



***Estimación de la humedad superficial del suelo mediante el uso combinado de modelos electromagnéticos y el enfoque bayesiano.
Estudio exploratorio en imágenes SARAT.***

Por *Romina Solorza*

Presentado ante la Facultad de Matemática, Astronomía y Física y el Instituto de Altos Estudios Espaciales Mario Gulich como parte de los requerimientos para la obtención del grado de

**MAGISTER EN APLICACIONES ESPACIALES DE ALERTA Y RESPUESTA TEMPRANA
A EMERGENCIAS**

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Marzo, 2013

©IG - CONAE/UNC 2013

©FaMAF - UNC 201 DIRECTORA

Dra. Claudia Notarnicola

Institute for Applied Remote Sensing.
European Academy (EURAC). Bolzano, Italia.

CO-DIRECTORA

Dra. Haydee Karszenbaum

Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE).
CONICET/UBA. Buenos Aires, Argentina.

A mis padres

Agradecimientos

La autora desea agradecer especialmente el asesoramiento y la colaboración a profesionales de distintas áreas para la elaboración de la presente Tesis.

Al Equipo de Mediciones In Situ (EMIS) de la Misión SAOCOM, y en especial a **Lucas Acha-val**, **Analía Oviedo**, **Julián Pucheta**, **Luciano Romaldi**, **Roberto Zanvetor** y **Martín Guerrieri**, que compartieron sus valiosos conocimientos en lo que concierne a los protocolos de medición de parámetros biofísicos en campo y al manejo estadístico de los datos.

A **Danilo Dadamia**, **Tomás Zajc** y **Marc Thibeault**, por su importante aporte en lo que respecta al procesamiento y calibración de las imágenes SARAT y el trabajo con modelos electromagnéticos directos.

A **Álvaro Soldano** y a la **PI-atura del proyecto SAOCOM**, por haberme permitido participar en distintos encuentros de capacitación y formación en el marco de las aplicaciones estratégicas que el grupo está llevando a cabo para el lanzamiento del primer satélite de la misión.

A **Matias Barber**, del IAFE, por la excelente predisposición y sus valiosos aportes para la realización del análisis de sensibilidad de los modelos.

A mis Directoras de Tesis, **Claudia Notarnicola** y **Haydee Karszenbaum**, por haber compartido conmigo sus amplios conocimientos y experiencia en este proceso de aprendizaje, y por su acompañamiento constante. A Claudia Notarnicola un especial reconocimiento por haber contribuido desinteresadamente a fomentar lazos de cooperación para proyectos futuros y por motivarme a entrar en el desafío de una de las aplicaciones más prometedoras con imágenes SAR.

Por último, a todo el equipo docente de la Maestría AEARTE y a las autoridades del Instituto Gulich, en especial a **Gabriel Platzeck** y **Marcelo Scavuzzo**, quienes con sus conocimientos y buena predisposición a lo largo de los dos años de cursado, han realizado un significativo aporte a mi crecimiento profesional.

Resumen

La Humedad del Suelo (HS) tiene un importante rol en el balance de energía entre la superficie del suelo y la atmósfera. De allí su especial importancia para distintos procesos ecológicos. La presente investigación tiene por objetivo examinar la capacidad de un enfoque con base en la inferencia bayesiana para la estimación de la humedad superficial del suelo, en un área agrícola experimental de la provincia de Córdoba, Argentina. Se utilizaron imágenes de radar del SAR Aerotransportado (SARAT), como así también mediciones de parámetros biofísicos en campo. Se diseñaron diversas implementaciones del algoritmo principal de inversión para evaluar su distinta capacidad para reproducir los datos en tierra. La inversión bayesiana se realizó en base a los modelos electromagnéticos directos Integral Equation Model (IEM) para suelo desnudo, y el Water Cloud Model (WCM) para suelos con vegetación. Los resultados para suelo desnudo muestran una alta sensibilidad de los algoritmos a las distintas condiciones de rugosidad de cada parcela, mientras que para las áreas con vegetación la disponibilidad de mediciones en campo limita la realización de comparaciones entre los mapas obtenidos y datos medidos in situ.

Palabras Clave: Humedad del Suelo, SAR, SARAT, Modelos Electromagnéticos, Teorema Bayesiano.

Abstract

Soil Moisture has an important role in the energy balance between the Earth's Surface and the atmosphere and hence, its relevance for different ecological processes. The aim of this research is to examine the ability of an approach based on bayesian inference to retrieve surface soil moisture in an experimental agricultural area located in the province of Córdoba, Argentina. Radar images from SARAT sensor were used, as well as measurements of biophysical parameters in the field. Several implementations of the main algorithm were designed to evaluate their different capability to reproduce the ground data. The bayesian inversion was performed based on electromagnetic models such as the Integral Equation Model (IEM) for bare soil, and the Water Cloud Model (WCM) for vegetated fields. For bare soil, the results showed high sensitivity of the algorithms to the different roughness conditions of each plot, while for vegetated areas, the availability of field measurements limited the comparisons between the obtained maps and the in situ data.

Key Words: Soil Moisture, SAR, SARAT, Electromagnetic Models, Bayesian approach.

Índice general

1. Introducción General	1
1.1. Motivación	3
1.2. Objetivo General	4
1.3. Objetivos Específicos	4
1.4. Estructura de la Tesis	5
2. Marco teórico para la estimación de Humedad del Suelo con imágenes SAR	6
2.1. Antecedentes	6
2.2. Fundamentos SAR	10
2.2.1. El concepto de Radar y el sistema SAR	10
2.2.2. Geometría de adquisición	11
2.2.3. Distorsiones radiométricas y geométricas	13
2.2.3.1. Distorsiones Radiométricas	13
2.2.3.2. Distorsiones por Geometría y Topografía	15
2.2.4. Polarización	16
2.3. Propiedades del blanco que afectan la respuesta de la señal	18
2.3.1. El contenido de humedad	18

2.3.2.	La rugosidad superficial	20
2.3.3.	La presencia de vegetación	22
2.4.	Modelos electromagnéticos directos	25
2.4.1.	Modelos Teóricos	25
2.4.1.1.	El Modelo de Ecuación Integral	25
2.4.2.	Modelos Empíricos	29
2.4.3.	Modelos Semi-Empíricos	29
2.4.3.1.	El modelo de Oh	29
2.4.3.2.	El modelo de Dubois	32
2.4.3.3.	El Modelo de Nube de Agua	33
2.5.	Penetración de la OEM	34
3.	Características y procesamiento de los datos	36
3.1.	El proyecto SARAT	36
3.2.	Análisis de calidad de las imágenes	39
3.3.	Preprocesamiento de las imágenes	42
3.4.	El sitio experimental del CETT	45
3.4.1.	La medición de los parámetros biofísicos en campo	47
3.4.1.1.	La humedad superficial	48
3.4.1.2.	La composición textural del suelo	50
3.4.1.3.	La medición de rugosidad en campo	52
3.5.	El proyecto SMEX'02	54
3.6.	Análisis complementario	57
3.6.1.	Relación entre la polarización HV y la altura de los cultivos	57
3.6.2.	Análisis del peso de las variables CAV, altura y cobertura de la vegetación	59
3.6.3.	Análisis respecto a la dirección de los surcos en las parcelas	60
4.	Análisis de sensibilidad del IEM y comparación con los datos experimentales	62

4.1.	Obtención de valores de σ^0 en una imagen SARAT	62
4.2.	Sensibilidad del Modelo IEM	64
4.2.1.	Simulaciones del modelo IEM para constante dieléctrica fija	64
4.2.2.	Simulaciones del modelo IEM para rugosidad superficial fija	68
4.2.3.	Simulaciones del IEM. Gráficos 3D para longitud de correlación fija.	73
4.3.	Validación del modelo IEM con los datos de campo	74
5.	El Método de Inversión Bayesiano	77
5.1.	Principios Fundamentales	78
5.1.1.	Implementación	81
5.2.	Calibración de la PDF	84
5.3.	Calibración del Modelo de Nube de Agua	87
6.	Resultados. El Mapa de Humedad del Suelo	90
6.1.	Algoritmos para suelo desnudo	90
6.1.1.	Algoritmo basado en valores medios	91
6.1.2.	Algoritmo basado en el píxel	91
6.2.	Algoritmos para suelos con vegetación	91
6.2.1.	Algoritmo basado en valores medios	91
6.2.2.	Algoritmo basado en el píxel	92
6.3.	Resultados de las simulaciones	94
6.4.	Mapas de humedad del suelo	96
6.4.1.	Caso 1: media de mapas con valores fijos de rugosidad. Suelo desnudo.	97
6.4.2.	Caso 3: integración en rango de rugosidad. Suelo desnudo.	98
6.4.3.	Caso 6: rugosidad fija y utilización de CAV a partir de Spot. Suelo con vege- tación.	100
6.5.	Probables fuentes de error en los resultados	100
7.	Conclusiones y lineamientos futuros	102

Índice de figuras

2.1. Principales misiones satelitales diseñadas en la región de las microondas del espectro electromagnético.	7
2.2. Sistemas de radar Bistático y Monostático.	10
2.3. Geometría de adquisición simplificada de un sistema SAR.	12
2.4. Speckle: Interferencia de OEM coherentes.	14
2.5. Deformación por topografía en imágenes SAR.	15
2.6. Definición de las polarizaciones con respecto al plano de incidencia y la superficie.	17
2.7. Relación entre la constante dieléctrica y el contenido de humedad del suelo.	19
2.8. Mecanismos de retrodispersión dominantes.	21
2.9. Retrodispersión y distribución por tamaño de los elementos retrodispersores del dosel.	23
2.10. Simulación del IEM en banda L ($\theta = 20^\circ$, $l = 20cm$) para distintos parámetros de rugosidad s	27
2.11. Simulación del IEM en banda L ($\theta = 40^\circ$, $l = 20cm$) para distintos parámetros de rugosidad s	28
2.12. Simulación del IEM en banda L ($\theta = 60^\circ$, $l = 20cm$) para distintos parámetros de rugosidad s	28
2.13. Simulación del modelo de Oh para Banda L para rugosidades $s = 0,5, 1, 1,5cm$ ($\theta = 25^\circ$, $l = 15cm$, $\lambda = 23cm$).	31

2.14. Simulación del modelo de Oh para Banda L para rugosidades $s = 2, 2,5, 3cm$ ($\theta = 25^\circ$, $l = 15cm$, $\lambda = 23cm$).	31
2.15. Simulación del modelo de Dubois para Banda L a distintas rugosidades s ($\theta = 25^\circ$).	32
2.16. Esquema general del Modelo de Nube de Agua.	34
2.17. Profundidad de penetración de la OEM como función del contenido de humedad para suelos francos a tres frecuencias de microondas.	35
3.1. El sensor aerotransportado SARAT.	36
3.2. Boxplot de las parcelas de suelo desnudo en polarización HH.	41
3.3. Boxplot de las parcelas de suelo desnudo en polarización VV.	41
3.4. Boxplot de las parcelas de suelo desnudo en polarización HV.	42
3.5. Imagen SARAT en formato Single Look Complex (SLC).	43
3.6. Transformación de Slant Range a Ground Range.	44
3.7. Imagen SARAT calibrada y en formato Ground Range (GRD) (potencia y decibeles).	44
3.8. Composición de Pauli en una imagen SARAT completa y el área de estudio en detalle.	45
3.9. Ubicación del área de estudio.	46
3.10. Tipo de cultivos en las parcelas del CETT en la temporada de verano.	47
3.11. Medición de humedad del suelo con la sonda HP II Stiven.	48
3.12. Extracción de muestras de suelo en campo con el método gravimétrico.	49
3.13. Medición de parámetros del suelo en el CETT en Noviembre de 2011.	50
3.14. Tipos de arado en las parcelas de suelo desnudo del CETT.	52
3.15. Imagen Landsat Falso Color del 1 de Julio de 2002 de la Cuenca Walnut Creek para el proyecto SMEX'02.	54
3.16. Imágenes de parcelas de cultivo de Soja y Maíz del proyecto SMEX'02, a fines de Junio de 2002.	54
3.17. Imagen Spot 4 del área del CETT en reflectancia (falso color) (a) y NDVI calculado (b).	55
3.18. Relación entre la polarización HV y la altura de la vegetación.	57
3.19. Relación de las variables CAV, altura y cobertura de la vegetación.	57
3.20. Imágenes de la cobertura del maíz al momento de la toma de la imagen del 14/02/2012.	58

