

Teledetección radar como herramienta para la estimación de la humedad superficial del suelo en cuencas agrícolas

J. Álvarez-Mozos, J. Casalí y M. González-Audicana
jesus.alvarez@unavarra.es

*Departamento de Proyectos e Ingeniería Rural. Universidad Pública de Navarra
Campus Arrosadía s/n, 31006 Pamplona*

RESUMEN

En este artículo, se analiza la utilidad de las imágenes radar para estimar la humedad del suelo de forma operativa en una cuenca agrícola situada en la Navarra media. Para ello se comparan valores de retrodispersión directamente obtenidos de imágenes RADARSAT-1, captadas durante la primavera de 2003, con valores de retrodispersión estimados utilizando el modelo *Integral Equation Method* (IEM), a partir de mediciones de campo, tanto de humedad del suelo como de rugosidad superficial, tomadas en fechas coincidentes con las de adquisición de imágenes.

Los resultados obtenidos muestran una gran dependencia del método a la adecuada caracterización de la rugosidad. La gran variabilidad espacial de la rugosidad y la sensibilidad del coeficiente de retrodispersión a esta variable dificultan la estimación de la humedad de forma operativa a escalas detalladas.

PALABRAS CLAVE: humedad del suelo, rugosidad, RADARSAT-1, IEM.

ABSTRACT

This article studies the usefulness of radar images for soil moisture estimation over a cultivated catchment of Navarre. With this aim, RADARSAT-1 backscattering observations, acquired during spring 2003, are compared with backscattering values simulated with the *Integral Equation Method* (IEM) model, from surface soil moisture and roughness ground measurements.

Results show a high dependence on an adequate characterization of the surface roughness. The high spatial variability of surface roughness and its strong influence in the backscattering make it difficult to operatively estimate soil moisture at detailed scales.

KEY WORDS: soil moisture, surface roughness, RADARSAT-1, IEM.

INTRODUCCIÓN

La humedad superficial del suelo (*SM*, soil moisture) es una variable que juega un papel crucial en diversos procesos que se dan en la interfaz suelo-atmósfera. Determina la distribución de la radiación solar incidente en flujo de calor sensible o de calor latente, así como la distribución de la precipitación en escorrentía superficial o infiltración. También es un factor determinante en el crecimiento y desarrollo de los cultivos, y de las plantas en general, puesto que determina el contenido de agua disponible en la parte superior del suelo donde se desarrollan las raíces de la mayoría de los cultivos en sus estados iniciales.

A gran escala interviene en procesos meteorológicos y climáticos puesto que influye en la tasa de

evaporación y transpiración (Chanzy, 2003; Burman, 2003) que dará lugar a las nubes y además ejerce un efecto suavizador del clima similar al de los mares pero de menor intensidad (Famiglietti *et al.*, 1998; Troch *et al.*, 2003). A escalas medias determina en gran medida procesos hidrológicos y agronómicos como la generación de escorrentía (Jackson, 1980; O'Loughlin, 1986; Georgakakos and Baumer, 1996; Kirkby, 2001), la evapotranspiración (Wetzel and Chang, 1987; Quesney *et al.*, 2000), el desarrollo de los cultivos o las necesidades de riego (Georgakakos and Baumer, 1996; Quesney *et al.*, 2000; Troch *et al.*, 2003). También controla procesos de erosión como la generación de cabeceras de cárcavas (Montgomery and Dietrich, 1988; Moore *et al.*, 1988; Kirkby, 2001; Romkens *et al.*, 2001; De Santiesteban, 2003) o los desliza-

mientos o movimientos en masa. Y a escalas pequeñas influye en procesos biogeoquímicos como el movimiento de solutos en el suelo y por ende en la calidad de las aguas (Huisman *et al.*, 2002; Famiglietti *et al.*, 1999).

En el ámbito de la hidrología, el estudio de la humedad del suelo y su dinámica ha sido identificado por numerosos investigadores como uno de los principales retos debido a su importancia en procesos clave del ciclo hidrológico y a su variabilidad en espacio y tiempo (Rodríguez-Iturbe, 2000). El uso y aplicación de modelos hidrológicos y el grado de fiabilidad de las predicciones que se realicen dependen en gran medida del conocimiento previo que se tenga de la humedad del suelo (Rowntree and Bolton, 1983; Troch *et al.*, 1993; Cognard *et al.*, 1995; Yu *et al.*, 2001).

La caracterización de la humedad superficial del suelo es complicada debido principalmente a su gran variabilidad espacial (Kachanoski *et al.*, 1988). Las variaciones de la humedad responden en general a los gradientes de precipitación, pero hay otros factores como el tipo de suelo, la vegetación o la topografía, especialmente la pendiente, que determinan su distribución tanto espacial como temporal (Famiglietti *et al.*, 1998).

La posibilidad de estimarla a partir de imágenes captadas por satélites es atractiva puesto que permiten adquirir información espacialmente distribuida y con una cierta periodicidad. En los últimos años se han realizado numerosos estudios con el fin de intentar estimar la humedad a partir de imágenes ópticas (Capehart and Carlson, 1997). No obstante, los resultados más prometedores se han obtenido empleando imágenes captadas por sensores radar (Engman, 1991).

La emisión y retrodispersión de microondas por la superficie del suelo dependen en gran medida de la constante dieléctrica de éste (ϵ), que está directamente relacionada con su contenido de humedad. La constante dieléctrica de las partículas sólidas del suelo ronda alrededor de 5 mientras que la del agua líquida es de 80 (Topp *et al.*, 1980). En este fenómeno se basan varios métodos de medición de humedad del suelo *in situ*, como los instrumentos TDR (*Time Domain Reflectometry*) o las sondas de capacitancia.

La estimación de la humedad del suelo a partir de imágenes radar no es sencilla. Hay otros factores además de ϵ que influyen en el coeficiente de retrodispersión observado por los sensores radar (σ^0). La rugosidad superficial, la textura del suelo, el relieve

o la presencia de vegetación son aspectos que intervienen también en la retrodispersión y dificultan la estimación de SM . En condiciones de ausencia de vegetación, la rugosidad es la característica de la superficie que junto con SM mayor influencia ejerce en la retrodispersión.

Las metodologías propuestas para la estimación de SM a partir de imágenes radar pueden agruparse en tres grupos principales. En el primero, se agrupan aquellos modelos basados en relacionar σ^0 y SM mediante regresiones lineales empíricas que son válidas para condiciones invariables de rugosidad superficial y de parámetros de adquisición de las imágenes (Prevot *et al.*, 1984; Bruckler and Witono, 1989). El segundo grupo consiste en la aplicación de técnicas de detección de cambios para analizar las variaciones de SM , asumiendo que la rugosidad superficial, textura del suelo o la cobertura vegetal cambian mucho más lentamente que la humedad del suelo (Engman, 1991; Blyth, 1997). En los últimos años se han propuesto modelos de dispersión electromagnética que simulan el proceso de retrodispersión en la superficie terrestre. Para condiciones de ausencia de vegetación, se han desarrollado tanto modelos empíricos como el de Oh *et al.* (1992) y el de Dubois *et al.* (1995), modelos de base física como el modelo Integral Equation Method (IEM) (Fung *et al.*, 1992; Fung, 1994), así como modelos semiempíricos como el propuesto por Shi *et al.* (1997).

Los primeros estudios de estimación de SM a partir de observaciones radar establecían relaciones lineales entre σ^0 y SM (Ulaby *et al.*, 1982), siendo la pendiente de estas relaciones lineales función de la rugosidad y la ordenada en el origen función de la textura del suelo (Dobson *et al.*, 1986). Debido a su simplicidad, estos modelos han sido muy usados (Rombach and Mauser, 1997; Quesney *et al.*, 2000), pero su naturaleza empírica y su sensibilidad tanto a variaciones en rugosidad como a variaciones en los parámetros de adquisición de las imágenes, reducen su aplicabilidad (Moran *et al.*, 2004).

Técnicas de detección de cambios como la sustracción o el ratio entre imágenes multitemporales y otras específicas de las imágenes radar como el estudio de la decorrelación de la fase, permiten detectar cambios que se pueden atribuir a variaciones en el contenido de humedad del suelo siempre que se pueda asumir que otras características de la superficie como la rugosidad o vegetación no hayan cambiado. Estas técnicas de detección de cambios requieren que los parámetros de la adquisición, sobre todo el ángulo de incidencia (θ_{inc}), sean idénticos.

tics entre las diferentes imágenes (Villasenor *et al.*, 1993), con lo que es necesario trabajar con imágenes adquiridas en la misma pasada haciendo que la periodicidad en las adquisiciones se alargue mucho. Por ejemplo, en el caso de RADARSAT-1 la periodicidad nominal de las imágenes adquiridas en el modo estándar es de 24 días, excesiva para el estudio de la humedad del suelo de cara a aplicaciones hidrológicas o agronómicas.

