

B-07-2021

Comunicación científico-técnica

Recuperación de humedad del suelo sobre campos agrícolas que emplean observaciones Sentinel-1 y Sentinel-2, y basado en la estimación de la rugosidad de la superficie obtenido del proceso de fotogrametría de UAV.

Amal Chakhar¹, David Hernández-López¹, Rocío Ballesteros¹ and Miguel A. Moreno¹.

¹ Instituto de Desarrollo Regional, Universidad de Castilla-La Mancha, 02071 Albacete, España; Amal.Chakhar@uclm.es; David.Hernandez@uclm.es; Rocío.Ballesteros@uclm.es; MiguelAngel.Moreno@uclm.es.²

Resumen: El objetivo de este estudio es la aplicación de una metodología que permitió la estimación del contenido de humedad superficial del suelo (SSM) en un ambiente semi-árido en Tarazona de la Mancha, España. En países caracterizados por un clima árido y semiárido, la determinación precisa de las condiciones de humedad del suelo a escala de parcela es de importancia crítica, especialmente durante las primeras etapas del crecimiento de los cultivos, para programar el riego y reducir el consumo de agua. La recuperación de (SSM) se realizó combinando dos modelos de dispersión Modelo de ecuación integral IEM y Modelo de nube de agua WCM suministrados por coeficientes de retrodispersión en VV (Transmisión vertical y recepción vertical) polarización obtenida de Radar de Apertura Sintética (SAR) de banda C y un descriptor de vegetación el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) obtenido con un sensor óptico, entre otros parámetros esenciales. La inversión de estos modelos fue realizada utilizando Redes Neuronales Artificiales (ANN). Los modelos combinados fueron calibrados por Sentinel-1 (el sensor de radar) y los datos de Sentinel-2 (el sensor óptico) recolectados sobre campos de cultivo de cebada y guisantes. Para recuperar SSM, estos modelos de dispersión necesitan mediciones precisas de los parámetros de la superficie de rugosidad (altura de la raíz cuadrada media h_{rms} y longitud de correlación L). Por lo tanto, en este trabajo, utilizamos un sistema de adquisición fotogramétrica montado en un UAV (Vehículos Aéreos No Tripulado), para reconstruir DSM (Modelos Digitales de Superficie), lo que permitió adquirir esta rugosidad del suelo a nivel de gran parte de los campos estudiados. Los resultados obtenidos mostraron que la metodología aplicada brindó una herramienta eficaz para estimar la SSM durante las principales etapas iniciales de crecimiento. Para el campo de cebada, la relación entre el SSM estimado y medido mostró $R^2 = 0.71$ y $RMSE = 0.0124$ (m^3/m^3). Con respecto al campo experimental de guisantes, la relación entre el SSM estimado y medido mostró $R^2 = 0.72$ y $RMSE = 0.022$ (m^3/m^3).

Palabras clave: Humedad de suelo; Sentinel 1; Sentinel 2; IEM; WCM; Parámetros de rugosidad; Adquisición fotogramétrica; UAV.

B-07-2021

Scientific-technical communication

Soil Moisture Retrieval over agricultural fields employing Sentinel-1 and Sentinel-2 Observations and based on the Estimation of Surface Roughness obtained from ground-based UAV photogrammetry process.

Amal Chakhar¹, David Hernández-López¹, Rocío Ballesteros¹ and Miguel A. Moreno¹.

¹ Institute of Regional Development, University of Castilla-La Mancha, 02071Albacete, Spain; Amal.Chakhar@uclm.es; David.Hernandez@uclm.es; Rocio.Ballesteros@uclm.es; MiguelAngel.Moreno@uclm.es.