3.21. Imágenes de la cobertura del Girasol al momento de la toma de la imagen del 14/02/2012.	58
3.22. Análisis de correlación entre las variables CAV, Altura y Cobertura de la vegetación para la polarización HH.	59
3.23. Análisis de correlación entre las variables CAV, Altura y Cobertura de la vegetación para la polarización VV.	59
3.24. Análisis de correlación entre las variables CAV, Altura y Cobertura de la vegetación para la polarización HV.	60
3.25. Análisis de las líneas de laboreo en las parcelas con respecto a la señal SAR en banda L.	61
4.1. Ubicación de las parcelas de suelo desnudo en el predio del CETT.	63
4.2. Simulación del IEM para $\epsilon = 5$, polarizaciones HH y VV.	65
4.3. Simulación del IEM para $\epsilon = 10$, polarizaciones HH y VV.	66
4.4. Simulación del IEM para $\epsilon = 20$, polarizaciones HH y VV.	67
4.5. Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 0,5$, polarización hh. . .	68
4.6. Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 0,5$, polarización vv. . .	69
4.7. Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 1,5$, polarización hh. . .	70
4.8. Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 1,5$, polarización vv. . .	70
4.9. Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 3$, polarización hh. . . .	71
4.10. Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 3$, polarización vv. . . .	72
4.11. Simulación 3D del IEM para longitudes de correlación fija $l = 5cm$, en polarización HH y VV.	73
4.12. Simulación 3D del IEM para longitudes de correlación fija $l = 10cm$, en polarización HH y VV.	73
4.13. Simulación 3D del IEM para longitudes de correlación fija $l = 20cm$, en polarización HH y VV.	74
4.14. Simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad $s = 0,5cm$	75
4.15. Simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad $s = 0,8cm$	75
4.16. Simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad $s = 1cm$	76
5.1. Diagrama de flujos general del algoritmo bayesiano implementado.	81

ÍNDICE DE FIGURAS

5.2. Calibración de la PDF para suelos desnudos.	85
5.3. Calibración de la PDF para el Water Cloud Model.	86
5.4. Simulación del WCM para vegetación alta.	88
5.5. Simulación del WCM para vegetación baja.	88
5.6. Simulación del WCM con datos teóricos y datos de campo para los dos tipos de vegetación (alta y baja).	89
6.1. Diagrama de flujos de los algoritmos implementados para suelo desnudo y suelo con vegetación.	93
6.2. Diagrama de comportamiento de los casos descriptos.	96
6.3. Disposición de las parcelas del CETT y sus cultivos al momento de la adquisición.	97
6.4. Mapa de HS media sobre tres casos de rugosidad fija. Caso 1.	98
6.5. Mapa de HS considerando integración de rugosidad para valores $0,6\text{cm} < s < 1,4\text{cm}$	99
6.6. Mapa de HS considerando rugosidades fijas ($s = 0,5$ y $s = 0,8\text{cm}$, $l = 5\text{cm}$) y utilización de CAV a partir de una imagen SPOT. Caso 6.	100

Indice de tablas

2.1. Rangos de validez de los modelos electromagnéticos utilizados para suelo desnudo.	33
3.1. Principales características del sensor SARAT.	37
3.2. Imágenes SARAT utilizadas en el presente estudio.	38
3.3. Valores de Media, Desvío Estándar y ENL obtenidos para todas las polarizaciones de una imagen SARAT, para cada parcela del CETT.	39
3.4. Valores de Media, Desvío Estándar y ENL obtenidos para todas las polarizaciones de una imagen SARAT, para cada parcela del CETT, luego de la aplicación de un filtro de Media.	40
3.5. Coeficientes de ajuste para el cálculo de la constante dieléctrica	51
3.6. Valores texturales de una muestra de suelos del CETT, Córdoba	51
3.7. Valores de rugosidad obtenidos en campo.	53
3.8. Rugosidad aleatoria promedio (s) basadas en campos de labranza individuales.	53
3.9. Valores de NDVI, NDWI y CAV calculados para cada parcela.	56
3.10. Valores p calculados en las parcelas Norte y Sur para el estudio de la influencia de la orientación de la rugosidad en la señal SAR.	61
4.1. Valores de σ^0 obtenidos de una imagen Sarat (del 14/02/2012) en parcelas de suelo desnudo.	63

4.2.	Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM a un valor fijo de constante dieléctrica $\varepsilon = 5$	64
4.3.	Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM a un valor fijo de constante dieléctrica $\varepsilon = 10$	65
4.4.	Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM a un valor fijo de constante dieléctrica $\varepsilon = 20$	66
4.5.	Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad superficial $s = 0,5cm$	68
4.6.	Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad superficial $s = 1,5cm$	69
4.7.	Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad superficial $s = 3cm$	71
5.1.	Parámetros calibrados para el MNA por cada tipo de vegetación.	87
6.1.	Valores de ε resultados de las simulaciones para todos los algoritmos.	94
6.2.	Valores de Humedad Volumétrica (%). Resultados de las simulaciones para todos los algoritmos.	95

Lista de Acrónimos

AK	Aproximación de Kirchhoff
CETT	Centro Espacial Teófilo Tabanera
CAV	Contenido de Agua en Vegetación
CONAE	Comisión Nacional de Actividades Espaciales
CSA	Agencia Espacial Canadiense
EMIS	Equipo de Mediciones In Situ
ESA	Agencia Espacial Europea
GCOS	Sistema Mundial de Observación del Clima
HS	Humedad del Suelo
IAFE	Instituto de Astronomía y Física del Espacio
MEI	Modelo de Ecuación Integral
JAXA	Agencia Japonesa de Exploración Espacial
LPC	Laboratorio de Propulsión a Chorro
MOG	Modelo de Óptica Geométrica
MOF	Modelo de Óptica Física

LISTA DE ACRÓNIMOS

MPP	Modelo de Pequeña Perturbación
NASA	Administración Nacional de Aeronáutica y Espacio de los Estados Unidos
IVDN	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada
OEM	Ondas Electromagnéticas
PDF	Función de Densidad de Probabilidad
Radar	Radio Detection and Ranging
RAR	Radar de Apertura Real
SAOCOM	Satélite Argentino de Observación con Microondas
SAR	Radar de Apertura Sintética
SARAT	SAR Aerotransportado
SLAR	Radar Aerotransportado de Visión Lateral
USDA	Departamento de Agricultura de los Estados Unidos
MNA	Modelo de Nube de Agua

Introducción General

La Humedad del Suelo (HS) tiene un importante rol en el balance de energía entre la superficie del suelo y la atmósfera. De hecho, el monitoreo de las interacciones entre ambos ambientes ha ganado una amplia atención en las últimas décadas, en relación a su importancia para diversos procesos ecológicos.

A gran escala, esta variable biofísica interviene en procesos meteorológicos y climáticos, influyendo en las tasas de evaporación y transpiración. A media escala, tiene influencia en procesos hidrológicos como la generación de escorrentía, la generación de procesos de erosión y de movimientos en masa, y desde el punto de vista agrícola determina el desarrollo de los cultivos y las necesidades de riego. A escala pequeña o micro escala, tiene incidencia en los procesos biogeoquímicos del suelo y en la calidad de las aguas (Álvarez Mozos J. et al., 2005).

La posibilidad de estimar la humedad del suelo desde sensores remotos, como satélites o sensores aerotransportados, resulta muy atractiva, especialmente en las últimas décadas donde el desarrollo de este tipo de tecnologías ha cobrado un auge significativo. Esto ha dado lugar a la posibilidad de contar con imágenes con cierta periodicidad. Sin embargo, a pesar de que numerosos estudios de estimación de humedad se han desarrollado con imágenes ópticas, los resultados más prometedores se han obtenido empleando imágenes captadas por sensores de microondas (Engman, 1991; Ulaby et al., 1982).

Las tecnologías de sensoramiento remoto en el rango de las microondas han demostrado tener el potencial de detectar y monitorear cambios relativos al contenido de humedad de una superficie a tiempos regulares y en condiciones independientes del clima y la luz solar. De allí que numerosos estudios están desarrollándose para ésta temática, con el uso de esta tecnología. Al mismo tiempo se están realizando experimentos de campo a distintas escalas con el fin de correlacionar la variabilidad espacial y temporal de la humedad del suelo superficial bajo distintos tipos de cobertura.

La estimación de humedad del suelo con sensores Radar de Apertura Sintética (SAR) es compleja, ya que hay diversos factores que contribuyen a la señal de retorno al sensor. La emisión y retrodis-

persión de microondas del suelo depende en gran medida del contenido de humedad, directamente relacionado a la constante dieléctrica del suelo (ϵ). La constante dieléctrica del suelo en condiciones normales se encuentra alrededor de 5, mientras que en suelos extremadamente húmedos ronda los 70 (Barrett et al., 2009).

Hay otros factores, además de ϵ , que influyen en el coeficiente de retrodispersión (σ^0) observado por el radar. Ellos son: la rugosidad superficial, la textura del suelo, la topografía, y la presencia de vegetación, siendo esta última uno de los factores que pueden dificultar o impedir una correcta estimación de HS en los suelos subyacentes.

Todas estas características dan lugar a la gran variabilidad espacial y temporal que caracteriza a la variable agronómica HS. Sin embargo, distintas metodologías han sido propuestas para la estimación de la humedad superficial. Por ejemplo, un método muy sencillo consiste en relacionar σ^0 con los datos de humedad en campo mediante regresiones lineales empíricas que son válidas para condiciones invariables de rugosidad superficial y de parámetros de adquisición de las imágenes.

Sin embargo, uno de los métodos más utilizados para indagar en la relación entre los parámetros biofísicos del suelo y la retrodispersión consiste en el uso de los *Modelos de Dispersión Electromagnética* que simulan la retrodispersión de la superficie terrestre, dados ciertos parámetros de entrada.

Para condiciones de ausencia de vegetación se han desarrollado modelos empíricos, como el de Oh (Oh et al., 1992), semiempíricos como el de Shi (Shi et al., 1997) y Dubois (Dubois et al., 1995), y modelos de base física como el Modelo de Ecuación Integral (MEI) (Fung et al., 1992).

El desarrollo de los modelos de Oh y el de Dubois se realizó sobre diferentes condiciones muy detalladas de humedad y rugosidad, de las cuales se derivaron las expresiones que relacionan esos parámetros superficiales con los de adquisición de la imagen (σ^0). Aunque ambos modelos hayan sido propuestos considerando un amplio rango de humedad, rugosidad, etc., su validez queda en principio limitada a las condiciones para las que fueron propuestos (Álvarez Mozos J. et al., 2005). Estos modelos han sido aplicados en diversos experimentos mostrando buenos resultados en algunos casos (Wang et al., 1997; Zribi y Dechambre, 2002) y resultados insatisfactorios en otros (Verhoest, 2000).

