conductivity with the mualem-van genuchten model. *Soil Science Society of America Journal* 64 (3), 843–851. DOI: <https://doi.org/10.2136/sssaj2000.643843x>
- Schaap, M. G., Leij, F. J., van Genuchten, M. T., 2001. rosetta: a computer program for estimating soil hydraulic parameters with hierarchical pedotransfer functions. *Journal of Hydrology* 251 (3), 163–176. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00466-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00466-8)
- van Genuchten, M. T., 1980. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Science Society of America Journal* 44 (5), 892–898. DOI: <https://doi.org/10.2136/sssaj1980.03615995004400050002x>
- Vereecken, H., Huisman, J. A., Bogen, H., Vanderborght, J., Vrugt, J. A., Hopmans, J. W., 2008. On the value of soil moisture measurements in vadose zone hydrology: A review. *Water Resources Research* 44 (4). DOI: <https://doi.org/10.1029/2008WR006829>
- Zha, X., Zhu, W., Han, Y., Lv, A., 2025. Enhancing root-zone soil moisture estimation using richards' equation and dynamic surface soil moisture data. *Agricultural Water Management* 312, 109460. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2025.109460>