Abstract: The objective of this study is the application of methodology that allowed the estimation of surface soil moisture (SSM) content in semi-arid environment in Tarazona, Spain. In countries characterized by arid and semi-arid climate a precise determination of soil moisture conditions at the field scale is of critical importance especially during the first stages of crop growth in order to schedule irrigation and reduce water wastes. The retrieve of (SSM) was done by combining two scattering models IEM Integral Equation Model and WCM Water Cloud Model supplied by backscattering coefficients at VV (Vertical transmit and Vertical receive) polarization obtained from C-band Synthetic Aperture Radar (SAR) and a vegetation descriptor Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) obtained from optical sensor, among other essential other parameters. The inversion of these models was done by the Artificial Neural Networks (ANN). The combined models were calibrated by Sentinel-1 (the radar sensor) and Sentinel-2 data (the optical sensor) collected over barley and peas crop fields. To retrieve SSM, these scattering models need accurate measurements of roughness surface parameters (height root mean square h_{rms} and correlation length L). Therefore, in this work, we used a photogrammetric acquisition system carried on an Unmanned Aerial Vehicles UAV, to reconstruct DSM (Digital Surface Models), which allowed acquiring this soil roughness at the level of large portion of the studied fields. The obtained results showed that the applied methodology provided effective tool for estimating SSM during principal early growth stages. For the barley field, the relationship between the estimated and measured SSM showed $R^2 = 0.71$ and $RMSE = 0.0124$ (m^3/m^3). Concerning, peas experimental field, the relationship between the estimated and measured SSM showed $R^2 = 0.72$ and $RMSE = 0.022$ (m^3/m^3).

Keywords: Soil Moisture; Sentinel 1; Sentinel 2 ; IEM; WCM; roughness parameters; photogrammetric acquisition; UAV.

1. Introducción

Los programas de riego adecuados pueden aumentar la eficiencia y minimizar la pérdida de agua por evaporación o del sistema [1]. Según [2] la programación del riego consiste en aplicar la cantidad adecuada de agua en el momento adecuado para proporcionar la máxima humedad utilizable del suelo SM en la zona de la raíz de una planta. Una de las partes más difíciles de la gestión del agua de riego es decidir cuándo encender el sistema de riego y cuánto aplicar. El buen manejo del riego comienza con la medición precisa de la humedad del suelo y debe realizarse de manera regular durante la temporada de crecimiento. Las plantas son más susceptibles al daño por falta de agua durante las etapas vegetativa y reproductiva de crecimiento. Sobre esta base, la recopilación y el análisis de la tecnología de la información, la teledetección y los datos terrestres son factores clave para una gestión eficiente del agua en la agricultura [3]. La teledetección SAR se utiliza actualmente ampliamente para estimar la humedad superficial del suelo en campos agrícolas [4]–[7]. Sin embargo, la existencia de una cubierta vegetal hace que la recuperación de la humedad del suelo a partir de los datos del SAR sea más complicada porque la contribución del suelo se ve atenuada por la vegetación [8]. En este trabajo actual, se utilizó el modelo de nube de agua WCM combinado con el modelo de ecuación integral IEM para recuperar SM sobre campos experimentales de cebada y guisante. Se utilizó el WCM porque permitió estimar la contribución directa de la vegetación y la contribución del suelo que es atenuada por la vegetación y se utilizó IEM para aproximar la contribución directa del suelo. Los modelos combinados WCM e IEM se parametrizaron utilizando datos reales compuestos por coeficientes de retrodispersión en polarización VV obtenidos de Sentinel-1 y NDVI de Sentinel-2, datos de humedad del suelo y parámetros de rugosidad de la superficie (altura de la raíz cuadrada media h_{rms} y longitud de correlación L). La metodología de recuperación aplicada se basó en trabajos previos [9], salvo que para la determinación de los parámetros de rugosidad superficial utilizamos el sistema de adquisición fotogramétrico transportado en un UAV de Vehículos Aéreos No Tripulados, para reconstruir DSM (Modelos Digitales de Superficie) que permitió la obtención de parámetros de rugosidad del suelo a nivel de gran parte de los campos estudiados y no solo la medición in situ limitada a un área muy pequeña.