Los modelos teóricos en cambio, proporcionan expresiones válidas para cualquier condición y son, en principio, preferibles a los modelos empíricos. Los modelos clásicos de retrodispersión son el modelo de Óptica Geométrica (GOM) y el modelo de Óptica Física (POM), también denominados Aproximaciones de Kirchhoff (KA), y el Modelo de Pequeña Perturbación (SPM). Los modelos de Kirchhoff son aplicables en condiciones de rugosidad alta o moderada y el modelo SPM es aplicable a superficies de rugosidad baja (Ulaby et al., 1982).

El modelo IEM, en cambio, integra los modelos de Kirchhoff y el modelo SPM y es, por lo tanto, aplicable a un rango más amplio de condiciones de rugosidad. Este simula la retrodispersión de una determinada superficie a partir de dos parámetros de rugosidad, la desviación típica de las alturas del suelo (s) y su longitud de correlación (l), y de ϵ , considerando además parámetros de observación del sensor. Es uno de los modelos más utilizados para el estudio de la humedad del suelo a partir de imágenes de radar (Álvarez Mozos J. et al., 2005), y tanto los parámetros de rugosidad como ϵ son los que tienen mayor influencia en la respuesta de retrodispersión de los suelos.

La caracterización de la rugosidad superficial se efectúa a través de la descripción de sus componente horizontal y vertical. La componente vertical se representa mediante la desviación estándar de

las alturas de la superficie, denominada *altura rms* o bien “*s*”. La componente horizontal se caracteriza por medio de una función de autocorrelación del perfil de rugosidad, $\rho(x)$ de la que se obtiene la longitud de correlación, “*T*”, 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).

Ahora bien, la estimación de la humedad sobre suelos desnudos o con escasa cobertura vegetal es un tema estudiado con numerosos enfoques y modelos. En cambio, la estimación de humedad superficial sobre suelos con presencia de vegetación desarrollada aún representa un desafío. La presencia de cobertura vegetal, como es el caso de los cultivos agrícolas, complica la estimación de humedad debido principalmente al hecho de que las plantas en desarrollo contienen un porcentaje importante de humedad. En correspondencia, la adquisición del sensor corresponderá a la respuesta combinada del agua presente en el suelo y del agua presente en la propia vegetación.

Tanto los datos ópticos como los de radar pueden proveer información acerca de la vegetación. La mayor desventaja que presentan las imágenes ópticas es la presencia de nubes que puede reducir el número de imágenes útiles, y la saturación de la señal con el incremento de la biomasa. Por el contrario, el radar es una herramienta útil para la medición de la biomasa. El backscattering a altas frecuencias (Bandas C y X) está dominado por procesos de retrodispersión provenientes de la superficie del follaje, mientras que a bajas frecuencias (Bandas P y L) la retrodispersión está dominada por procesos que involucran componentes de la estructura de la biomasa (Notarnicola et al., 2006).

La presencia de vegetación desarrollada incrementará la respuesta de radar total. El punto clave consistirá en separar la contribución de humedad en la vegetación y la contribución de la humedad presente en el suelo a la respuesta total. En la presente investigación se prueba un método con base en el teorema Bayesiano, propuesto por Notarnicola et al. (2006) y Notarnicola y Posa (2004), para la estimación de humedad del suelo. La investigación se lleva a cabo tanto en suelos desnudos como en suelos con presencia de vegetación. En este caso, las áreas con vegetación desarrollada corresponden a cultivos agrícolas de secano.

1.1. Motivación

El presente documento constituye el informe final de la investigación llevada a cabo en el marco de la Tesis de Maestría “Aplicaciones Espaciales de Alerta y Respuesta Temprana a Emergencias” (AEARTE), dictada en conjunto entre el Instituto Gulich (CONAE) y la Facultad de Matemática, Astronomía y Física (FAMAF) de la Universidad Nacional de Córdoba.

Motiva la presente investigación el importante auge que ha cobrado en los últimos años el estudio de la humedad del suelo, específicamente como una de las aplicaciones más requeridas con imágenes SAR. De hecho, esta variable ambiental es considerada de importancia para numerosos procesos ecológicos que tienen lugar en la superficie terrestre, desde su relación con los fenómenos climáticos hasta su importancia en cuanto a la disponibilidad de agua para los cultivos agrícolas.

Además, la futura puesta en órbita del primer Satélite Argentino de Observación con Microondas (SAOCOM) de Argentina representa un desafío en este sentido, ya que una de las principales aplicaciones que se desarrollará incluye la estimación de humedad efectiva en el suelo y el hecho de poder contar con mapas periódicos que puedan estar disponibles como insumo para los productores agrícolas de la pampa húmeda argentina.

El proyecto que se está llevando a cabo en la actualidad desde la Comisión Nacional de Actividades Espaciales (CONAE) para las futuras aplicaciones de SAOCOM posibilitó poder contar con numerosas ventajas desde el punto de vista logístico y de infraestructura al momento del desarrollo de la presente investigación. Los alcances y objetivos del mencionado proyecto han permitido poder contar con imágenes de archivo del sensor SARAT, la disponibilidad de un sitio agrícola experimental ubicado en el predio de CONAE desde donde fue posible extraer mediciones de campo de distintos parámetros biofísicos a utilizar para validación de los mapas resultantes, y un equipo de profesionales dispuesto a brindar la información necesaria para el tratamiento específico de los datos (Equipo de Mediciones In Situ de la Misión SAOCOM).

Por último, las oportunidades de formación y capacitación que me ha brindado CONAE a través de becas de las estudio ASI-CONAE 2009 y AEARTE 2010 me han posibilitado poder contar con el conocimiento necesario en distintas herramientas informáticas y técnicas para el procesamiento de imágenes de satélite y el desarrollo de las metodologías aquí planteadas.

1.2. Objetivo General

El objetivo general de esta investigación está centrado en la estimación de Humedad del Suelo superficial y la elaboración de los mapas respectivos. El estudio se realiza en en áreas con presencia de cultivos agrícolas, que contiene sectores destinados a la estimación de humedad en suelos desnudos. Se aplica un algoritmo de inversión basado en el teorema estadístico Bayesiano, cuya metodología ha sido propuesta por Notarnicola et al. (2006) y Notarnicola y Posa (2004).

El mismo es aplicado a imágenes del sensor SARAT de Argentina, que trabaja en Banda L, a una frecuencia de 1.27 Ghz. Debido a que el propósito de la misión SARAT se enmarca en una de las principales aplicaciones del futuro SAOCOM, es decir la estimación de HS, el área de estudio seleccionada está ubicada en el predio experimental del Centro Espacial Teófilo Tabanera (CETT) (Córdoba, Argentina). En este sitio se están llevando a cabo mediciones de humedad *in situ* a través de la construcción de parcelas experimentales con distintas condiciones de vegetación y rugosidad superficial. El objetivo principal de las actividades que se realizan en este predio experimental está orientado a la obtención de parámetros biofísicos en superficie para luego poder validar los productos resultantes del procesamiento de las imágenes SAR.

1.3. Objetivos Específicos

- ✓ Revisión bibliográfica y establecimiento de un marco teórico sólido sobre la estimación de humedad del suelo con imágenes SAR, y en particular con Banda L.
- ✓ Procesamiento de los datos SARAT, incluyendo la etapa de calibración radiométrica.
- ✓ Análisis de sensibilidad de los datos SARAT para distintas condiciones de los parámetros biofísicos del suelo.
- ✓ Revisión teórica de los modelos electromagnéticos directos y del enfoque de inversión.
- ✓ Implementación de los modelos directos y del algoritmo de inversión propuesto por los autores.

- ✓ Validación de los mapas de humedad obtenidos con datos de campo.

1.4. Estructura de la Tesis

El presente documento está organizado como sigue. El Capítulo 2 contiene los fundamentos teóricos y una revisión de los antecedentes en la literatura con respecto al estudio de HS con imágenes de radar. Asimismo contiene una sección sobre la teoría relacionada a la adquisición de imágenes de SAR. Por último, realiza una revisión sobre los mecanismos de interacción entre señal-blanco y una revisión teórica sobre los modelos electromagnéticos desarrollados para tratar de entender esta relación.

El Capítulo 3 incluye la descripción de los datos utilizados, tanto los relativos a las imágenes como a los datos de campo. Este capítulo contiene además un apartado sobre el procesamiento de las imágenes, y un análisis complementario sobre el comportamiento de variables específicas, como el Contenido de Agua en Vegetación (CAV) y el impacto de los surcos en las parcelas, entre otros.

En el Capítulo 4 se realiza el análisis de sensibilidad del modelo directo seleccionado y su relación con los datos de campo y valores obtenidos en las imágenes, como así también contiene la etapa de validación del modelo.

En el Capítulo 5 se desarrollan los fundamentos principales del método bayesiano aquí utilizado, conteniendo apartados específicos para la calibración de cada uno de los modelos a invertir.

El Capítulo 6 expone los resultados y los mapas de humedad del suelo obtenidos para los distintos algoritmos elaborados, incluyendo un análisis sobre las posibles fuentes de error en los resultados. Por último, el Capítulo 7 contiene las conclusiones finales del trabajo y lineamientos sobre trabajos futuros a realizar para mejorar la precisión en la estimación de HS.

Marco teórico para la estimación de Humedad del Suelo con imágenes SAR

2.1. Antecedentes

La Humedad del Suelo (HS), definida como el agua almacenada en la capa superior de la superficie terrestre (Behari, 2005), constituye una importante variable a considerar dentro del sistema climático. Junto con los glaciales y los casquetes de hielo, el carbono y la biomasa, entre otros, está considerada como una variable climática esencial del dominio terrestre por el Sistema Mundial de Observación del Clima (GCOS).

Del conocimiento de las variaciones de la humedad del suelo es posible entender el comportamiento de otras variables como la temperatura del suelo y la ocurrencia de sequías e inundaciones. De allí que es un parámetro fundamental para un gran número de aplicaciones, incluyendo la evaluación de la sequía agrícola, el soporte informativo para problemáticas hidrológicas como aluviones y deslizamientos, la gestión de recursos hídricos y la construcción de modelos epidemiológicos (Barrett et al., 2009).

Es sabido que las mediciones locales de humedad están fuertemente afectadas por la variabilidad espacial. Más aún, el uso de modelos hidrológicos para pronósticos de humedad sobre grandes áreas no resulta fácil y depende de la homogeneidad de las áreas seleccionadas. Además, resulta necesario contar con información relacionada a atributos como las propiedades del suelo (textura, salinidad, acidez, etc.), sus características hidráulicas, permeabilidad, etc. y también disponer de datos atmosféricos y climatológicos (Pampaloni et al., 2004) para conocer la dinámica atmosférica regional. De allí que la posibilidad de medir HS a grandes escalas desde satélites, con una completa y frecuente cobertura de la superficie terrestre, resulta un tema extremadamente atractivo para la comunidad científica.

Distintas investigaciones han demostrado que la humedad del suelo puede ser estimada desde una

2.1 ANTECEDENTES

variedad de técnicas de percepción remota. Sin embargo, solo las microondas tienen la capacidad de medir cuantitativamente la humedad del suelo bajo una variedad de condiciones topográficas y de vegetación (Behari, 2005). El sensoramiento remoto con microondas ha demostrado tener la capacidad de mapear y monitorear cambios relativos de humedad del suelo en grandes áreas, como así también la oportunidad de medir, a través de modelos inversos, valores absolutos de humedad del suelo (Barrett et al., 2009).