La aplicación de modelos de retrodispersión no requiere condiciones de observación idénticas, con lo que es posible emplear imágenes con mayor periodicidad.

El desarrollo de modelos empíricos de retrodispersión como el de Oh *et al.* (1992) o el de Dubois *et al.* (1995) se realizó a partir de observaciones radar muy detalladas sobre diferentes condiciones de humedad, rugosidad y textura, tras las cuales se derivaron expresiones que relacionan tanto los parámetros de la superficie como los de adquisición de la imagen con σ^0 . Aunque ambos modelos hayan sido propuestos considerando un amplio rango de SM , rugosidad, etc. su validez queda en principio limitada a las condiciones para las que fueron propuestos. Estos modelos han sido aplicados en diversos experimentos mostrando buenos resultados en algunos casos (Wang *et al.*, 1997; Zribi and Dechambre, 2002) y resultados insatisfactorios en otros (Verhoest, 2000).

Los modelos de retrodispersión teóricos tratan de simular como es la dispersión de ondas electromagnéticas por una superficie dieléctrica aleatoriamente rugosa (Fung *et al.*, 1992). Estos modelos proporcionan expresiones válidas para cualquier condición y son, en principio, preferibles a los modelos empíricos. Los modelos clásicos de retrodispersión son los modelos *Geometrical Optics Model* (GOM) y *Physical Optics Model* (POM), también denominados modelos de *Kirchhoff* (KM), y el modelo *Small Perturbation Model* (SPM) (Ulaby *et al.*, 1982). Los modelos de *Kirchhoff* son aplicables en condiciones de rugosidad fuerte o moderada y el modelo SPM es aplicable en superficies de rugosidad baja (Ulaby *et al.*, 1982).

El modelo *Integral Equation Method* (IEM) (Fung *et al.*, 1992; Fung, 1994) integra los modelos de *Kirchhoff* y el modelo SPM y es por tanto aplicable a un rango más amplio de condiciones de rugosidad. Este modelo simula la retrodispersión de una determinada superficie a partir de dos parámetros de rugosidad (la desviación típica de las alturas de la superficie del suelo y su longitud de correla-

ción) y de ϵ del suelo y teniendo en cuenta parámetros de la observación como la longitud de onda (λ), la polarización y θ_{inc} . Actualmente es el modelo más empleado para el estudio de la humedad del suelo a partir de imágenes radar (Moran *et al.*, 2004).

Sin embargo, la estimación de la humedad del suelo a partir de imágenes adquiridas por medio de sensores radar de configuración simple como RADARSAT-1 o ERS-1/2 no es completamente operativa hoy en día. El principal inconveniente estriba en la caracterización de la rugosidad superficial del suelo. En la mayoría de estudios en los que se mide la rugosidad se emplean para tal fin tanto perfilómetros de varillas como láser, que adquieren perfiles unidimensionales de la superficie. La rugosidad superficial del suelo se caracteriza mediante dos parámetros obtenidos de estos perfiles que describen su componente vertical y horizontal respectivamente. La componente vertical de la rugosidad aleatoria se representa mediante la desviación estándar de las alturas de la superficie, s . La componente horizontal se caracteriza por medio de la función de autocorrelación del perfil de rugosidad, $\rho(x)$ de la que se obtiene la longitud de correlación, l , que representa la distancia horizontal a partir de la cual se considera que la altura de dos puntos no está correlacionada (Ulaby *et al.*, 1982).

La sensibilidad de σ^0 a estos dos parámetros de rugosidad hace que sea necesario medirlos *in situ* para poder estimar SM a partir de imágenes radar. Además, la variabilidad espacial de la rugosidad hace que sea necesario medirlos con un alto grado de detalle.

En el caso de superficies agrícolas la rugosidad superficial está directamente relacionada con el tipo de laboreo que se realice, con lo que si se contase con valores de s y l representativos de cada tipo de laboreo sería posible aplicar esta metodología de forma operativa. Además, en el caso de zonas agrícolas cultivadas con cereales de invierno, tras la siembra no se realizan labores que modifiquen la rugosidad hasta después de la cosecha. En estas condiciones la rugosidad se puede asumir invariable salvo en caso de precipitaciones muy intensas.

El principal objetivo del presente artículo consiste en tratar de estimar la humedad superficial del suelo mediante imágenes radar empleando el modelo de retrodispersión IEM y tomando unos valores de rugosidad considerados representativos de cada clase de laboreo.

Para ello se tomó como referencia una pequeña cuenca agrícola cultivada con cereal de invierno y

se trabajó con cinco imágenes adquiridas por el sensor RADARSAT-1 en la primavera de 2003. En la siguiente sección se describe el área de estudio y las imágenes empleadas y se detallan las mediciones de campo realizadas en el periodo de estudio. Posteriormente, se detalla la metodología seguida y se describe el modelo aplicado. Finalmente se presentan y discuten los resultados obtenidos y se extraen las conclusiones principales.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El área de estudio en la que se ha llevado a cabo el presente trabajo es una pequeña cuenca agrícola, situada en el término municipal de Villanueva de Yerri (Navarra), denominada La Tejería (Figura 1). Las coordenadas UTM del punto de desagüe de la cuenca son x: 586.000, y: 4.732.154, huso 30T y datum ED50. Esta cuenca forma parte de la Red de Cuencas Agrarias Experimentales de Navarra, red que fue creada a partir de 1993 por el Gobierno de Navarra con el objetivo de estudiar el impacto de la agricultura en los recursos hídricos (Donézar y Del Valle Lersundi, 2001).

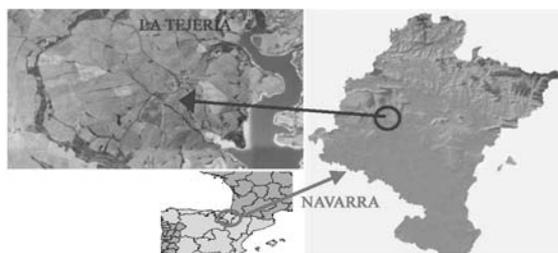


Figura 1. Localización de la cuenca La Tejería. Es una cuenca en forma de abanico que vierte al pantano de Alloz.

La cuenca de La Tejería está orientada hacia el sudeste y vierte sus aguas al pantano de Alloz. Tiene forma de abanico y posee una superficie de 160 ha con pendientes bastante homogéneas, aproximadamente de un 12%, siendo la cota de su punto más alto de 649 m y la de su punto de desagüe de 496 m. El clima es submediterráneo húmedo, con una temperatura media anual de 13°C y una precipitación media anual en torno a 700 ó 750 mm distribuidos en unos 105 días de lluvia.

Sus suelos son arcillosos, siendo la unidad de suelos más abundante clasificada como *Typic Xerorthent*. Estos suelos tienen una profundidad inferior a 1 m y se encuentran en la mayor parte de las laderas. En la parte baja de las laderas los suelos son algo más profundos y se clasifican como *Typic Xerochrept*. En las vaguadas se encuentran suelos de la unidad *Fluventic Xerochrept* con profundidades cercanas a 2 m y textura franco arcillosa.

La cuenca se encuentra equipada en su punto de salida con una estación meteorológica e hidrológica automática. La estación proporciona medidas de precipitación, caudales de salida de la cuenca y otras variables meteorológicas cada 10 min y datos diarios de calidad de aguas (aporte de sedimentos, concentración de nitratos, fosfatos y otros agroquímicos) desde 1994. Una descripción más detallada de la edafología, climatología e instrumentación de la cuenca puede obtenerse en Donézar y Del Valle Lersundi (2001).

Durante el periodo de estudio la mayor parte de la cuenca se encontraba cultivada con cereal de secano excepto cuatro parcelas, en las que se habían sembrado leguminosas a voleo tras compactar el suelo, y una parcela labrada con labor de vertedera (Figura 2).

CLASE	Nº PARCELAS	ÁREA (ha)	Nº PARCELAS DE CONTROL
CEREAL	52	126,27	11
CEREAL compac.	8	17,95	2
LEGUMINOSAS	4	10,35	2
VERTEDERA	1	1,77	1

Tabla 1. Número total de parcelas y superficie correspondientes a cada clase y número de parcelas de control.

Las parcelas de la cuenca se clasificaron en diferentes grupos en función del cultivo y tipo de labor de preparación de suelo que se había aplicado en cada caso (Tabla 1). Las parcelas cultivadas con cereal presentaban un estado fenológico 20-30, ahijado, en la escala Zadocks y tenían una altura de aproximadamente 15 cm. En las parcelas cultivadas con leguminosas las plántulas acababan de germinar.