2. Materiales y métodos

2.1 Área de estudio

El estudio se realizó en Tarazona de la Mancha (39.7N-38.6N and 2.53W-0.9W) que se encuentra en la región de Castilla La-Mancha, España (Figura 1). El clima es semiárido con una precipitación anual por debajo de 350 mm y la distribución espacial de la evapotranspiración de referencia (ETo) varió de 1151 mm año⁻¹ a más de 1300 mm año⁻¹ en las partes noroeste y sureste del acuífero. Su principal característica es una alta variación entre estaciones y años, según el tipo mediterráneo continental. Las temperaturas medias varían entre 3,97^o C en enero, el mes más frío, y 24,37^o en julio, el mes más cálido. Los cultivos dominantes son el trigo, la cebada, la vid, la alfalfa, la cebolla, el ajo, adormidera y las legumbres.

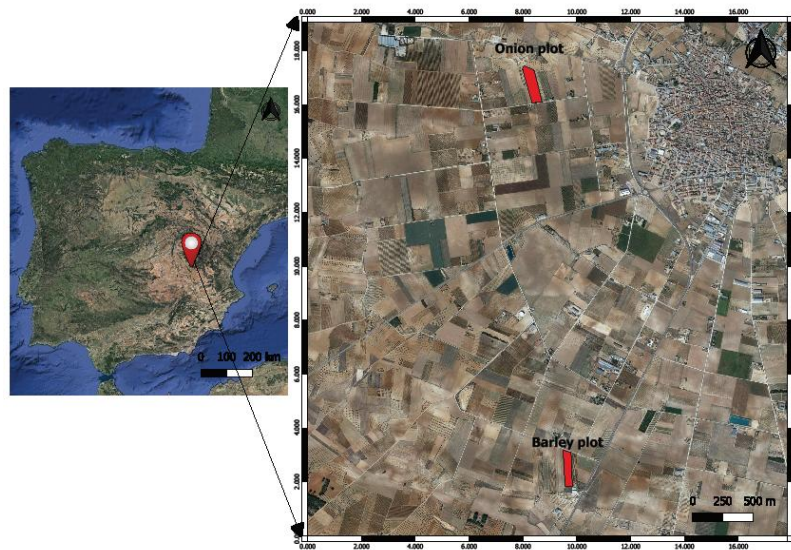


Figura 1. Presentación de la ubicación de campos experimentales.

2.2 Metodología de recuperación de la humedad del suelo

Con el objetivo de invertir los valores de retrodispersión obtenidos por IEM combinado con WCM y recuperar la humedad del suelo, se han utilizado numerosos algoritmos como redes neuronales Neural Networks NN [7], [9], [10], Support Vector Machine SVM [11] y tablas Look-up [12]. En el presente estudio, el enfoque aplicado de recuperación de la humedad del suelo se realizó basándose en la metodología descrita en [9]. Usamos el algoritmo NN de redes neuronales multicapa para invertir la señal VV SAR, decidimos usar solo la polarización VV porque [13] confirmó que VV por sí solo proporciona una mejor precisión en las estimaciones de humedad del suelo. Los NN fueron entrenados usando una base de datos sintética de los coeficientes de retrodispersión que han sido configurados con datos de humedad del suelo (mv), parámetros de rugosidad superficial hrms, L y NDVI. La base de datos sintética se construyó utilizando el modelo de nube de agua (WCM) combinado con el modelo de ecuación integral IEM. A continuación (Figura 2) se muestran los pasos principales del proceso de recuperación de la metodología utilizada:

Primer paso: Simulación de los coeficientes de retrodispersión VV del radar utilizando IEM y WCM.

Segundo paso: Entrenamiento y validación de las redes neuronales NN utilizando las sub-bases de datos sintéticas entrenadas y validadas, respectivamente.

Tercer paso: Aplicación de las redes neuronales entrenadas NN a la base de datos real VV para estimar la humedad del suelo.