La sensibilidad de la humedad del suelo a las Ondas Electromagnéticas (OEM) en la frecuencia de microondas es un fenómeno bien conocido, aunque todavía está siendo estudiado por numerosos investigadores. De hecho, las primeras investigaciones llevadas a cabo en el tema, como las de Ulaby (1974), Ulaby et al. (1986) y Dubois et al. (1995), entre otros, han demostrado que los sensores que operan a bajas frecuencias del espectro electromagnético, como en banda P o L, son capaces de medir la humedad en una capa del suelo y estimar la profundidad a la cual está presente.

Actualmente, la mayoría de los sistemas de sensoramiento remoto SAR a bordo de satélites (RADARSAT-2, COSMO Skymed, TerraSAR-X) operan en bandas C y X, las cuales no son las más adecuadas para la estimación de la humedad del suelo. Si bien algunos estudios preliminares indican la factibilidad para estimar HS utilizando este tipo de sensores, y específicamente la nueva generación de sensores en banda X (Baghdadi et al., 2012), trabajar a esas altas frecuencias implica tratar con la interferencia de efectos introducidos por la rugosidad de la superficie, y sobre todo, con la cobertura vegetal como parte de la señal de retrodispersión. Por lo tanto, en estas condiciones operacionales, una estimación de las variaciones espaciales de humedad representa todavía un desafío.

La Figura 2.1 muestra el espectro electromagnético en la región de las microondas ordenado de acuerdo a las variables longitud de onda (en cm) y frecuencia (en GHz). En la misma es posible tener una aproximación a las principales misiones satelitales, pasadas, actuales y futuras, cuyos datos han sido utilizados en numerosos casos para la estimación de humedad del suelo.

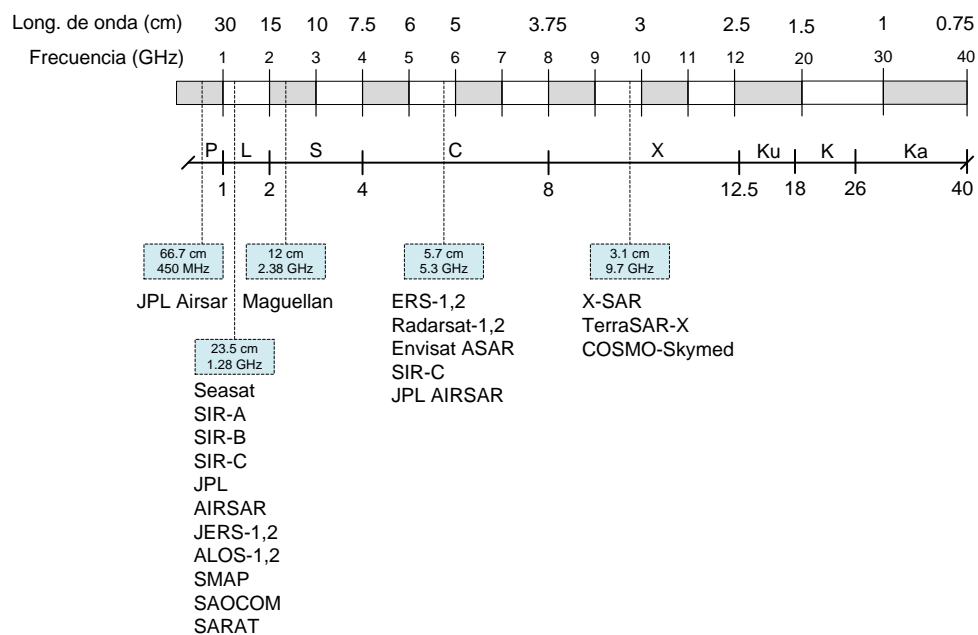


Figura 2.1: Principales misiones satelitales diseñadas en la región de las microondas del espectro electromagnético, en base a Richards (2009) .

La posibilidad de contar con configuraciones múltiples de radar fue posible a partir del lanzamiento del satélite Envisat de la Agencia Espacial Europea (ESA) y de su sensor de ASAR, que opera en banda C (Barrett et al., 2009). Envisat ofreció, a diferencia de sus antecesores, una gran capacidad en términos de cobertura, ángulos de incidencia, polarizaciones y modos de operación, dando así un gran potencial para mejorar la calidad en la estimación para numerosas aplicaciones que utilizan datos SAR.

Desafortunadamente, no existen misiones satelitales actuales en banda L. El satélite ALOS de la Agencia Japonesa de Exploración Espacial (JAXA), con su sensor de microondas PALSAR, no funciona desde Mayo de 2011. De todos modos, la estimación de humedad se ha focalizado en el potencial de los sensores que operan en banda C. En la actualidad, solo están disponibles los datos del satélite RADARSAT-2 de la Agencia Espacial Canadiense (CSA), ya que ERS-2 y ENVISAT de la ESA dejaron de funcionar en Septiembre de 2011 y Abril de 2012, respectivamente. Para el futuro cercano, se espera contar con datos de las misiones planificadas en banda L, como son la misión SAOCOM 1A y 1B de Argentina, cuyo primer lanzamiento se espera entre 2014-2015; ALOS-2, que se encuentra en actual desarrollo; y el satélite activo/pasivo SMAP de la Administración Nacional de Aeronáutica y Espacio de los Estados Unidos (NASA), esperado para el año 2015.

La estimación de parámetros del suelo desde radar cae en la categoría de lo que se conoce como “problemas mal condicionados”, debido a que en general, más de una combinación de características del suelo (en términos de contenido de humedad, rugosidad, cobertura vegetal, etc.) puede determinar la misma respuesta electromagnética. La razón fundamental es que las características del suelo afectan la señal de microondas de manera distinta y con diferente extensión, dependiendo de la configuración del sensor.

La información más valiosa para el estudio de la HS ha sido obtenida a través de la combinación de distintas frecuencias, polarizaciones y ángulos de incidencia, como se ha demostrado en los trabajos de Dobson et al. (1995); Baronti et al. (1995); Ferrazzoli et al. (1997); Dubois et al. (1995). El coeficiente de retrodispersión es altamente sensible a la microrugosidad de la topografía y la cobertura vegetal. Estos estudios se han desarrollado con el objetivo de determinar la configuración “óptima” de los parámetros del sensor, en cuanto a longitud de onda, frecuencia, polarización y ángulo de incidencia, para reducir la interferencia de esos factores al momento de hacer una estimación precisa de HS.

En referencia a estudios específicos, Holah et al. (2005) encontraron que para una estimación precisa de HS, y utilizando ángulos de incidencia bajos o medios (entre 20° y 37°), la polarización HH es más sensible que la polarización HV al contenido volumétrico de humedad, pero menos sensible que VV. Con esta afirmación acuerdan Li et al. (2004) y Zhang et al. (2008). Por otro lado Autret et al. (1989) y Chen et al. (1995) reportaron que la influencia de la rugosidad superficial puede ser minimizada utilizando ondas co-polarizadas (HH/VV). Por ello, usar polarizaciones múltiples debería, en teoría, mejorar la estimación. En todo caso, el consenso general de la literatura indica que ángulos de incidencia bajos, longitudes de onda larga (como banda L) y tanto polarización HH como HV resultan los parámetros de configuración del sensor más adecuados para una estimación precisa de HS (Barrett et al., 2009).

Un enfoque efectivo para mitigar la ambigüedad introducida por la vegetación y la rugosidad consiste en focalizar la atención en las variaciones temporales a través de adquisiciones subsecuentes de imágenes de radar. El fundamento en este caso es asumir que las características promedio de rugosidad y vegetación permanecen casi inalteradas mientras que las variaciones en el contenido de

humedad si afectan la señal de retrodispersión a lo largo del tiempo (Pierdicca et al., 2010; Balenzano et al., 2011). En este sentido, se han desarrollado métodos de detección de cambios utilizando series temporales, como en el reciente estudio de Hornacek et al. (2012), quienes utilizaron datos del modo de adquisición wide swath del sensor Envisat ASAR¹ en el marco de una evaluación del potencial de algoritmos para la estimación de Humedad del Suelo para la misión Sentinel-1 de la ESA.

En sensoramiento remoto, los investigadores tienen que lidiar con dos tipos de problemas: el problema directo y el problema inverso. El problema directo hace referencia al desarrollo de modelos que pueden caracterizar correctamente el coeficiente de retrodispersión de la superficie del suelo obteniendo como resultado valores de σ^o en términos de parámetros del sensor, como el ángulo de incidencia (θ_i), la longitud de onda (λ) y una configuración de polarización específica, y también en función de parámetros del suelo, como las propiedades de la superficie (por ejemplo, la constante dieléctrica). Dados estos modelos, es posible desarrollar algoritmos de inversión para predecir las propiedades superficiales del suelo utilizando las observaciones de radar como entrada, lo que constituye la solución al problema inverso (Dobson y Ulaby, 1998).

Alternativamente a los enfoques basados en detección de cambios, una estrategia para desarrollar algoritmos de estimación de HS con adquisiciones únicas está basado en la implementación y el aprovechamiento de los modelos electromagnéticos directos. Estos proveen una descripción física sólida de las interacciones entre las OEM y los objetos presentes en la superficie terrestre (por ejemplo, suelos desnudos o con vegetación), permitiendo simular numerosos escenarios experimentales en términos de configuraciones del sensor y características del suelo. Esta es una propiedad fundamental para asegurar la generalidad y evitar la dependencia de las condiciones locales del sitio y las características del sensor, situación que generalmente ocurre cuando se trabaja con algoritmos de base empírica. Una vez que los modelos electromagnéticos directos han sido validados es posible desarrollar los algoritmos de inversión (Shi et al., 1997; Oh, 2004).

Numerosos modelos de retrodispersión se han desarrollado en las últimas décadas para ayudar a determinar la relación entre la señal de retorno al sensor y los parámetros biofísicos, poniendo especial atención en entender los efectos de la rugosidad superficial (Dubois et al., 1995; Fung et al., 1992; Shi et al., 1997) (ver Sección 2.4). Buscando la inversión de alguno de estos modelos directos, se han desarrollado numerosos algoritmos basados en ajustes a las simulaciones numéricas de los modelos directos, que incluyen Look Up Tables, Redes Neuronales, enfoques bayesianos, técnicas de minimización y lo que se conoce como técnicas de ensamble.

Por ejemplo, el potencial de la inversión de un modelo directo en proveer mapas precisos de HS ha sido investigado por Pampaloni et al. (2004), quienes realizaron una comparación de la performance de tres algoritmos de inversión utilizando series temporales de imágenes Envisat ASAR co y cros polarizadas sobre un sitio agrícola en Italia. Los algoritmos evaluados, en cuanto a precisión, porcentaje de error y complejidad computacional fueron: técnicas de redes neuronales de tipo perceptrón multicapa, un enfoque estadístico basado en el teorema Bayesiano y un algoritmo de optimización iterativa basado en el método Nelder-Mead, arrojando ésta última la precisión en la estimación más alta.