En el presente estudio se consideró que, debido al incipiente estado de desarrollo del cereal, la cobertura vegetal no influía en el fenómeno de la retrodispersión. Las microondas presentan cierta capacidad de penetración en las cubiertas vegetales que

depende del estado de desarrollo de las mismas y de λ , la polarización y θ_{inc} . En este sentido, Mattia *et al.* (2003) observaron que una cubierta vegetal de trigo de 10-15 cm de altura no influía en el proceso de retrodispersión en imágenes ERS adquiridas en la banda C con un ángulo de incidencia de 23° y en polarización VV, condiciones de adquisición análogas a las del presente estudio excepto la polarización. Además, se ha demostrado que las imágenes adquiridas sobre cultivos de cereal en polarización HH, como las RADARSAT-1, sufren una menor atenuación que en la polarización VV probablemente debido a la disposición vertical de los tallos (Biftu and Gan, 1999; Mattia *et al.*, 2003).

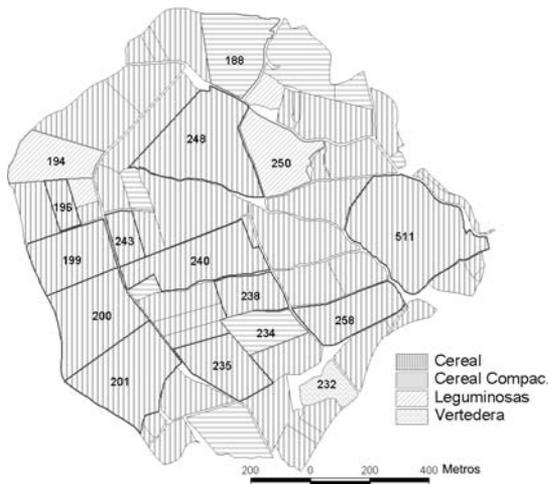


Figura 2. Cultivos presentes en la cuenca de La Tejería durante el periodo de estudio. Las parcelas de control aparecen regreasadas y mostrando su identificador catastral.

Imágenes empleadas

Para el presente trabajo se contó con cinco imágenes RADARSAT-1 SGF adquiridas sobre Navarra en la primavera de 2003. RADARSAT-1 adquiere imágenes en la banda C (5,3 GHz) y con polarización HH, y permite seleccionar el θ_{inc} entre diferentes modos de haz. En nuestro caso se tomaron imágenes en los modos de haz S1 y S2, cuatro de ellas en pasada descendente y una en pasada ascendente, consiguiendo un total de 5 observaciones en un periodo de aproximadamente un mes. Se seleccionaron los modos de haz S1 y S2 por ser los que proporcionan un θ_{inc} menor, ya que cuanto

menor sea θ_{inc} la atenuación de la vegetación y la influencia de la rugosidad se minimizan, siendo estas observaciones más apropiadas para el estudio de la humedad del suelo (Ulaby *et al.* 1982). En la Tabla 2 se muestran las principales características de las imágenes empleadas.

Fecha	Hora	Pasada	Modo de Haz	Ángulo inc. (°)	Resolución (m)
27/02	6:23:10	DESC	S1	20-27	24 x 27
06/03	6:23:02	DESC	S2	24-31	20 x 27
23/03	6:23:09	DESC	S1	20-27	24 x 27
30/03	6:18:57	DESC	S2	24-31	20 x 27
02/04	17:50:22	ASC	S1	20-27	24 x 27

Tabla 2. Principales características de las imágenes RADARSAT-1 SGF empleadas.

Mediciones de campo

Durante el periodo de estudio se realizó una campaña de mediciones de campo para caracterizar *in situ* tanto SM como la rugosidad superficial.

Se midió el contenido de humedad de los primeros 10 cm de suelo de forma coincidente con las adquisiciones de imágenes empleando una sonda TDR (TRIME FM-3, IMKO GmbH). La medición de la humedad del suelo mediante instrumentos TDR se basa en la medición de la constante dieléctrica, ϵ de los suelos que posteriormente se puede convertir a valores de SM mediante diferentes expresiones. En el caso de la sonda empleada se obtiene directamente un valor de SM calculado mediante un polinomio de tercer grado similar a la ecuación de Topp (Topp *et al.*, 1980) ajustado para una gran variedad de suelos y tomando como referencia un valor de densidad aparente del suelo (ρ_b) de 1,4 gcm⁻³. Por lo tanto, si se efectúan medidas de humedad en suelos con densidades aparentes diferentes a 1,4 éstas deben ser corregidas mediante la siguiente ecuación (IMKO, 2001):

$$SM_{corregida} = SM_{TDR} - (12,12 * \rho_b - 17,05)$$

Las mediciones de SM se realizaron mediante un muestreo aleatorio estratificado para cubrir la variabilidad en clases de rugosidad y tipos de suelo presentes en la cuenca y obtener unos valores prome-

dio para la cuenca estadísticamente representativos (Figura 3). En total se midió la humedad en 60 puntos, en cada uno de ellos se tomaron tres lecturas con la sonda TDR.

Además, se consideraron 16 parcelas de control en las que se midió la humedad en un mínimo de tres puntos. El área de estas parcelas era superior a 1 ha, valor recomendado para reducir la influencia del moteado (*speckle*) de las imágenes radar y obtener una variabilidad en el coeficiente de retrodispersión en torno a $\pm 0,25$ dB (Wooding et al., 1993).

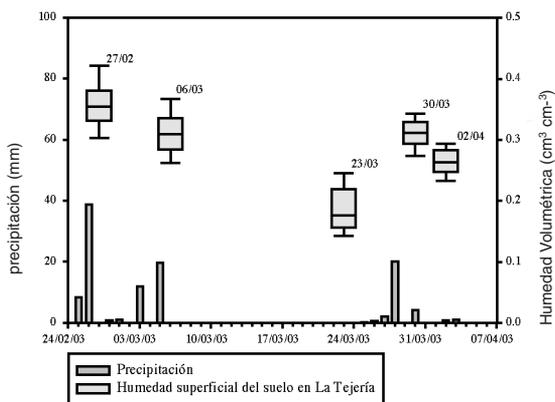


Figura 3. Medidas de humedad realizadas en la cuenca de La Tejería en las fechas de adquisición de imágenes. Se representa además la precipitación recogida en la cuenca.

De forma simultánea se efectuaron mediciones de la rugosidad superficial del suelo en la cuenca. Dado que durante el periodo de estudio no se efectuaron labores de preparación del suelo ni se produjeron precipitaciones especialmente intensas, se consideró la rugosidad invariable en las diferentes fechas de adquisición de imágenes. De este modo, se midió la rugosidad superficial mediante un perfilómetro de varillas de 1 m de largo con un intervalo de muestreo de 2 cm.

La componente de la rugosidad superficial que influye en σ^0 es la rugosidad aleatoria, mientras que la estructura lineal creada por los aperos puede modificar el ángulo de incidencia local (Ulaby et al., 1986). En el presente estudio las parcelas estudiadas no presentaban una estructura de líneas de cultivo apreciable, excepto en el caso de la parcela arada con vertedera. Luego, se consideró la rugosidad como un fenómeno isotrópico aleatoriamente variable. Se tomaron perfiles de la superficie en las diferentes clases de laboreo y se procesaron según

el procedimiento estándar propuesto por Davidson et al. (2003) para calcular los parámetros de rugosidad s y l . En total se adquirieron 88 perfiles a lo largo de la cuenca y los valores medios de s y l calculados fueron 1,00 y 3,47 cm respectivamente con unas desviaciones típicas de 0,13 y 2,87 cm. En la Tabla 3 se muestran los valores promedio y las desviaciones típicas de los parámetros de rugosidad medidos en cada clase.

Los valores obtenidos son similares los propuestos por Davidson et al. (2000) que en parcelas compactadas obtuvieron valores de s y l de 0,80 y 2,70 cm respectivamente, en parcelas sembradas con cereal valores de 1,00 y 2,90 cm y en parcelas aradas con vertedera de 3,50 y 6,10 cm.

Modelo Integral Equation Method (IEM)

La versión del modelo IEM (Fung et al., 1992; Fung, 1994) utilizada en este trabajo es una versión simplificada que no tiene en cuenta la retrodispersión múltiple y es, por tanto, aplicable en condiciones de rugosidad baja o media o a frecuencias medias o largas (Altese et al., 1996). Esta versión simplificada es aplicable si se cumplen las condiciones:

$$ks < 3$$

$$m < 0,4$$

donde k , es el número de onda $k = 2\pi/\lambda$ y m , es la pendiente de la rugosidad que en superficies con funciones de autocorrelación exponenciales es igual a $m = s/l$.