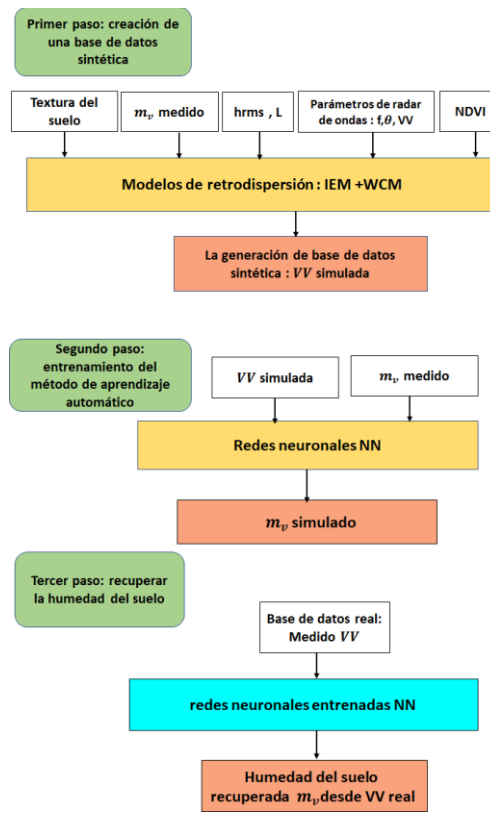


Figura 2. Metodología aplicada de recuperación de la humedad del suelo en Tarazona.

2.3 Mediciones in situ

2.3.1 Humedad del suelo (mv)

Se instaló una estación SM (Figura 3) en el campo experimental de cereales el 15/12/2020. El tipo de sensores es capacitancia medolo TEROs 10 conectado a un registrador de datos de 6 canales con posibilidad de almacenamiento de datos en la nube. En el campo de los cereales, el SM se mide continuamente cada quince minutos y los seis sensores se instalaron a una profundidad de 5 cm. Las imágenes de Sentinel-1 se adquirieron en el paso ascendente del satélite sobre el área de estudio a las 18:00 UTC. Por lo tanto, se utilizó el promedio de los valores de humedad del suelo registrados a las 18:00 UTC de los seis sensores.



Figura 3. Sensores de humedad instalados en campo de cereales.

Además del suelo instalado SM en el cereal, se realizaron otras mediciones de suelo in situ con el método gravimétrico clásico. El tiempo de adquisición de las muestras gravimétricas se realizó siempre dos horas más o menos como las adquisiciones de radar. En el campo de cereales se tomaron cinco muestras gravimétricas, en el campo de guisantes siete muestras gravimétricas. Estas muestras de suelo gravimétricas (Figura 4a) siempre se tomaron en el mismo lugar para mitigar los efectos de la variación del error de muestreo y para aumentar la precisión de la humedad del suelo medida. Para obtener la coordenada exacta de cada punto de muestra, se utilizó un GNSS-RTK Leica, Zeno (Figura 4 b) con una precisión promedio de 2 cm.



(a)



(b)

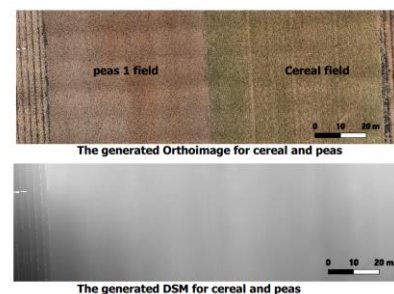
Figura 4. (a) Muestras gravimétricas y (b) el GPS de mano.

2.3.2 Rugosidad

En este trabajo, utilizamos un sistema de adquisición fotogramétrico transportado en un UAV, para reconstruir DSM (Modelos Digitales de Superficie) (Figura 5), que proporciona rugosidad del suelo a nivel de gran parte de los campos estudiados. Una vez que se determinaron los parámetros de rugosidad del suelo, se utilizaron como parámetros de entrada para los modelos de dispersión del suelo. La configuración para la adquisición de información sobre la rugosidad de la superficie del suelo fue realizada por un Sony personalizado montado en un dron (Figura 5). Los vuelos se planificaron a 20 m sobre el nivel del suelo, con un solapamiento lateral del 40% y un solapamiento frontal del 80%, lo que resultó en una distancia de muestreo en el suelo (GSD) de 4 mm.