La estimación de HS y los mapas resultantes de esta investigación tienen su base en un algoritmo de inversión Bayesiano. La revisión de sus fundamentos teóricos y la descripción del algoritmo se expondrán en el capítulo 5. A continuación, se desarrollarán los conceptos fundamentales que sustentan el estudio de la HS con microondas de radar; por eso en principio se realizará una revisión de la

¹<https://earth.esa.int/web/guest/missions/esa-operational-eo-missions/envisat>

teoría que sustenta el funcionamiento de un sistema de captura de imágenes SAR (Sección 2.2). Posteriormente se indagará en las interacciones entre la señal emitida y el blanco, haciendo hincapié en cuáles son los factores de la superficie terrestre que afectan la respuesta que vuelve el sensor (Sección 2.3). La última parte de este capítulo, como se ha mencionado arriba, contendrá la teoría que sustenta al estudio de la HS con modelos electromagnéticos y la posibilidad de invertir los mismos para su estimación desde imágenes SAR (Sección 2.4).

2.2. Fundamentos SAR

2.2.1. El concepto de Radar y el sistema SAR

El Radar es un sistema activo de iluminación que posee componentes y equipamiento para la emisión y medición de radiación electromagnética con el objetivo de detectar y localizar elementos en la superficie terrestre.

El instrumento consiste en un transmisor que envía ondas de radiofrecuencia, y un objeto receptor que recibe la energía después de haber sido reflejada. El transmisor y el receptor pueden estar localizados en dos plataformas distintas, cuya configuración es denominada “bistática”. Asimismo, transmisor y receptor pueden estar ubicados en la misma plataforma, compartiendo la misma antena para irradiar y recibir la energía retrodispersada por el blanco. Este es el caso de los sensores de configuración “monostática”, los más utilizados en aplicaciones de sensoramiento remoto (Richards, 2009). La Figura 2.2 describe las características de ambos sistemas en forma básica.

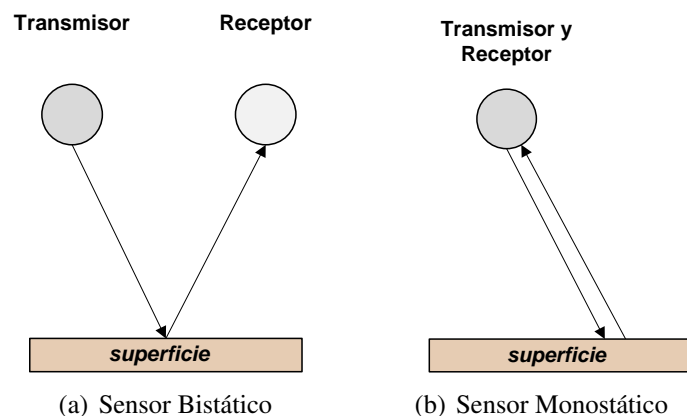


Figura 2.2: Sistema de radar Bistático (a) y Monostático (b) (Richards, 2009) .

La radiancia espectral en la región de las microondas es considerablemente baja, lo que representa un obstáculo a la hora de obtener resoluciones espaciales finas desde sistemas de microondas pasivas (la resolución espacial es generalmente de decenas de km). Los sistemas de radar activos, en cambio, han sido diseñados para sobrepasar esa limitación, a través de la emisión de pulsos direccionales que luego son recibidos como señal de retrodispersión.

Las principales capacidades que posee un sistema de radar pueden resumirse de la siguiente forma:

- Capacidad de la antena para transmitir un pulso corto en una dirección específica; en contrapo-

sición a un sistema pasivo, que utiliza la energía reflejada por el sol o emitida desde la superficie de la tierra como fuente primaria de energía;

- Capacidad para detectar el eco retrodispersado y atenuado por el objeto;
- Capacidad para medir la distancia al objetivo (*target*) a través del registro del tiempo transcurrido entre la emisión del pulso y la detección del blanco.

Uno de los primeros sistemas de radar fue el Radar de Apertura Real (RAR), en el cual la dimensión de la antena tenía una relación directamente proporcional a la resolución espacial resultante. Luego, con la llegada del Radar Aerotransportado de Visión Lateral (SLAR), desarrollado en la década de 1950, fue posible obtener las primeras aplicaciones en sensoramiento remoto con un sistema de visión lateral, lo que evitaba la recepción de información ambigua desde dos blancos a la misma distancia en el nadir.

El diseño del sistema de Radar de Apertura Sintética (SAR) y el concepto de antena de apertura sintética permitió disponer de imágenes de resolución espacial más alta, en comparación con los radares anteriores, cuyas resoluciones quedaban configuradas en el orden de los kilómetros. La principal idea del sistema SAR es simular una antena equivalente a una del sistema SLAR, pero de tamaño mucho menor. Esto es posible aprovechando la variación en el corrimiento Doppler de los ecos generados por un mismo blanco durante el tiempo observado. De esta forma se puede obtener una fina resolución en la dirección de acimut (en la dirección de vuelo), del orden de la resolución que se obtiene en la dirección de rango (Henderson y Lewis, 1998a).

El incremento en el uso de los sistemas SAR en el campo de los sensores remotos está basado en cuatro fundamentos (de acuerdo a Cumming y Wong (2005)):

1. Posee su propio sistema de iluminación, por lo que es independiente de las condiciones de iluminación solar;
2. las ondas electromagnéticas de un radar trabajan a una frecuencia donde las nubes y la precipitación no son observables;
3. la energía de radar retrodispersada desde un tipo de material es diferente a la energía óptica, y provee una mejor discriminación de las características de la superficie que los sensores ópticos;
4. la posibilidad de disponer de productos con una mejor resolución espacial que la mayoría de los sensores ópticos.

2.2.2. Geometría de adquisición

Considerando un SAR monostático, en el cual el transmisor y el receptor están localizados en la misma plataforma, la generación de una imagen de la superficie terrestre se basa en la transmisión y recepción de pulsos electromagnéticos a través de la antena lateral sobre un área definida, denominada *footprint*. La captura de la imagen se realiza en dirección ortogonal a la de avance de la plataforma. La dirección de observación se denomina *rango* y la de movimiento se denomina *acimut*.

La Figura 2.3 resume la geometría de adquisición de un sistema SAR. El sensor se desliza en una dirección de avance paralela a la dirección de acimut, al mismo tiempo que la antena realiza la

captura de las imágenes en visión lateral, en la dirección de rango, por lo tanto, perpendicular a la de acimut. El ángulo de mirada de la señal se define a partir del sensor, mientras que el ángulo de incidencia (θ_i) se define a partir de una línea imaginaria del nadir del blanco. Las capturas de las imágenes se realizan a medida que el sensor se desplaza, cubriendo un área definida como footprint o pisada, determinando la extensión de la misma el swath de la señal.

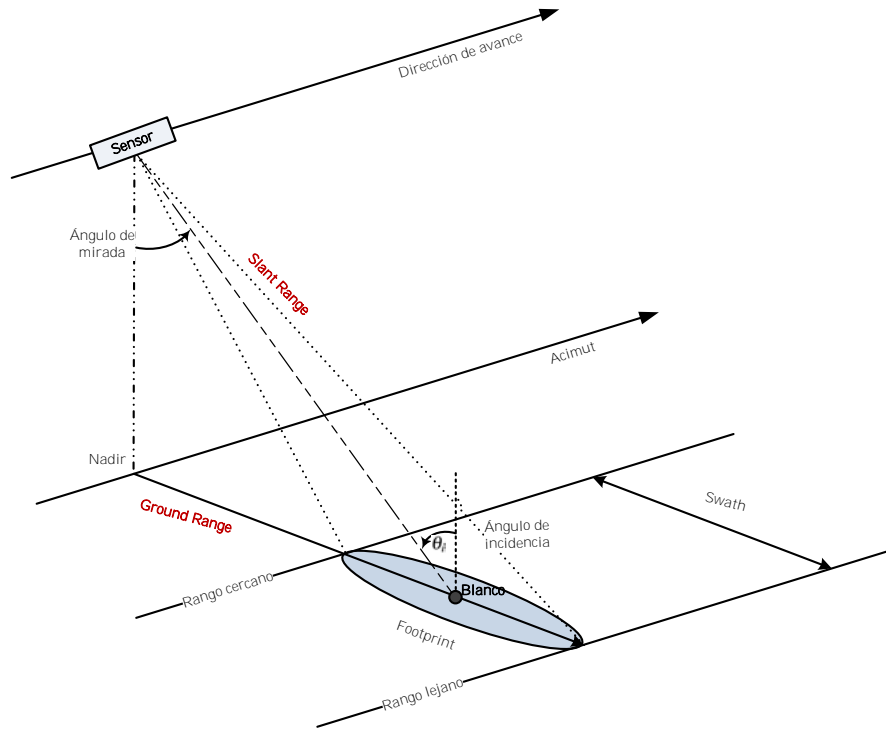


Figura 2.3: Geometría de adquisición simplificada de un sistema SAR (Richards, 2009) .

La resolución geométrica, es decir la distancia entre dos puntos que se pueden visualizar por separado, está definida por la resolución en rango y en acimut. La resolución en *slant range* (r_{slant}) está dada por la siguiente ecuación

$$r_{slant} = \frac{c}{2B}; \quad (2.1)$$

donde c es la velocidad de la luz y B es el ancho de banda del chirp emitido. La subsecuente estimación de la resolución en tierra o *resolución en ground range* (r_{ground}) se estima utilizando el ángulo de incidencia local θ_i (Eq. 2.2):

$$r_{ground} = \frac{c}{2B \sin \theta_i} = \frac{r_{slant}}{\sin \theta_i}. \quad (2.2)$$

Para el caso de una imagen SARAT la resolución en slant range es de $r_{slant} = 3,95m$, dado que el ancho de banda del chirp es de $B = 38.9Mhz$, según la Ecuación 2.1. Considerando un ángulo de incidencia local de $\theta_i = 25^\circ$, la resolución en ground range puede ser calculada de la siguiente forma:

$$r_{ground} = \frac{3,95}{\sin(25^\circ)} = 9,33m. \quad (2.3)$$

El sistema SAR también aprovecha el avance de la plataforma para obtener una resolución en *acimut* (r_{acimut}) del orden de la resolución en rango. La resolución en acimut está limitada por la frecuencia f (o la longitud de onda $\lambda = \frac{c}{f}$) del sistema, la longitud de la antena l_a y la distancia en range slant R_0 entre el sensor y el objeto, de acuerdo a la siguiente expresión:

$$r_{acimut} = \frac{\lambda}{2L_a}R_0, \quad (2.4)$$

donde L_a es la longitud de la apertura sintética, dada por la siguiente ecuación:

$$L_a = \frac{\lambda}{l_a}R_0; \quad (2.5)$$

donde l_a es la dimensión física de la antena. Substituyendo L_a en la Ecuación 2.4 es posible ver que la resolución geométrica se incrementa con el largo físico de la antena l_a .

$$r_{acimut} = \frac{l_a}{2}. \quad (2.6)$$

Como resultado, el tamaño del pixel para r_{ground} y r_{acimut} son desiguales; por lo tanto es necesario aplicar a las imágenes el proceso que se conoce como “multilooking” (multi-mirada) con el objetivo de conseguir píxeles cuadrados. Este procedimiento será desarrollado en la subsección 2.2.3.1.

2.2.3. Distorsiones radiométricas y geométricas

2.2.3.1. Distorsiones Radiométricas

La señal de retorno del radar está sujeta a fluctuaciones aleatorias que son el resultado de la interacción de las OEM con superficies del terreno rugosas (Henderson y Lewis, 1998b). Incluso en zonas homogéneas dentro de una imagen, existe un efecto no deseado causado por un patrón de interferencia de las OEM coherentes que provienen desde distintos blancos dentro de un pixel. Esto significa que al ser los objetos de la superficie reflectores irregulares, los haces emitidos por el radar regresan al sensor habiendo recorrido distintas distancias y habiendo acumulado así diferencias de fase (Henderson y Lewis, 1998b). Dependiendo del valor de esta diferencia de fase los haces interferirán constructiva, parcial o destructivamente, como lo explica la Fig. 2.4.