Según esta versión del modelo, el coeficiente de retrodispersión en la polarización HH viene dado por la ecuación:

$$\sigma_{HH}^0 = \frac{k^2}{2} e^{(-2k_z s^2)} \sum_{n=1}^{\infty} \sigma^{2n} |I_{HH}^n|^2 \frac{W^n(-2k_x, 0)}{n!}$$

donde, θ_{inc} , es el ángulo de incidencia; $k_z = k \cos \theta_{inc}$; $k_x = k \sin \theta_{inc}$; $W^n(u, v)$, es el espectro de rugosidad de la superficie, que se calcula a partir de la transformada de Fourier de la función de autocorrelación de la superficie $\rho(x, y)$.

$$W^n(u, v) = \frac{1}{2\pi} \iint \rho^n(x, y) e^{-i(ux+vy)} dx dy$$

Clase	N	s media (cm)	Desviación típica s (cm)	l media (cm)	Desviación típica l (cm)
LEGUMINOSAS	16	0,474	0,089	2,436	2,836
CEREAL Compac.	20	0,889	0,268	3,621	3,263
CEREAL	48	1,046	0,341	3,492	2,631
VERTEDERA	4	2,568	0,723	7,410	2,354

Tabla 3. Parámetros de rugosidad medidos para cada clase de laboreo. Se muestra el número de perfiles adquiridos en cada caso junto con los valores medios y la desviación típica de los parámetros s y l .

En el caso de superficies con funciones de autocorrelación exponenciales $W^{(n)}$ se puede expresar como (Fung, 1994):

$$W_{\text{exp}}^{(n)} = \frac{l^2}{n^2} \left[1 + \left(\frac{2k_l \sin \theta}{n} \right)^2 \right]^{-1.5}$$

El término I_{HH}^n se expresa como (Fung, 1994):

$$I_{HH}^n = (2k_z)^n f_{HH} e^{(-s^2 k_z^2)} + \frac{k_z^n [F_{HH}(-k_x, 0) + F_{HH}(k_x, 0)]}{2}$$

donde, f_{HH} son los coeficientes de campo de Kirchhoff y F_{HH} los coeficientes de campo complementarios que se pueden calcular a partir de los coeficientes de reflexión de Fresnel (R_{\parallel} y R_{\perp}) y la constante dieléctrica del suelo (ϵ).

$$f_{HH} = -2R_{\perp} / \cos \theta_{inc}$$

$$F_{HH}(-k_x, 0) + F_{HH}(k_x, 0) = \frac{2 \sin^2 \theta_{inc} (1 + R_{\perp})^2 \left[\frac{\epsilon - \sin^2 \theta_{inc} - \cos^2 \theta_{inc}}{\cos^2 \theta_{inc}} \right]}{\cos \theta_{inc}}$$

$$R_{\parallel} = \frac{\epsilon \cos \theta_{inc} - \sqrt{\epsilon - \sin^2 \theta_{inc}}}{\epsilon \cos \theta_{inc} + \sqrt{\epsilon - \sin^2 \theta_{inc}}}$$

$$R_{\perp} = \frac{\cos \theta_{inc} - \sqrt{\epsilon - \sin^2 \theta_{inc}}}{\cos \theta_{inc} + \sqrt{\epsilon - \sin^2 \theta_{inc}}}$$

De este modo, el modelo estima el coeficiente de retrodispersión de una determinada superficie a partir de los parámetros de rugosidad y ϵ de la superficie y de parámetros de la observación como la polarización, θ_{inc} y λ . En el presente trabajo, ϵ se calcula a partir de la SM medida en campo teniendo en cuenta la textura del suelo y su densidad aparente siguiendo el algoritmo de Dobson *et al.* (1985).

Procesamiento de las imágenes RADARSAT-1 SGF

El tratamiento de las imágenes RADARSAT-1 se realizó en cuatro fases. En primer lugar, se calibraron radiométricamente las imágenes, con el fin de calcular σ^0 en cada píxel a partir de su nivel digital (ND) en la imagen, teniendo en cuenta los parámetros de la adquisición. Para ello, se siguió la metodología estándar propuesta por Shepherd (2000) para imágenes RADARSAT-1. Para el cálculo de σ^0 es necesario conocer el θ_{inc} local de cada píxel de la imagen, en nuestro caso, este θ_{inc} local se calculó teniendo en cuenta el relieve del terreno según el algoritmo propuesto por Ulander (1996).

En segundo lugar, se filtraron las imágenes para reducir el moteado o *speckle*. El moteado es una distorsión radiométrica inherente a cualquier sistema de adquisición de imágenes radar. Las imágenes empleadas fueron previamente procesadas con un tratamiento *multilook* para la reducción de moteado, siendo el número de *looks* igual a cuatro. Este procesamiento *multilook* reduce a la mitad el error en la estimación de σ^0 para un determinado píxel. No obstante, dado que las imágenes seguían teniendo apariencia granulosa se optó por aplicar un filtro de reducción de moteado del tipo *Gamma MAP* (Lopes *et al.*, 1990). Se aplicó el filtro con un tamaño de ventana de 7 x 7 píxeles, considerado adecuado para reducir el moteado sin perder en exceso la información textural de las imágenes.

Posteriormente, se procedió a la georreferenciación o corrección geométrica de las imágenes, que consistió en una transformación lineal realizada tras localizar una serie de puntos de control (GCP). Se georreferenció solamente el área de estudio por lo que no fue necesario un número de GCPs muy alto (se usaron 6 GCPs en cada imagen).

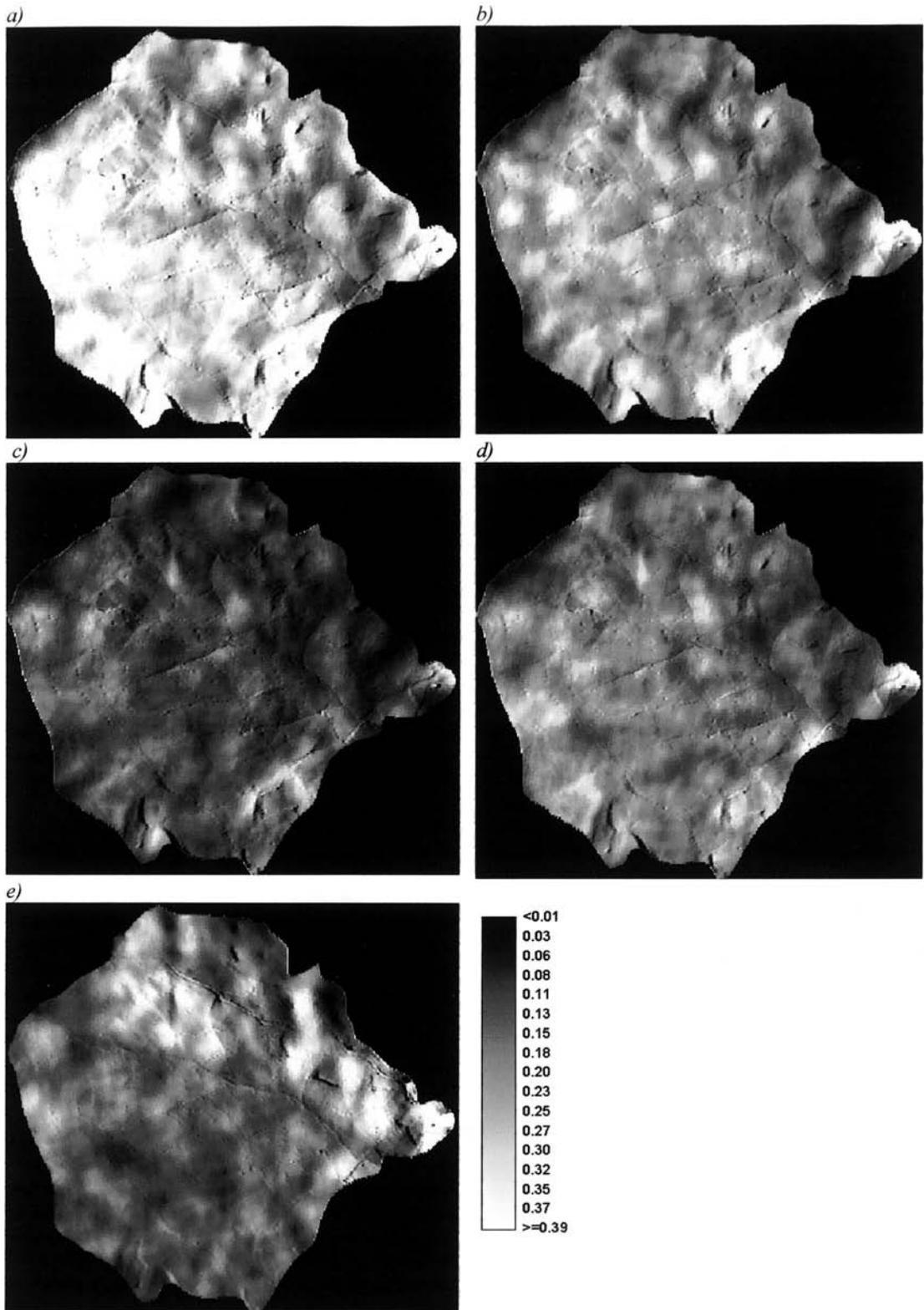


Figura 4. Imágenes RADARSAT-1 adquiridas sobre la cuenca y ya procesadas mostrando el coeficiente de retrodispersión σ^0 en unidades lineales m^2m^{-2} . a) 27/02/03, b) 06/03/03, c) 23/03/03, d) 30/03/03 y e) 02/04/03.