(a)



(b)

Figura 5. (a) Una foto del UAV usado "Icom3D - Carabo S3" (b) DSM y ortoimagen del cereal y guisantes de campo experimental .

2.4 Datos de teledetección

2.4.1 Conjunto de datos Sentinel-2

Los productos Sentinel-2 fueron adquiridos en diferentes ocasiones durante el período 2020-2021. Los productos Sentinel-2 de nivel 2A (BOA) se descargaron del Centro de acceso abierto Copernicus de la Agencia Espacial Europea (ESA). El NDVI en el fondo de la atmósfera ($NDVI_{BOA}$) se calculó como la siguiente ecuación:

$$NDVI_{BOA} = \frac{\text{Band 8} - \text{Band 4}}{\text{Band 8} + \text{Band 4}}$$

Con el objetivo de obtener la condición de la vegetación de cada campo experimental, se promediaron los valores de los píxeles del NDVI dentro de cada parcela de referencia.

4.4.2 Conjunto de datos de Sentinel 1

Las imágenes de Sentinel-1 se adquirieron entre 2020 y 2021. El ángulo de incidencia de Sentinel-1 sobre el sitio del estudio es de aproximadamente $38,5^\circ$. El conjunto de datos Sentinel-1 comprende datos de Nivel 1 de rango terrestre detectado (GRD) en modo de franja interferométrica ancha (IW) que se proyectó al rango terrestre utilizando el modelo de elipsoide terrestre WGS84. Las imágenes resultantes en polarización dual (VH y VV) tenían dimensiones de 270×270 km, resolución de 10 m y resolución temporal de 6 días. Las imágenes se descargaron de earthdata.nasa.gov/eosdis/daacs/asf. Todas las imágenes fueron procesadas por SNAP usando la caja de herramientas Sentinel-1. Principales correcciones realizadas: (1) Corrección de órbita, (2) Calibración radiométrica, (3) Speckle filtering, (4) Corrección geométrica. Finalmente, conversión a unidades de decibelios: El coeficiente de retrodispersión σ^0 , que está en una escala lineal, se convierte en scale de decibelios (dB), $\sigma^0(\text{dB}) = 10 \log_{10} \sigma^0$, $\sigma^0(\text{dB})$ representa el valor del coeficiente de retrodispersión.

3. Resultados y discusión

En esta parte, presentamos los resultados de la simulación de los coeficientes de retrodispersión de IEM combinados con modelos de dispersión WCM con polarización VV, sobre el campo experimental de cebada y guisantes aplicando la metodología descrita en la Figura (2) y utilizando los parámetros de rugosidad medidos \bar{L} and \overline{hrms} . Esta experimentación duró seis meses, del 15 de diciembre hasta el 1 de junio, y realizamos un seguimiento semanal de los datos de SM porque los productos Sentinel-1 están disponibles cada 6 días. Observamos que los resultados de la modelización alcanzaron el óptimo el 26 de abril en la Figura 6 (parte izquierda) que corresponde a $R^2 = 0.79$. Además, la Figura 6 (parte derecha) compara la humedad estimada con la humedad medida con los sensores instalados en el campo, para la misma fecha. En general, según los resultados, R^2 valor relativamente alto igual a 0.57 y un RMSE igual a $0.0124 \text{ m}^3 / \text{m}^3$.