El fenómeno conocido como *speckle*, es básicamente interferencia a gran escala. Tal ruido está físicamente ligado a la naturaleza coherente de los sensores SAR e imparte una aleatoriedad tal que la magnitud de cada pixel obedece una distribución de Rayleigh (Cumming y Wong, 2005).

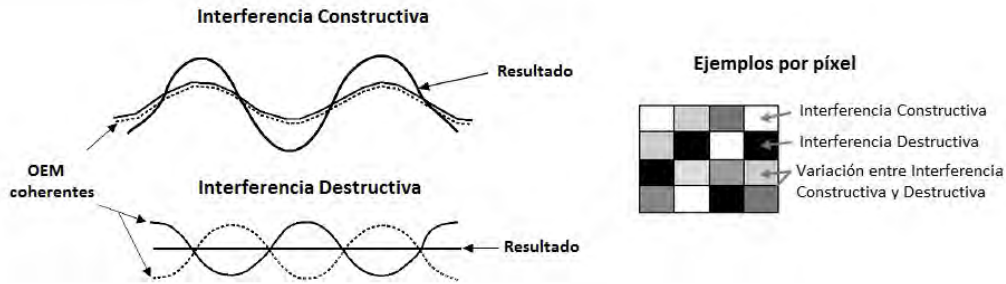


Figura 2.4: Izquierda: Interferencia de OEM coherentes causadas por patrones de modificación de señal en áreas homogéneas. Derecha: Ejemplo en píxeles de una imagen SAR. (Canada Centre for Remote Sensing (CCRS)).

Este efecto conocido también como ruido “sal y pimienta”, que se visualiza en las imágenes como un granulado claro y oscuro, representa un gran obstáculo para la clasificación, análisis e interpretación de las imágenes. Como el speckle es ruido multiplicativo, y no aditivo, es muy difícil de extraer.

De todas formas existen técnicas para su reducción, que se realizan como uno de los primeros pasos en el procesamiento de imágenes SAR. Las técnicas principales de reducción del speckle se pueden dividir en dos categorías. La primera está relacionada al procesamiento de la imagen luego del proceso de su formación. Partiendo de una toma única, en el nivel de procesamiento Single Look Complex, es posible dividir esa escena en diferentes imágenes (miradas o looks) y promediar posteriormente los resultados. Cada uno de estos looks también está afectado por ruido speckle, pero la posibilidad de sumar y promediar estas miradas en una sola resultante permite reducir el ruido speckle presente en la imagen. Este es el proceso que se conoce como multilooking. Este procedimiento tiene como resultado la mejora de la calidad radiométrica de la imagen reduciendo el speckle, pero a expensas de la pérdida de resolución espacial. La segunda técnica involucra la aplicación de filtros específicos, de paso bajo y adaptivos, que se basan en modelos estadísticos.

El ruido speckle introduce en la imagen lo que se conoce como incerteza radiométrica. Como se ha mencionado, la división de la primera imagen en varias miradas más angostas permite contar con varias miradas independientes de la escena iluminada. A partir de la toma de muestras en la imagen en zonas homogéneas y del cálculo de la media y el desvío estándar se procede a establecer el Número Equivalente de Looks (ENL, por sus siglas en inglés) de la imagen (Ecuación 2.7). El ENL es un escalar que permite cuantificar el ruido speckle. Luego para que disminuya la incerteza radiométrica se aumenta el número de looks, buscando disminuir el desvío estándar de la imagen y tratando de conservar el valor de la media. El ENL se define como:

$$ENL = \left(\frac{\mu}{\sigma}\right)^2, \quad (2.7)$$

donde μ y σ son la media y la desviación estándar, respectivamente.

Un primer filtro para el speckle viene dado justamente en la etapa del multilooking. El multilooking adecuado se calcula comparando la resolución en *ground range* y en *acimut*. Por ejemplo, con una resolución en ground de 9.74m y una resolución en acimut de 2.23m, se obtiene el siguiente factor de looks para range y acimut:

$$\frac{r_{ground}}{r_{acimut}} = \frac{9,74m}{2,23m} \approx \frac{4}{1}. \quad (2.8)$$

Esto significa que la resolución en ground range es aproximadamente 4 veces mayor a la resolución en acimut, y por lo tanto, es necesario utilizar un factor 4 para el remuestreo en acimut. Esto finalmente permitirá obtener píxeles cuadrados de 9.74m x 9.74m.

Este valor obtenido es la resolución óptima para píxeles en el centro de la imagen. Se trata de un valor teórico, en el cual no se tienen en cuenta la diferencia de resolución en ground range de los píxeles, producida por el cambio del valor del ángulo de incidencia desde el range cercano hacia el range lejano. Tales deformaciones geométricas son corregidas posteriormente mediante el proceso conocido como geocodificación.

2.2.3.2. Distorsiones por Geometría y Topografía

Existen factores relacionados a la geometría de adquisición de las imágenes SAR que causan las llamadas distorsiones geométricas, especialmente en áreas de montaña o de relieve pronunciado. Estos son conocidos como *acortamiento* (foreshortening), *inversión* (layover) y *sombra* (shadow) (Euillades et al., 2005).

El efecto de acortamiento aparece en casos donde las pendientes están orientadas hacia el sensor al momento de la captura de la imagen. Las laderas aparecen «comprimidas» en la dirección de slant range, es decir, se presentan en la imagen como si fueran más cortas de lo que en realidad son (Henderson y Lewis, 1998b) (Figura 2.5-A).

El fenómeno de inversión se produce cuando la pendiente de la ladera es mayor al ángulo de visión del radar. Esto significa que los ecos provenientes de la cima llegan al radar antes de aquellos que llegan desde la base (Figura 2.5-B).

En los casos de relieve muy pronunciado, donde algunas laderas quedan ubicadas en dirección opuesta al beam de iluminación del radar, se produce el fenómeno de sombra, no registrándose ecos reflejados provenientes de esta zona en sombra (Figura 2.5-C).

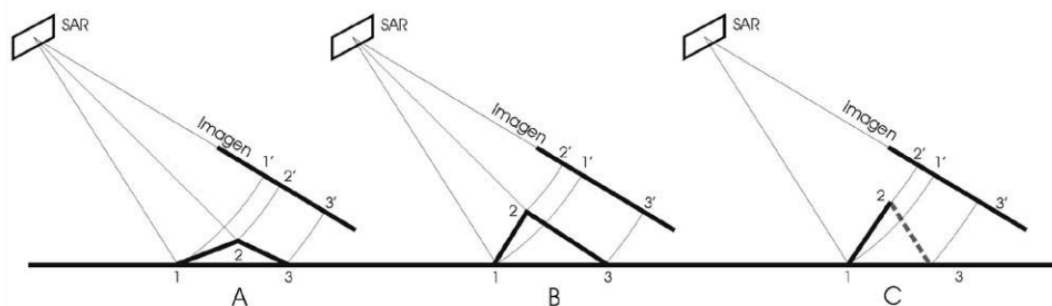


Figura 2.5: Deformación por topografía en imágenes SAR. A) Acortamiento: a la distancia real 1-2 le corresponde en la imagen una distancia mucho menor 1'-2'; B) Inversión: el segmento de terreno 1-2 aparece en la imagen invertido 2'-1'; C) Sombra: al segmento de terreno 2-3 nunca lo alcanza la iluminación del radar, o sea que en la imagen 1'-3' no registra ecos que vuelvan al radar (Euillades et al., 2005) .

2.2.4. Polarización

Como ya se ha mencionado, un sistema SAR funciona a partir de la emisión de un pulso electromagnético, midiendo el tiempo y la intensidad del eco reflejado con mediciones en amplitud y fase. Esa OEM emitida está compuesta por un campo eléctrico (E) y un campo magnético (M), que poseen una naturaleza transversal entre ellos (Lusch, 1999).

Los campos E y M, se consideran como dos aspectos de un solo fenómeno físico, el *campo electromagnético*, cuya fuente es una carga en movimiento. Una vez que se ha generado el campo electromagnético, la onda actúa en forma independiente de su fuente de origen, al mismo tiempo que los campos E y M, que actúan como una sola unidad, varían en el tiempo y se regeneran unos a otros en un ciclo sin fin (Hecht, 2000).

El término *Polarización* depende de la configuración de la antena y hace referencia a la orientación espacial del campo eléctrico, en este caso en una onda electromagnética plana, y que frecuentemente está orientada horizontal o verticalmente, durante su propagación, mientras el campo oscila (Richards y Jia, 2006).

Para el caso de los sistemas SAR actuales, las antenas de emisión de la OEM están diseñadas para controlar la dirección del campo eléctrico emitido. De allí que un sistema SAR puede transmitir las ondas de radar en polarizaciones Horizontal (H) y Vertical (V). Asimismo, el sensor puede recibir el retorno de la onda en ambos canales H o V, y en algunos casos, en ambas polarizaciones inclusive. Esto produce señales co-polarizadas (HH y VV) en el primer caso y señales cross-polarizadas (HV y VH) en el segundo caso (ESA).

De acuerdo a la configuración del sistema, las siguientes son las combinaciones posibles:

- **HH**: transmisión y recepción horizontal,
- **HV**: transmisión horizontal, recepción vertical,
- **VH**: transmisión vertical, recepción horizontal,
- **VV**: transmisión y recepción vertical.

La Figura 2.6 muestra una OEM en una polarización horizontal plana. Si el vector del campo eléctrico cae en la misma dirección que el plano de incidencia, se dice que el tipo de polarización es “paralela”; mientras que si el vector cae en un ángulo recto, respecto del ángulo de incidencia, se dice que el tipo de polarización es “perpendicular”. En sensoramiento remoto, ambas son denominadas polarizaciones “horizontal” y “vertical”, respectivamente.

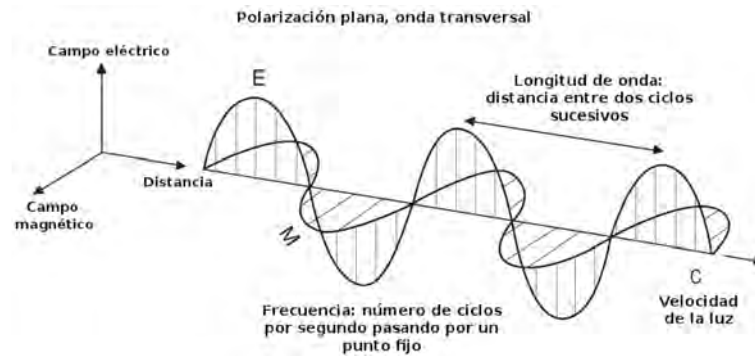


Figura 2.6: Definición de las polarizaciones con respecto al plano de incidencia y la superficie (Richards, 2009) .

Un SAR de polarización completa, también denominado full polarimétrico o quad-pol, está adaptado para emitir y recibir la onda en las cuatro combinaciones posibles HH, VV, HV y VH. Esto significa que un blanco de la superficie tendrá cuatro respuestas diferentes para cada tipo de polarización. Este hecho puede expresarse a modo de una *matriz de polarización*, que contendrá la información de la magnitud física del blanco a través de la interpretación del σ^o , como lo expresa la siguiente ecuación:

$$\sigma^o = \begin{bmatrix} \sigma_{HH}^o & \sigma_{VV}^o \\ \sigma_{HV}^o & \sigma_{VH}^o \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

La información que es posible de obtener con distintos tipos de polarizaciones mejora la habilidad para caracterizar las propiedades físicas de los objetos y la obtención de propiedades biofísicas o geofísicas de elementos de la superficie de la Tierra. Como ya se ha mencionado, para el caso de la aplicación en humedad del suelo, el consenso en la bibliografía indica que tanto las polarización HH como la HV resultan de las más indicadas para la estimación de este parámetro (Barrett et al., 2009), siendo la banda HV particularmente útil para separar la contribución de la rugosidad y de la vegetación en la señal retrodispersada.