En todos los casos el error en la georreferenciación fue inferior a un píxel.

Por último, a partir de las imágenes de σ^0 de la cuenca de estudio (Figura 4) se calcularon los valores medios de σ^0 para cada parcela y para toda la cuenca utilizando para ello una capa vectorial. Estos valores de σ^0 se compararon con los valores simulados por el IEM a partir de las mediciones de campo.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Correlación entre SM y σ^0

En primer lugar y de forma descriptiva, se analizó la correlación existente entre σ^0 calculado a partir de las imágenes y la SM medida en campo. Como se ha comentado en la introducción, en teoría, ambas variables muestran una relación lineal cuya pendiente y ordenada en el origen dependen respectivamente de la rugosidad superficial y textura del suelo. Por tanto, sobre la base de la hipótesis inicial de homogeneidad en los parámetros de rugosidad dentro de cada clase de laboreo, las diferentes

parcelas pertenecientes a una misma clase deberían seguir una misma relación lineal. Aunque las mediciones de rugosidad realizadas indiquen que esta hipótesis inicial no se cumple, especialmente en el caso de la longitud de correlación, se estudió la correlación existente entre ambas variables tanto a escala de parcela como a escala de cuenca.

Las regresiones lineales que se obtienen a escala de parcela muestran unos valores de correlación relativamente altos (R^2 entre 0,508 y 0,748) (Figura 5). Además la pendiente parece estar relacionada con la rugosidad, ya que su valor es mayor cuanto menos rugosa es la superficie. La dispersión que se observa sobre todo en las parcelas correspondientes a las clases *CEREAL* y *VERTEDERA* puede deberse al hecho de que en este estudio se estén combinando imágenes con ángulos de incidencia diferentes o a la alta variabilidad en la rugosidad de las parcelas pertenecientes a una misma clase.

A escala de cuenca (Figura 6) la correlación observada es alta (R^2 0,864), en este caso la única causa posible de dispersión sería derivada del hecho de tener imágenes adquiridas con ángulos de incidencia diferentes, ya que entre las diferentes observaciones no se produjeron variaciones significativas en la rugosidad o en la cubierta vegetal.

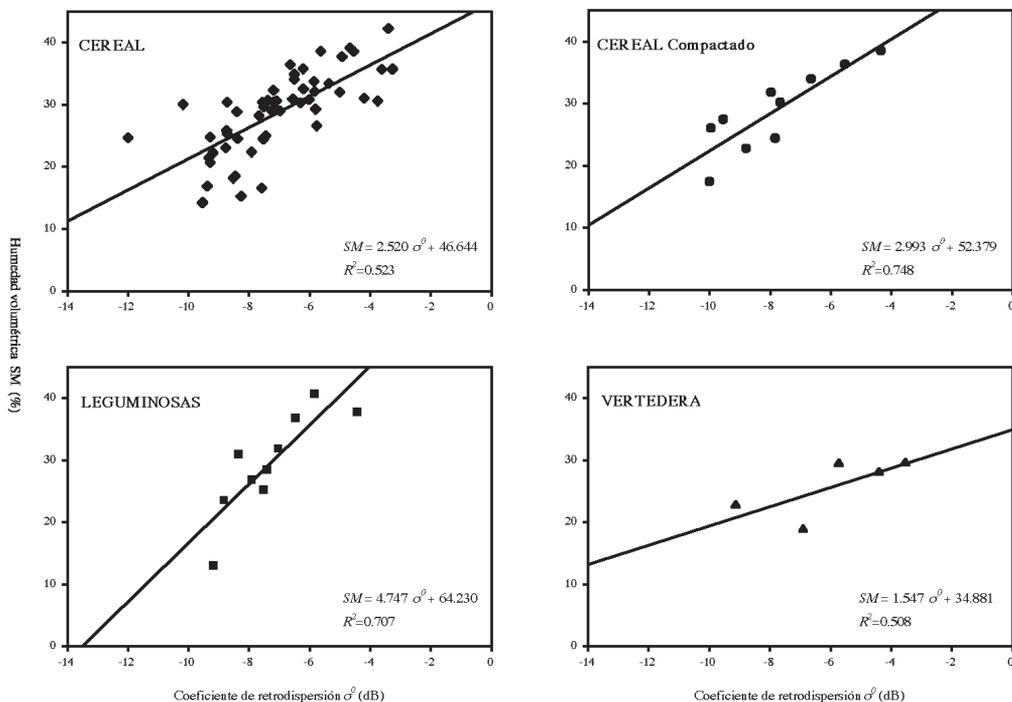


Figura 5. Correlación existente entre el coeficiente de retrodispersión σ^0 y la humedad superficial del suelo SM a escala de parcela.

De cualquier forma, el uso de las regresiones lineales planteadas como herramientas de predicción no es fiable, dado que su validez queda restringida únicamente a las condiciones de rugosidad superficial y observación para las que se han ajustado. Es por tanto recomendable emplear un método con una mayor base física y aplicable a cualquier condición como el modelo IEM.

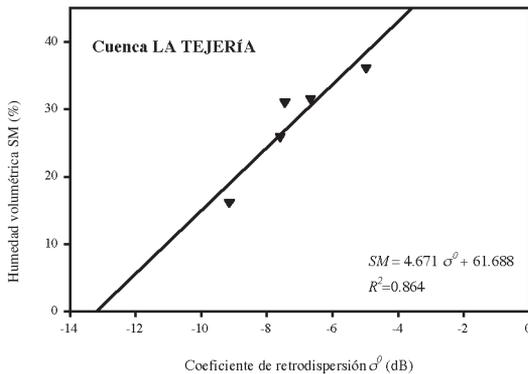


Figura 6. Correlación existente entre el coeficiente de retrodispersión σ^0 y la humedad superficial del suelo SM a escala de cuenca.

Simulaciones realizadas con el modelo IEM

Se realizaron simulaciones con el modelo IEM a escala de parcela y a escala de cuenca y se compararon con las observaciones de RADARSAT-1 (Figura 7 y Figura 8). Los resultados se evaluaron mediante el error medio cuadrático (*rmse*) entre simulaciones y observaciones en dB (Tabla 4).

En general se observa una cierta correlación entre las simulaciones y las observaciones. A escala de parcela el grado de dispersión es alto, las clases *CEREAL* y *LEGUMINOSAS* son las que proporcionan un mejor ajuste con valores de error por debajo de 2 dB (Tabla 4). Las simulaciones realizadas con la parcela perteneciente a la clase *VERTEADERA* resultan en valores por debajo de -10 dB que no reflejan los valores observados por RADARSAT. Estos valores extremadamente bajos pueden deberse al hecho de que las condiciones de rugosidad de esta parcela estén en el límite de aplicabilidad del modelo por lo que es posible que en la realidad se produzcan fenómenos de reflexión múltiple que el modelo no tiene en cuenta. Pero además, es posible que los valores de humedad medidos en esta parcela no sean

del todo representativos debido a la dificultad que conlleva una correcta medición de la humedad en parcelas aradas que muestran un contenido de humedad mayor en la parte baja de los surcos que en su parte superior.

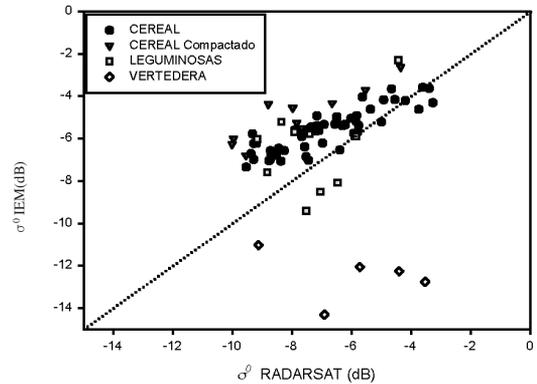


Figura 7. Representación de los valores de coeficiente de retrodispersión estimados por el modelo IEM (σ^0 IEM) frente a los observados en las imágenes RADARSAT-1 (σ^0 RADARSAT) para las parcelas de control.