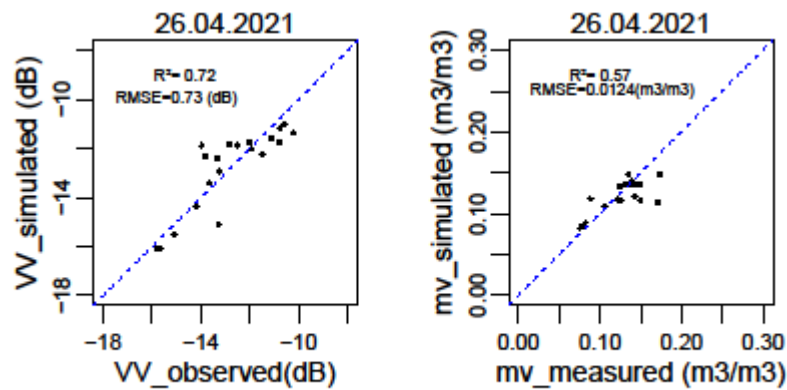


Figura 6. Comparación entre σ^0 observado y el estimado obtenido combinando IEM con WCM Model (parte izquierda) y comparación entre mv de humedad del suelo estimada y medida en el campo experimental de cebada (parte derecha).

Con respecto a los resultados del cultivo de guisantes, la Figura 7 (parte izquierda) muestra la relación entre el coeficiente de retrodispersión simulado en la polarización VV utilizando los modelos combinados IEM y WCM y los datos observados Sentinel-1 durante el 26 de abril que corresponde a la fecha de modelado óptima con un coeficiente de determinación R^2 igual a 0.94. En cuanto a la comparación entre la humedad simulada con la medida, hemos obtenido un alto $R^2 = 0.72$ y $RMSE = 0.22 \text{ m}^3 / \text{m}^3$.

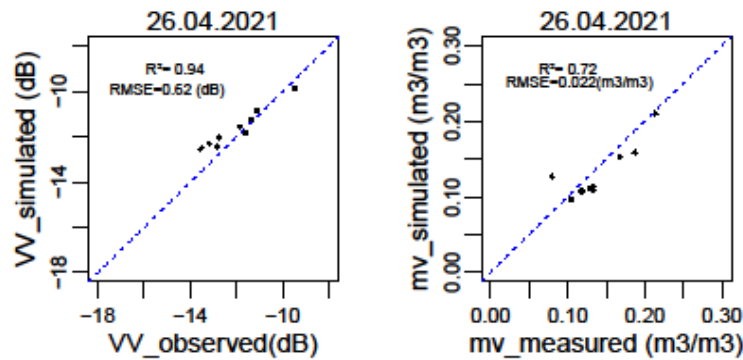


Figura 7. Comparación entre σ^0 observado y el estimado obtenido combinando IEM con WCM Model (parte izquierda) y comparación entre mv de humedad del suelo estimada y medida en el campo experimental de guisante (parte derecha).

Gracias a los resultados obtenidos pudimos obtener el perfil de humedad del suelo a 5 cm de profundidad Figura 8. De acuerdo con esta figura podemos observar que el SM está levemente subestimado luego de eventos de lluvia a fines de febrero y en abril para la cebada y finales de marzo para campo experimental de guisantes. Estos resultados mejorarán la contribución a los modelos de cultivos que necesitan SM en una capa de suelo de más de 10 cm [14].