2.3. Propiedades del blanco que afectan la respuesta de la señal

Para el estudio de los mecanismos de interacción entre las ondas electromagnéticas y la superficie terrestre dos aspectos resultan fundamentales: sus propiedades eléctricas y sus características geométricas. Estas son propiedades relativas al blanco de observación (denominado también en la literatura como *target*).

El suelo puede considerarse un medio húmedo limitado a un entorno con distintas características de rugosidad. En líneas generales, la interacción de una OEM con una superficie perfectamente lisa generará una retrodispersión en dirección opuesta a la de incidencia, mientras que en una superficie rugosa la radiación será retrodispersada en varias direcciones, generándose así un porcentaje de respuesta que vuelve al sensor.

El patrón de dispersión de una superficie rugosa depende principalmente de su rugosidad superficial, mientras que la potencia con la que la señal vuelve al sensor está modulada por las propiedades dieléctricas, es decir, su contenido de humedad (Pampaloni et al., 2004). En particular, las características de rugosidad de la superficie definirán la “forma” del patrón de retrodispersión que vuelve al sensor (especular, difuso, etc.), mientras que el contenido de humedad en el suelo modulará la “intensidad” en cuanto a reflexión, absorción o transmisión en el retorno de la señal (Pampaloni et al., 2004).

Por el momento, se hará hincapié en las características geométricas y eléctricas de los suelos desnudos o con escasa cubierta vegetal, mientras que la interacción de OEM's con suelos con presencia de vegetación será estudiada más adelante.

2.3.1. El contenido de humedad

La retrodispersión de radar desde el suelo está altamente influenciada por el contenido de humedad presente en él. Mas aún, es posible afirmar que la intensidad del backscattering es directamente proporcional a su contenido de humedad. La Figura 2.7, extraída de Ulaby et al. (1986), muestra la relación positiva existente las dos variables que caracterizan al contenido de humedad en el suelo, la constante dieléctrica y la humedad volumétrica, para distintas frecuencias y para distintos tipos de composición granulométrica del suelo.

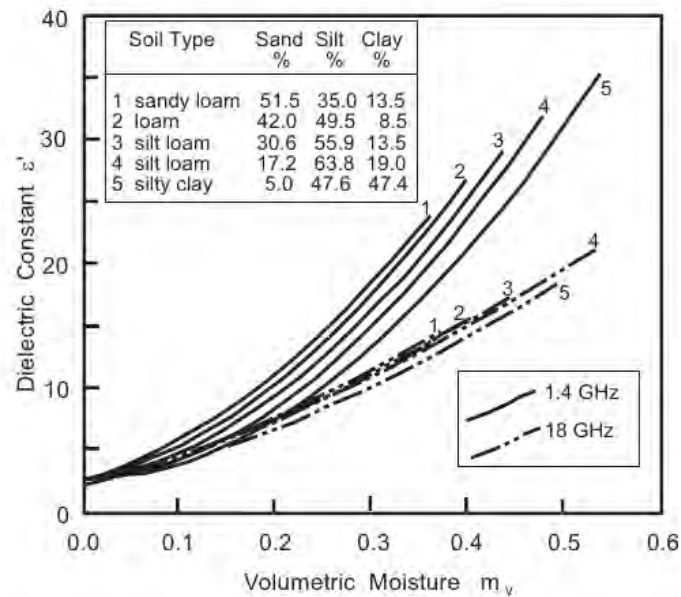


Figura 2.7: Relación entre la constante dieléctrica y el contenido de humedad del suelo (Ulaby et al., 1986).

Las propiedades de humedad de una superficie pueden describirse a través de la variable denominada *constante dieléctrica* (ϵ), también llamada *permitividad*, la que tiene una alta dependencia al contenido de humedad en el suelo, como se ha mostrado en la Figura 2.7.

De hecho, la teoría detrás del sensoramiento remoto con microondas para su aplicación en humedad del suelo está basada en el gran contraste que existe entre las propiedades dieléctricas de un suelo húmedo ($\epsilon \approx 24$ a 20°C) y un suelo seco ($\epsilon \approx 6$) (Barrett et al., 2009).

La constante dieléctrica (ϵ) está representada por un número complejo adimensional, que queda expresado por la ecuación:

$$\epsilon = \epsilon' - i\epsilon'' \tag{2.10}$$

donde ϵ' es la parte real y $i\epsilon''$ es la parte imaginaria.

Como se ha mencionado, un suelo desnudo húmedo consiste en una mezcla de partículas de suelo, aire y agua líquida. El agua contenida en el suelo está generalmente caracterizada de dos maneras: agua ligada y agua libre. El agua ligada se refiere a las moléculas de agua contenidas en la primera capa molecular que rodea a las partículas del suelo, ligadas por fuerzas matriciales y osmóticas (Behari, 2005). Las fuerzas matriciales disminuyen rápidamente con la distancia, por lo tanto, a varias capas de moléculas de distancia, el agua es capaz de moverse dentro del medio del suelo con cierta facilidad, estado en el que se la conoce como agua libre (Behari, 2005). La cantidad de agua ligada es directamente proporcional al área superficial de las partículas del suelo, el cual, a su vez, es función de la textura del suelo y la mineralogía (Van Zyl y Kim, 2010).

Para la estimación de ϵ partiendo del contenido de agua en el suelo, numerosos modelos de simulación se han desarrollado. Una revisión de ellos es presentado por Van Zyl y Kim (2010).

En el presente estudio, el cálculo de ϵ para su posterior utilización como variable de entrada en

los modelos electromagnéticos, se realizó en base al modelo empírico propuesto por Hallikainen et al. (1985). El método se basa en que la constante dieléctrica puede ser descripta como una función cuadrática de la humedad volumétrica del suelo y los resultados describen el comportamiento dieléctrico del suelo en función de su textura. La ecuación resultante es aplicable a distintas frecuencias entre 1.4 y 18 GHz., tanto a la parte real como a la parte imaginaria de la constante dieléctrica.

2.3.2. La rugosidad superficial

Entre las propiedades que gobiernan la retrodispersión de una señal incidente, una de las más importantes es la microrugosidad, manifestada por las irregularidades que presenta la superficie a escala milimétrica o centimétrica.

La rugosidad superficial es una variable relativa, y depende exclusivamente de la configuración del sistema SAR para la captura de la escena, en cuanto a parámetros como longitud de onda, polarización y ángulo de incidencia. Particularmente, la rugosidad superficial depende fuertemente de la longitud de onda (λ) de la señal incidente (Ulaby et al., 1982).

En líneas generales, los mecanismos de interacción que se generarán entre una OEM y la superficie terrestre son:

Retrodispersión de superficie (especular y difusa): En el caso de la retrodispersión especular, el tipo de superficie a la que arriba la señal emitida por el radar es relativamente lisa, y por lo tanto la señal tenderá a rebotar en sentido opuesto a la dirección del sensor. Este es el caso típico de aguas en calma, nítidamente visible en una imagen SAR como una zona homogénea y oscura. Si por el contrario la microrugosidad se hace perceptible a la longitud de onda del radar, se genera un mecanismo de difusión de la retrodispersión hacia distintas direcciones (reflexión de tipo lambertiana), registrándose un porcentaje de la misma que vuelve al sensor.

Retrodispersión doble rebote: Es producida por reflectores de tipo esquina, donde dos superficies perpendiculares crean una fuerte señal retrodispersada. Este tipo de mecanismo puede encontrarse en áreas urbanas, donde el efecto doble rebote es creado por las estructuras de los edificios. También es el caso típico de los reflectores tipo “corner reflectors” creados para generar una fuerte respuesta en una imagen SAR con fines de calibración de los sensores.

Retrodispersión en volumen: Es el resultado de la interacción múltiple de la señal del radar con numerosos objetos presentes en un medio homogéneo. Se produce, por ejemplo, en el caso de la vegetación vigorosa, donde la retrodispersión es la suma de la contribución del rebote entre tallos, hojas y troncos.

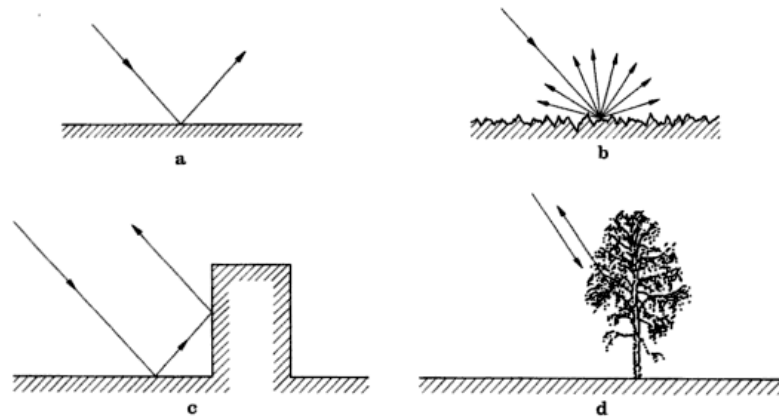


Figura 2.8: Mecanismos de retrodispersión dominantes. a: especlar y b: difuso (dispersión superficial), c: doble rebote, d: en volumen (Richards and Jia, 2006).

La rugosidad de una superficie está determinada por el tamaño y la cantidad de sus irregularidades, así como también por el espaciamiento de las mismas. Puede pensarse a la rugosidad como el defecto que aparta a una superficie de su geometría plana, considerada ideal. Un perfil unidimensional es el contorno que dibuja una superficie cuando se la corta por un plano perpendicular al plano medio de ella. Por lo tanto, una superficie queda unívocamente descrita al conocer todos sus perfiles (Barber et al., 2011).

La rugosidad de las superficies naturales puede describirse a través de dos parámetros obtenidos de los perfiles unidimensionales que la componen y que describen su componente vertical y horizontal, respectivamente. Estos son, la componente vertical s , que se relaciona con el tamaño de las irregularidades; y la componente horizontal l , que se relaciona con la cantidad y espaciamiento de las mismas. Ambos parámetros s y l se miden a partir de una línea media previamente definida, que usualmente se elige como el promedio de las alturas (Barber et al., 2011).

En líneas generales, se puede afirmar que la rugosidad aumenta al aumentar s mientras que perfiles con l grande tienden a ser chatos y por lo tanto poseen una menor rugosidad. La combinación $s \geq 1$ y $l \leq 1$ resulta en perfiles extremadamente rugosos. El límite opuesto, $s \rightarrow 0$ y $l \rightarrow \infty$ representa una superficie plana (Barber et al., 2011).