A escala de cuenca (Figura 8) no se observa una dispersión tan fuerte y la correlación entre observaciones y simulaciones es mayor. No obstante, los resultados muestran una sobreestimación sistemática del coeficiente de retrodispersión por el modelo, que hace que el error obtenido sea relativamente alto (1,670 dB).

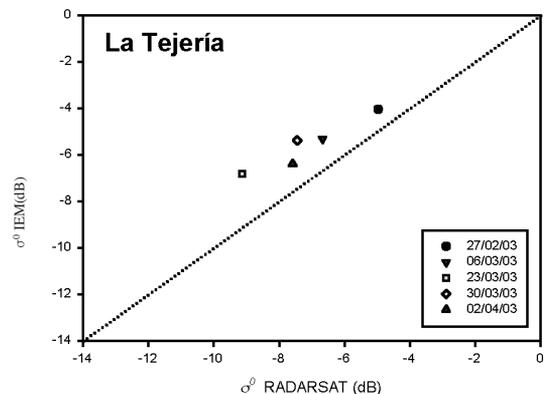


Figura 8. Representación de los valores de coeficiente de retrodispersión estimados por el modelo IEM (σ^0 IEM) frente a los observados en las imágenes RADARSAT-1 (σ^0 RADARSAT) para la cuenca de La Tejería.

Escala de parcela, CLASE	σ^0 rmse (dB)
CEREAL	1,586
CEREAL Compact.	3,028
LEGUMINOSAS	2,047
VERTEDEERA	7,003
Escala de cuenca	1,670

Tabla 4. Valores de error (*rmse*) en dB obtenidos en las simulaciones con el modelo IEM.

Esta sobreestimación puede ser en parte debida a una incorrecta caracterización de la rugosidad superficial. Varios autores han resaltado la dificultad de medir correctamente los parámetros de rugosidad, especialmente el parámetro *l*, mencionando que es preciso adquirir perfiles largos y con un intervalo de muestreo muy detallado (Altese *et al.*, 1996; Baghdadi *et al.*, 2002; Davidson *et al.*, 2003). En el presente trabajo el intervalo de muestreo del perfilómetro usado era de 2 cm, lo cual puede resultar excesivo para estimar *l* con la fiabilidad requerida. Davidson *et al.* (2003) realizaron un estudio sobre la validez de las mediciones de rugosidad realizadas con perfilómetros de 1 m de longitud y 0,5 cm de intervalo. Además, estudiaron la relación existente entre los parámetros de rugosidad *s* y *l* y observaron una relación lineal entre ambos parámetros que se cumplía para un amplio rango de condiciones de rugosidad sobre superficies agrícolas:

$$l(\text{cm}) = 1,47 + 1,6s(\text{cm})$$

La posibilidad de estimar *l* a partir de valores de *s* es de gran interés, dado que el parámetro *s* es relativamente fácil de medir y no es tan sensible al intervalo de muestreo del perfilómetro empleado (Davidson *et al.*, 2003). Por lo tanto, a continuación se estimaron los valores de *l* según la ecuación propuesta por Davidson *et al.* (2003) (Tabla 5) para cada clase y se volvieron a realizar simulaciones con el IEM a partir de estos datos.

Clase	<i>s</i> (cm)	<i>l</i> (cm)	<i>l</i> (cm) Davidson <i>et al.</i> (2003)
LEGUMINOSAS	0,474	2,436	2,228
CEREAL Compact.	0,889	3,621	2,892
CEREAL	1,046	3,492	3,144
VERTEDEERA	2,568	7,410	5,579
Promedio cuenca	1,002	3,466	3,075

Tabla 5. Parámetros de rugosidad medidos en campo junto con los valores de *l* estimados a partir de Davidson *et al.* (2003).

Los resultados obtenidos en este caso muestran unos valores de error menores que en el caso anterior en todas las clases salvo en la clase VERTEDEERA, que sigue en los límites de aplicabilidad del modelo y proporciona resultados incorrectos (Figuras 9 y 10 y Tabla 6). Parece por tanto que la relación observada por Davidson *et al.* (2003) se cumple también en nuestro caso.

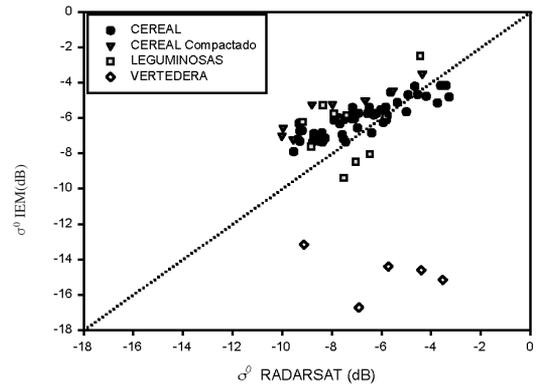


Figura 9. Representación de los valores de coeficiente de retrodispersión estimados por el modelo IEM (σ^0 IEM) frente a los observados en las imágenes RADARSAT-1 (σ^0 RADARSAT) para las parcelas de control. Los valores de *l* considerados se han calculado según Davidson *et al.* (2003).

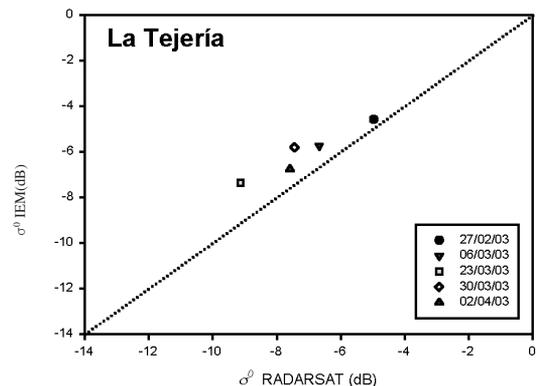


Figura 10. Valores de coeficiente de retrodispersión estimados por el modelo IEM frente a los observados en las imágenes RADARSAT-1 para la cuenca de La Tejería. Los valores de *l* considerados se han calculado según Davidson *et al.* (2003).

Sin embargo, se sigue apreciando un alto grado de dispersión que se traduce en valores de error entre 1,266 y 2,406 dB. Es probable que dichos errores se deban al hecho de considerar la rugosidad

superficial constante para todas las parcelas pertenecientes a una misma clase de laboreo. Los altos valores de desviación típica observados en los parámetros de rugosidad medidos para cada clase (Tabla 3) indican una gran variabilidad espacial que puede ser la causa de la dispersión observada.

Escala de parcela, CLASE	σ^0 rmse (dB)
CEREAL	1,266
CEREAL compact.	2,406
LEGUMINOSAS	1,966
VERTEDERA	9,242
Escala de cuenca	1,234

Tabla 6. Valores de error (rmse) en dB obtenidos en las simulaciones con el modelo IEM. Los valores de l considerados se han calculado según Davidson *et al.* (2003).

Por otro lado, a escala de cuenca se sigue apreciando una sobreestimación de σ^0 por el modelo IEM. Dicha sobreestimación puede deberse a la influencia de la cubierta vegetal que se ha considerado despreciable. Es posible que la cubierta vegetal causase una cierta atenuación en σ^0 haciendo que los valores observados por RADARSAT-1 sean menores que los simulados por el modelo IEM para el caso de que la superficie del suelo estuviese desnuda.

Realizando un análisis de sensibilidad del modelo IEM se observa la importancia de la correcta caracterización de la rugosidad superficial. En las Figuras 11 y 12 se muestran los resultados de una serie de simulaciones realizadas con el IEM para una parcela hipotética con suelo franco arcilloso observado en la banda C, con polarización HH y un θ_{inc} de 20° . En la Figura 11 se mantiene constante el parámetro $l = 3,5$ cm y se obtienen valores de σ^0 a diferentes contenidos de humedad en tres condiciones diferentes de s : 0,75, 1 y 1,25 cm. Mientras que en la Figura 12 se mantiene constante $s = 1$ cm y se da diferentes valores a l : 2,5, 3,5 y 4,5 cm.

La primera conclusión que se puede extraer de las Figuras 11 y 12 es la diferenciada sensibilidad del coeficiente de retrodispersión a la humedad del suelo en condiciones de humedad baja y alta. En condiciones de poca humedad, el coeficiente de retrodispersión es muy sensible a ésta mientras que en condiciones húmedas esta sensibilidad se redu-

ce. Por lo tanto, un error en la estimación de σ^0 de 1 dB puede traducirse en un pequeño error, en términos de SM , en condiciones de poca humedad, pero en condiciones de humedad alta, ese mismo error de 1 dB puede dar lugar a una estimación de SM inaceptable.