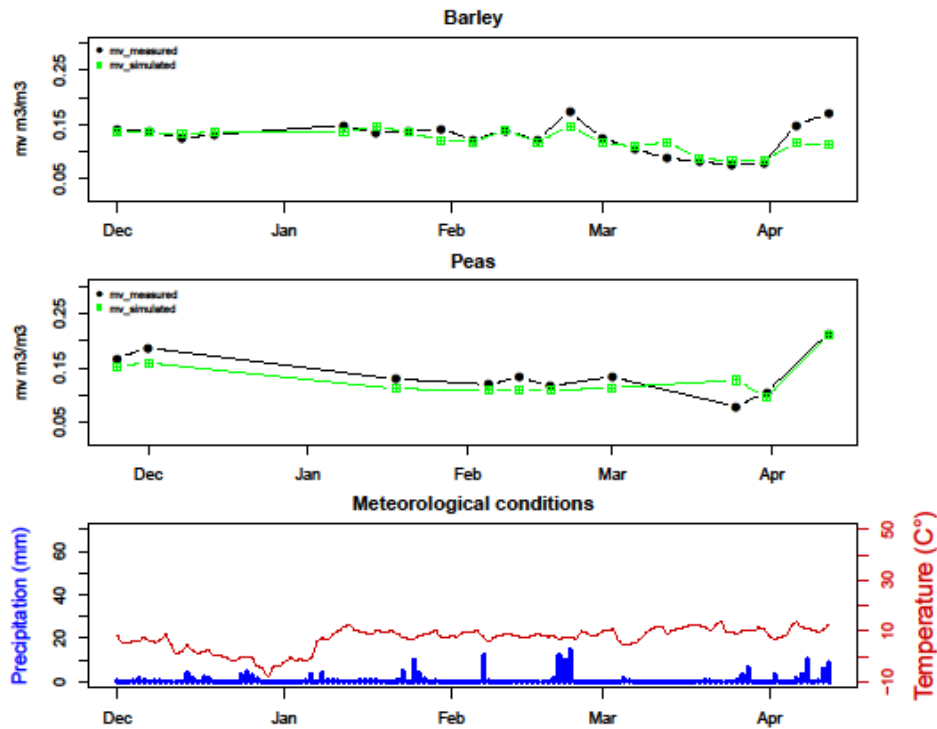


Figura 8. Serie temporal de la humedad del suelo a 5 cm de profundidad medida sobre un campo de cebada y guisantes.

4. Conclusiones

El presente estudio tuvo como objetivo aplicar una metodología operativa que ha sido probada anteriormente para las estimaciones de humedad del suelo. Pero, con el propósito de mejorar aún más los resultados de esta metodología, habíamos medido los parámetros de rugosidad (que son parámetros muy importantes para el modelo de retrodispersión IEM) mediante un sistema de adquisición fotogramétrico llevado en un UAV, para reconstruir un DSM que permitió la obtención de estos parámetros a nivel de gran parte de los campos estudiados. Por lo tanto, nuestra metodología mejorada comenzó con una medición precisa de los parámetros de rugosidad de los campos experimentales que requiere un trabajo de campo meticuloso (preparación del vuelo y equipo, elección del período del vuelo que coincide con la fecha de arado, etc.) así como procesamiento de datos para obtener el DSM y extraer las L y hrms. En segundo lugar, la parametrización del IEM con WCM para generar la base de datos sintética de la retrodispersión en la polarización VV se realizó utilizando los parámetros de rugosidad obtenidos, el SM medido, los datos de Sentinel-1 y el NDVI determinado a partir de la banda de reflectancia Sentinel-2. En tercer lugar, la base de datos sintética se dividió en un conjunto de datos de entrenamiento y validación para realizar el entrenamiento y la validación de la NN. Como paso final, el NN entrenado se aplicó a la base de datos real para probar el SM estimado. Los resultados obtenidos mostraron que la metodología aplicada brindó una herramienta eficaz para estimar la SM durante las principales etapas iniciales de crecimiento. Para el campo de cebada, la relación entre el SM estimado y medido mostró $R^2 = 0.57$ y $RMSE = 0.0124$ (m^3 / m^3). Con respecto al

campo experimental de guisantes, la relación entre el SM estimado y medido mostró $R^2 = 0.72$ y $RMSE = 0.022$ (m^3 / m^3).