Por otro lado, en la Figura 11 se observa que un error de 0,25 cm en la estimación del parámetro s puede hacer que la relación entre SM y σ^0 varíe drásticamente. Del mismo modo, en la Figura 12 se aprecia que un error de 1 cm en la estimación del parámetro l tiene similares consecuencias.

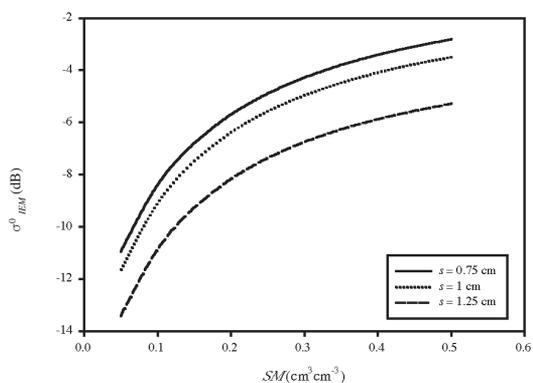


Figura 11. Análisis de sensibilidad del modelo IEM a la humedad del suelo en tres condiciones de s . Se considera un suelo franco arcilloso observado en la banda C, polarización HH y con un ángulo de incidencia de 20° . Se mantiene constante el parámetro $l = 3,5$ cm.

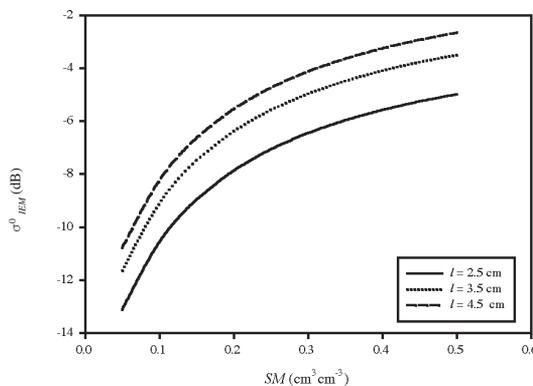


Figura 12. Análisis de sensibilidad del modelo IEM a la humedad del suelo en tres condiciones de l . Se considera un suelo franco arcilloso observado en la banda C, polarización HH y con un ángulo de incidencia de 20° . Se mantiene constante el parámetro $s = 1$ cm.

En el presente trabajo, las mediciones realizadas de los parámetros de rugosidad muestran unos valores de desviación típica superiores a los incrementos de 0,25 y 1 cm utilizados para s y l respectivamente en este análisis de sensibilidad (Tabla 3). Por consiguiente, la variabilidad de la rugosidad espacial parece ser la causa de la dispersión observada entre los valores de σ^0 simulados y observados a escala de parcela.

CONCLUSIONES

En el presente artículo se ha estudiado la aplicabilidad de la teledetección radar como herramienta para la estimación de la humedad superficial del suelo.

Las principales conclusiones que se pueden extraer de los resultados obtenidos están relacionadas con la influencia que ejerce la rugosidad superficial en σ^0 y la alta variabilidad espacial de los parámetros de rugosidad en parcelas consideradas *a priori* similares.

La variabilidad de los parámetros de rugosidad hace que, a escala de parcela, las regresiones lineales entre σ^0 y SM para parcelas de un mismo tipo de laboreo muestren una correlación moderada (R^2 entre 0,508 y 0,748). A escala de cuenca la correlación mejora (R^2 de 0,864), pero la naturaleza empírica de las regresiones lineales hace que sea preferible emplear otros métodos como el modelo IEM.

A escala de parcela las simulaciones realizadas mediante el modelo IEM muestran una dispersión considerable fruto de la ya mencionada variabilidad en los parámetros de rugosidad. Por otro lado, a escala de cuenca el modelo IEM sobrestima el valor de σ^0 , lo que puede ser consecuencia tanto de la atenuación de la vegetación, que inicialmente se ha considerado despreciable, como de una incorrecta caracterización de la rugosidad, especialmente del parámetro l .

El análisis de sensibilidad del modelo IEM respecto a los parámetros de rugosidad (s y l), indica una gran sensibilidad del mismo respecto a ambos, especialmente con valores altos de humedad del suelo. Esta sensibilidad hace que sea necesario realizar mediciones de campo de rugosidad muy detalladas para poder relacionar σ^0 y SM con unos niveles de error aceptables.

El desarrollo de sensores radar con capacidad de adquirir imágenes en múltiples bandas o con polarización múltiple como ENVISAT ASAR, RADAR-

SAT-2 o ALOS PALSAR, supondrá un gran avance en la estimación de la humedad del suelo mediante teledetección radar. Estos sensores permitirán obtener varias observaciones simultáneas de la superficie terrestre de las que se podrían *a priori* estimar tanto SM como los parámetros de rugosidad mediante procesos iterativos. Procedimientos de este tipo han sido ya empleados con imágenes adquiridas por sensores experimentales aerotransportados (Bindlish and Barros, 2000; Sahebi *et al.*, 2002; McNairn and Brisco, 2004). Por lo tanto, aunque actualmente la estimación de la humedad del suelo mediante teledetección radar no sea completamente operativa es de esperar que en un futuro próximo se produzcan avances significativos en este ámbito.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se ha llevado a cabo en el marco del proyecto del Plan Nacional de Investigación Científica, Desarrollo e Innovación Tecnológica REN2003-03028/HID y del proyecto de la agencia espacial canadiense (CSA) *Data for Research Use* n° DRU-10-02.

BIBLIOGRAFÍA

- ALTESE, E., BOLOGNANI, O., MANCINI, M. and TROCH, P.A. 1996. Retrieving soil moisture over bare soil from ERS-1 synthetic aperture radar data: Sensitivity analysis based on a theoretical surface scattering model and field data. *Water Resources Research*. 32(3): 653-661.
- BAGHDADI, N., KING, C., CHANZY, A. and WIGNERON, J.P. 2002. An empirical calibration of IEM model based on SAR data and measurements of soil moisture and surface roughness over bare soils. *International Journal of Remote Sensing*. 23(20): 4325-4340.
- BIFTU, G.F. and GAN, T.Y. 1999. Retrieving soil moisture from Radarsat SAR data. *Water Resources Research*. 35(5): 1569-1579.
- BINDLISH, R. and BARROS, A.P. 2000. Multifrequency soil moisture inversion from SAR measurements using IEM. *Remote Sensing of Environment*. 71(1): 67-88.
- BLYTH, K. 1997. An assessment of the capabilities of the ERS Satellites Active Microwave Instrument for monitoring soil moisture change. *Hydrology and Earth Sciences*. 1: 159-174.

- BRUCKLER, R. and WITONO, H. 1989. Use of remotely sensed soil moisture content as boundary conditions in soil atmosphere water transport modeling, 2. Estimating soil water balance. *Water Resources Research*. 25(12): 2437-2447.
- BURMAN, R.D. 2003. Evapotranspiration formulas. In *Encyclopedia of water science*. B. A. Stewart and T. A. Howell Editors, Marcel Dekker Ed., USA.
- CAPEHART, W. and CARLSON, T.N. 1997. Decoupling of surface and near-surface soil water content: a remote sensing perspective. *Water Resources Research*. 33(6): 1383-1395.
- COGNARD, A.L., LOUMAGNE, C., NORMAND, M., OLIVIER, P., OTTLÉ, C., VIDAL-MADJAR, D., LOUAHALA, S. and VIDAL, A. 1995. Evaluation of the ERS 1/Synthetic Aperture Radar capacity to estimate surface soil moisture: Two-year results over the Naizin watershed. *Water Resources Research*. 31(4): 975-982.
- CHANZY, A. 2003. Evaporation from soils. In *Encyclopedia of water science*. B. A. Stewart and T. A. Howell Editors, Marcel Dekker Ed., USA
- DAVIDSON, M.W.J., LE TOAN, T., MATTIA, F., SATALINO, G., MANNINEN, T. and BORGEAUD, M. 2000. On the characterisation of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 38(2): 630-640.
- DAVIDSON, M.W.J., MATTIA, F., SATALINO, G., VERHOEST, N.E.C., LE TOAN, T., BORGEAUD, M., LOUIS, J.M.B. and ATTEMA, E. 2003. Joint statistical properties of RMS height and correlation length derived from multisite 1-m roughness measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 41(7): 1651-1658.
- DE SANTIESTEBAN, L.M. 2003. Análisis de factores topográficos para predecir la erosión por cárcavas efímeras. Tesis Doctoral. Dpto. Proyectos e Ingeniería Rural. Universidad Pública de Navarra. Documento sin publicar.
- DOBSON, C., ULABY, F.T., HALLIKAINEN, M.T. and EL-RAYES, M.A. 1985. Microwave dielectric behaviour of wet soil, Part II: Dielectric mixing models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 23(1) 35-46.
- DOBSON, M.C. and ULABY, F.T. 1986. Active microwave soil moisture research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 24(1): 23-36.
- DONÉZAR, M. and J. DEL VALLE DE LERSUNDI (2001). Red de cuencas experimentales agrarias de Navarra. *XIX Congreso Nacional de Riegos*. Zaragoza.
- DUBOIS, P.C., VAN ZYL, J. and ENGMAN, E.T. 1995. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 33(4): 915-926.
- ENGMAN, E.T. 1991. Applications of Microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture. *Remote Sensing of Environment*. 35: 213-226
- FAMIGLIETTI, J.S., RUDNICKI, J.W. and RODELL, M. 1998. Variability in surface moisture content along a hillslope transect: Rattlesnake Hill, Texas. *Journal of Hydrology*. 210: 259-281.
- FAMIGLIETTI, J.S., DEVEREAUX, J.A., LAYMON, C.A., TSEGAYE, T., HOUSER, P.R., JACKSON, T.J., GRAHAM, S.T., RODELL, M. and VAN OEVELEN, P.J. 1999. Ground based investigation of soil moisture variability within remote sensing footprints during the SGP 97 hydrology experiment. *Water Resources Research*. 35(6): 1839-1851.
- FUNG, A.K., LI, Z. and CHEN, K.S. 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 30(2): 356-369.
- FUNG, A.K. 1994. *Microwave Scattering and Emission Models and their Applications*. Artech House, Inc., Norwood, USA.
- GEORGAKAKOS, K.P. and BAUMER, O.W. 1996. Measurement and utilization of on-site soil moisture data. *Journal of Hydrology*. 184: 131-152.
- HUISMAN, J.A., SNEPVANGERS, J., BOUTEN, W., HEUVELINK, G.B. 2002. Mapping Spatial Variation in Surface Soil Water Content: Comparison of Ground-Penetrating Radar and Time Domain Reflectometry. *Journal of Hydrology*. 269: 194-207
- IMKO 2001. TRIME-FM User Manual. IMKO Micromodultechnik GmbH, Ettlingen, Germany.
- JACKSON, T.J. 1980. Profile soil moisture from surface measurements. *Journal of Irrigation and Drainage*. 106(IR2): 81-92.
- KACHANOSKI, R.G., GREGORICH, E.G. and VAN-WESENBEECK, I.J. 1988. Estimating spatial variations of soil water content using noncontacting electromagnetic inductive methods. *Canadian Journal of Soil Science*. 68:715-722.
- KIRKBY, M.J. 2001. Modelling the interactions between soil surface properties and water erosion. *Catena*. 46: 89-102.

- LOPES, A., TOUZI, R. and NEZRY, E. 1990. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 28(6): 992-1000.
- MATTIA, F., LE TOAN, T., PICARD, G., POSA, F.I., D'ALESSIO, A., NOTARNICOLA, C., GATTI, A.M., RINALDI, M. SATALINO, G. and PASQUARIELLO, G. 2003. Multitemporal C-Band Radar Measurements on wheat fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 41(7): 1551-1558.
- MCNAIRM, H. and BRISCO, B. 2004. The application of C-band polarimetric SAR for agriculture: a review. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 30(3): 525-542.
- MONTGOMERY, D.R. and DIETRICH, W.E. 1988. Where do channels begin? *Nature*. 336: 232-234.
- MOORE, I.D., BURCH, G.J. and MACKENZIE, D.H. 1988. Topographic effects on the distribution of surface soil water and the location of ephemeral gullies. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*. 31: 1098-1107.
- MORAN, M.S., PETERS-LIDARD, C.D., WATTS, J.M. and MCELROY S. 2004. Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 30(5): 805-826.
- O'LOUGHLIN, E.M. 1986. Prediction of surface saturation zones in natural catchments by topographic analysis. *Water Resources Research*. 22(5): 794-804.
- OH, Y., SARABANDI, K. and ULABY, F.T. 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 30(2): 370-381.
- PREVOT, L., BERNARD, R., TACONET, O., VIDAL-MADJAR, D. and THONY, J.L. 1984. Evaporation from a bare soil evaluated using a soil water transfer model and remotely sensed surface soil moisture data. *Water Resources Research*. 20: 311-316.
- QUESNEY, A., LE HÉGARAT-MASCLE, S., TACONET, O., VIDAL-MADJAR, D., WIGNERON, J.P., LOUMAGNE, C. and NORMAND, M. 2000. Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data. *Remote Sensing of Environment*. 72(3): 290-303.
- RODRIGUEZ-ITURBE, I. 2000. Ecohydrology: A hydrologic perspective of climate-soil-vegetation dynamics. *Water Resources Research*. 36: 3-9.
- ROMBACH, M. and MAUSER, W. 1997. Multi-annual analysis of ERS surface soil moisture measurements of different land uses. In *Proceedings of the Third ERS Symposium: Space at the Service of Our Environment*. Edited by ESA, Noordwijk, Netherlands, ESA-SP-414, I, pp. 27-34.
- ROMKENS, M.J.M., HELMING, K. and PRASAD, S.N. 2001. Soil erosion under different rainfall intensities, surface roughness and soil water regimes. *Catena*. 46: 103-123.
- ROWNTREE, P.R. and BOLTON, J.A. 1983. Simulation of the atmospheric response to soil moisture anomalies over Europe. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*. 109: 501-526.
- SAHEBI, M.R., ANGLES, J. and BONN, F. 2003. A comparison of multi-polarization and multi-angular approaches for estimating bare soil surface roughness from spaceborne radar data. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 28(5): 641-652.
- SHEPHERD, N. 2000. *Extraction of beta nought and sigma nought from RADARSAT CDPF products*. Altrix systems, Ottawa, Canada. Technical Report.
- SHI, J., WANG, J., HSU, A.Y., O'NEILL, P.E. and ENGMAN E.T. 1997. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L-band SAR image data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 35: 1254-1266.
- TOPP, G.C., DAVIS, J.L. and ANNAN, A.P. 1980. Electromagnetic determination of soil water content: Measurements in coaxial transmission lines. *Water Resources Research*. 16(1): 574-588.
- TROCH, P.A., MANCINI, M., PANICONI, C. and WOOD, E.F. 1993. Evaluation of a distributed catchment scale water balance model, *Water Resources Research*. 29(6): 1805-1817.
- TROCH, P.A., PANICONI, C. and MCLAUGHLIN, D. 2003. Catchment-scale hydrological modeling and data assimilation. *Advances in Water Resources*. 26(2): 131-135.
- ULABY, F.T., MOORE, R.K. and FUNG, A.K. 1982. *Microwave Remote Sensing, Active and Passive, Volume I: Radar Remote Sensing: Fundamentals and Radiometry*. Artech House, Inc. Norwood, USA.
- ULABY, F.T., MOORE, R.K. and FUNG, A.K. 1986. *Microwave Remote Sensing, Active and Passive, Volume III: from Theory to Applications*. Artech House, Inc. Norwood, USA.

- ULANDER, L. 1996. Radiometric slope correction of synthetic aperture radar images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 34(5): 1115-1122.
- VERHOEST, N.E.C. 2000. *Retrieval of soil moisture information from synthetic aperture radar data*. PhD Dissertation, Laboratory of Hydrology and Water Management, Ghent University, Ghent, Belgium, unpublished.
- VILLASENOR J.D., FATLAND D.R. and HINZMAN L.D. 1993. Change detection on Alaska North Slope using repeat-pass ERS-1 SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 31(1): 227-236.
- WANG, J.R., HSU, A., SHI, J.C., O'NEILL, P.E. and ENGMAN, E.T. 1997. A comparison of soil moisture retrieval models using SIR-C measurements over the Little Washita river watershed. *Remote Sensing of Environment*. 59: 308-320.
- WETZEL, P.J. and CHANG, J.T. 1987. Concerning the relationship between evapotranspiration and soil moisture. *Journal of Climate and Applied Meteorology*. 26: 18-27.
- WOODING, M.G., GRIFFITHS, G.H., EVANS, R., BIRD, P., KENWARD, D. and KEYTE, G.E. 1993. Temporal monitoring of soil moisture using ERS-1 SAR data. In *Proceedings of the First ERS-1 Symposium: space at the service of our environment*. Pp. 641-648.
- YU, Z., CARLSON, T.N., BARRON, E.J. and SCHWARTZ, F.W. 2001. On evaluating the spatial temporal variation of soil moisture in the Susquehanna river basin. *Water Resources Research*. 37(5): 1313-1326.
- ZRIBI, M. and DECHAMBRE, M. 2002. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data. *Remote Sensing of Environment*. 84: 42-52.