Referencias

- [1] G. Nikolaou, D. Neocleous, N. Katsoulas, and C. Kittas, "Irrigation of greenhouse crops," *Horticulturae*, vol. 5, no. 1, pp. 1–20, 2019, doi: 10.3390/horticulturae5010007.
- [2] T. F. Scherer, D. Franzen, and L. Cihacek, "Soil, Water and Plant Characteristics Important to Irrigation," *K-State Res. Exte[1]* T. F. Scherer, D. Franzen, L. Cihacek, "Soil, Water Plant Charact. Important to Irrig. K-State Res. Ext., vol. 1675, no. December, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available www.ksre.ksu.edu/irrigate.nasion, vol. 1675, no. December, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: www.ksre.ksu.edu/irrigate.
- [3] R. R. Shamshiri *et al.*, "Advances in greenhouse automation and controlled environment agriculture: A transition to plant factories and urban agriculture," *Int. J. Agric. Biol. Eng.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–22, 2018, doi: 10.25165/j.ijabe.20181101.3210.
- [4] E. Ayari, Z. Kassouk, Z. Lili-Chabaane, N. Baghdadi, S. Bousbih, and M. Zribi, "Cereal crops soil parameters retrieval using L-band ALOS-2 and C-band sentinel-1 sensors," *Remote Sens.*, vol. 13, no. 7, 2021, doi: 10.3390/rs13071393.
- [5] N. Baghdadi, E. Saba, M. Aubert, M. Zribi, and F. Baup, "Evaluation of radar backscattering models IEM, Oh, and Dubois for SAR data in X-band over bare soils," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 8, no. 6, pp. 1160–1164, 2011, doi: 10.1109/LGRS.2011.2158982.
- [6] M. Choker, N. Baghdadi, M. Zribi, and M. El Hajj, "Evaluation of the Oh , Dubois and IEM Backscatter," 2017, doi: 10.3390/w9010038.
- [7] M. El Hajj *et al.*, "Soil moisture retrieval over irrigated grassland using X-band SAR data," *Remote Sens. Environ.*, vol. 176, pp. 202–218, 2016, doi: 10.1016/j.rse.2016.01.027.
- [8] N. Baghdadi, N. Holah, and M. Zribi, "Calibration of the Integral Equation Model for SAR data in C-band and HH and VV polarizations," *Int. J. Remote Sens.*, vol. 27, no. 4, pp. 805–816, 2006, doi: 10.1080/01431160500212278.
- [9] M. El Hajj, N. Baghdadi, M. Zribi, and H. Bazzi, "Synergic use of Sentinel-1 and Sentinel-2 images for operational soil moisture mapping at high spatial resolution over agricultural areas," *Remote Sens.*, vol. 9, no. 12, pp. 1–28, 2017, doi: 10.3390/rs9121292.
- [10] Mirsoleimani. Hamid Reza, N. B. , Mahmood Reza Sahebi, and M. El Hajj, "Bare Soil Surface Moisture Retrieval from Sentinel-1 SAR Data Based on the Calibrated IEM and Dubois Models Using Neural Networks," *Sensor*, no. 1992, pp. 1–12, 2019.
- [11] J. Ezzahar *et al.*, "Evaluation of Backscattering Models and Support Vector Machine for the Retrieval of Bare Soil Moisture from Sentinel-1 Data," *Remote Sens.*, vol. 12, no. 1, p. 72, 2019, doi: 10.3390/rs12010072.
- [12] M. M. Rahman, M. S. Moran, D. P. Thoma, and R. Bryant, "A derivation of roughness correlation length for parameterizing radar backscatter models," *Int. J. Remote Sens.*, no. September 2012, pp. 37–41, 2007.
- [13] M. El Hajj, N. Baghdadi, M. Zribi, and H. Bazzi, "Synergic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Images for Operational Soil Moisture Mapping at High Spatial Resolution over Agricultural Areas," *Remote Sens.*, pp. 1–28, 2017, doi: 10.3390/rs9121292.
- [14] T. P. Anguela, M. Zribi, S. Hasenauer, F. Habets, and C. Loumagne, "Analysis of surface and root-zone soil moisture dynamics with ERS scatterometer and the hydrometeorological model SAFRAN-ISBA-MODCOU at Grand Morin watershed (France)," *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, vol. 12, no. 6, pp. 1415–1424, 2008, doi: 10.5194/hess-12-1415-2008.