Siguiendo el criterio de Van Zyl y Kim (2010), la altura superficial local de cualquier superficie puede explicarse por una función bidimensional $\xi(x,y)$, donde x e y representan las coordenadas horizontales de la superficie. Típicamente se asume que la distribución estadística de la altura de la superficie es Gaussiana con media igual a cero. Por lo tanto, la rugosidad superficial denominada con el parámetro s (conocida también como *altura rms*) queda definida de la siguiente manera:

$$s = \langle \xi^2(x,y) \rangle \quad (2.11)$$

Donde $\langle x \rangle$ es la media de x . También es necesario reconocer que la altura de un punto de la superficie tiene relación con la altura de otro punto situado en un lugar diferente. En este caso la situación es descrita por la denominada *función de autocorrelación*. Para una superficie aproximadamente isotrópica, la función de autocorrelación r es una función que indica la separabilidad entre dos puntos en la superficie, como se explica en la siguiente ecuación:

$$\rho(r) = \frac{\langle \xi(x,y)\xi(x',y') \rangle}{s} \quad (2.12)$$

Las dos funciones de autocorrelación más utilizadas son la Gaussiana y la Exponencial. La función de autocorrelación Gaussiana se describe en la ecuación 2.13, mientras que la función de autocorrelación Exponencial se describe en la ecuación 2.14. El parámetro l es conocido como la *longitud de correlación* e indica la variación de las alturas a los largo de la superficie en la dirección horizontal.

$$\rho_g(r) = e^{-r^2/l^2} \quad (2.13)$$

$$\rho_e(r) = e^{-|r|/l} \quad (2.14)$$

Existen a la actualidad diversos criterios para establecer el grado de rugosidad de una superficie en relación con la longitud de onda incidente. El tema es ampliamente desarrollado en Beaulieu et al. (1995). En líneas generales los estados de rugosidad se determinan por un valor límite de la *altura rms* en función de la longitud de onda (λ) y el ángulo de incidencia (θ_i). Además, Ulaby et al. (1982), propusieron el denominado «criterio de Fraunhofer» para explicar el comportamiento de la retrodispersión en función de la rugosidad de superficies naturales en la región de las microondas. De acuerdo a este criterio, una superficie es considerada *suave* si cumple con la siguiente condición:

$$s < \frac{\lambda}{32 \cos \theta} \quad (2.15)$$

Para el caso de imágenes SARAT, la superficie del suelo en el área de las parcelas experimentales es considerada rugosa si sobrepasa el siguiente valor:

$$s < \frac{23 \text{ cm}}{32 \cos(25)} = 0,7930 \text{ cm} \quad (2.16)$$

2.3.3. La presencia de vegetación

Los elementos que componen la estructura de la vegetación afectan la señal de retrodispersión de manera diferente, de acuerdo a las dimensiones de sus componentes y a la longitud de la onda incidente. Para cada frecuencia, es posible identificar una fuente principal de origen de la respuesta. Por ejemplo, el backscattering en banda L estará más influenciado por las hojas de tamaño mas grandes, mientras que el backscattering de la banda C está significativamente influenciado por hojas mas pequeñas (Lusch, 1999).

Asimismo, la retrodispersión también está influenciada por la geometría de incidencia de la onda. Longitudes de onda corta (Banda X, 3 cm.) reflejan desde la parte superior del canopy, en condición de cobertura continua; mientras que longitudes de onda larga (Banda L, 23 cm.) penetran el dosel y reflejan desde la superficie del suelo. Longitudes de onda intermedias (Banda C, 6 cm.) tienen contribuciones tanto desde el dosel como de la superficie del suelo (Barrett et al., 2009). En definitiva, el uso de la banda L resulta más apropiado que la banda C debido a que longitudes de onda más

larga penetran más en el dosel de la vegetación, y permiten discriminar mejor las áreas cultivadas de aquellas que tienen una baja densidad de biomasa (Lusch, 1999).

A continuación se señalan los principales puntos a resaltar, de acuerdo a Lusch (1999), en cuanto al papel de la vegetación y su interacción con una onda electromagnética:

- Señales SAR de frecuencias bajas, y por lo tanto longitudes de onda larga, tienen a penetrar a través de la mayoría de los cultivos.
- Por el contrario, señales SAR de frecuencias altas, y por lo tanto longitudes de onda corta, interactúan más con la vegetación y por lo tanto contienen, más información acerca de los parámetros del dosel.
- Los elementos de las plantas (hojas, tallos, troncos, etc.) afectan la señal de retrodispersión de manera diferente de acuerdo a sus dimensiones y la longitud de onda incidente (Fig. 2.9). Para cada frecuencia, una sola fuente de scattering puede ser identificada (por ejemplo, el backscattering de banda L está mayormente influenciado por la señal que retorna desde hojas grandes, mientras que en banda C, el backscattering está significativamente influenciado por hojas más pequeñas).
- La cobertura herbácea es transparente en banda P.
- Con respecto a la polarización, y para el caso de la vegetación, σ_{hv} es generalmente más alto, debido a la contribución del scattering de los elementos cilíndricos inclinados y relativamente largos, y σ_{vv} se vuelve muy similar a σ_{hh} .
- Si tiene ocurrencia el backscattering de doble rebote, originado por estructuras verticales (por ejemplo, troncos en banda P o tallos de maíz o girasol en banda L) y la superficie del suelo es relativamente suave, la respuesta de σ_{hh} puede ser aún mas grande que σ_{vv} .
- Los datos SAR en banda L son capaces de identificar cultivos como maíz y girasol cuando su estructura está bien desarrollada, al igual que sus principales elementos retrodispersores (hojas y tallos).

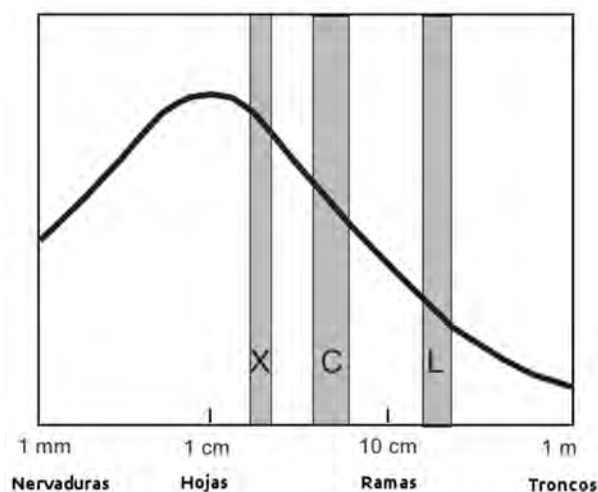


Figura 2.9: Retrodispersión y distribución por tamaño de los elementos retrodispersores del dosel (Lusch, 1999) .

2.3 PROPIEDADES DEL BLANCO QUE AFECTAN LA RESPUESTA DE LA SEÑAL

Para minimizar la presencia de la vegetación en el área de estudio y buscando mejorar la estimación de Humedad del Suelo, en este caso para una aplicación agrícola, en la presente investigación se utilizó el clásico modelo conocido como Modelo de Nube de Agua (MNA), cuyos fundamentos se describirán en la Subsección 2.4.3.

2.4. Modelos electromagnéticos directos

El desarrollo de modelos físicos o teóricos directos simulando los coeficientes de retrodispersión en términos de atributos del suelo como la constante dieléctrica y la rugosidad superficial para un área de características conocidas, es uno de los enfoques más comunes para la estimación de la HS (Barrett et al., 2009).

Los modelos electromagnéticos permiten establecer una relación directa entre los parámetros de la superficie y la radiación retrodispersada y son muy útiles para entender la sensibilidad de la respuesta del radar a los cambios de esas variables biofísicas.

Teniendo en cuenta las distintas configuraciones del sensor y los parámetros de la superficie (revisados y estudiados en la Sección 2.3), numerosos modelos de retrodispersión se han desarrollado con el fin de ayudar a determinar la relación entre la señal de radar y la influencia de factores como la rugosidad y la presencia de vegetación en la estimación de la HS. Estos modelos están categorizados en tres grupos: *teóricos*, *empíricos* y *semi-empíricos* (Barrett et al., 2009).

A continuación se hará una revisión de los modelos electromagnéticos existentes para la estimación directa de HS. Las implementaciones de algunos modelos fueron probados y ejecutados con el fin de conocer cuál de estos modelos se ajusta mejor a las características del área de estudio y a los datos disponibles. De todas maneras, por el amplio rango de condiciones de rugosidad que considera, la inversión se realizó sobre el modelo MEI.

2.4.1. Modelos Teóricos

Los modelos de retrodispersión teóricos o físicos son los más comúnmente utilizados para el desarrollo de modelos de estimación de HS. A pesar de su complejidad, sólo los modelos teóricos pueden producir una comprensión significativa de la interacción entre las ondas electromagnéticas y la superficie de la tierra. Sin embargo, la solución exacta de las ecuaciones que gobiernan la dispersión superficies rugosas aún no está disponible y varios métodos de aproximación se han desarrollado con diferentes rangos de validez (Pampaloni et al., 2004).

El modelo de retrodispersión teórico estándar es conocido como Aproximación de Kirchhoff (AK), que incluye el Modelo de Óptica Geométrica (MOG), el Modelo de Óptica Física (MOF) y el Modelo de Pequeña Perturbación (MPP). Estos modelos pueden ser aplicados en condiciones específicas de rugosidad. Por ejemplo, MOG considera superficies muy rugosas, MOF superficies de rugosidad intermedia, y MPP superficies de rugosidad suave. Por lo tanto, asumen valores de altura rms, longitud de correlación y constante dieléctrica conocidos.

2.4.1.1. El Modelo de Ecuación Integral

El Modelo de Ecuación Integral (MEI) está basado en el modelo de transferencia radiativa y ha sido desarrollado por Fung y Chen en el año 1992 (Fung et al., 1992). El modelo unifica el modelo KA y el SPM, condición que lo hace aplicable a un amplio rango de condiciones de rugosidad y a

distintas áreas, es decir, no es dependiente del sitio bajo estudio².

Para computar σ^o , el modelo requiere los parámetros del sensor como polarización, frecuencia y ángulo de incidencia, y parámetros del blanco, como la parte real de la constante dieléctrica, la altura rms y la longitud de correlación (Barrett et al., 2009).

El modelo general queda expresado por la siguiente ecuación:

$$\sigma_{pp}^o = \frac{k^2}{2} \exp[-2k_z^2 s^2] \sum_{n=1}^{\infty} s^{2n} |I_{pp}^n|^2 \frac{W^{(n)}(-2k_x, 0)}{n!} \quad (2.17)$$

donde p es polarización H o V, k es el número de onda ($k = 2\pi/\lambda$), $k_z = k \cos \theta$, $k_x = k \sin \theta$, $W^{(n)}$ es la transformada de Fourier (ecuación 2.24), θ es el ángulo de incidencia y s es la altura rms. En las ecuaciones expuestas abajo, ϵ_r es la constante dieléctrica del suelo, μ_r es la permitividad relativa, I_{pp}^n depende de k y s y de R_h y R_v , y son los coeficientes de reflexión de Fresnel en polarización H y V respectivamente (ecuaciones 2.22 y 2.23). Ello está dado por:

$$I_{pp}^n = (2k_z)^n f_{pp} \exp(-k_z^2 s^2) + \frac{k_z^n [F_{pp}(-k_x, 0) + F_{pp}(k_x, 0)]}{2} \quad (2.18)$$

Donde,

$$f_{hh} = \frac{(-2R_h)}{\cos \theta} \quad \& \quad f_{vv} = \frac{(-2R_v)}{\cos \theta} \quad (2.19)$$

$$F_{hh} = 2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} [4R_h - \left(1 - \frac{1}{\epsilon_r}\right) (1 + R_h)^2] \quad (2.20)$$

$$F_{vv} = 2 \frac{\sin^2 \theta}{\cos \theta} \left[\left(1 - \frac{\epsilon_r \cos^2 \theta}{\mu_r \epsilon_r - \sin^2 \theta}\right) (1 - R_v)^2 + \left(1 + \frac{1}{\epsilon_r}\right) (1 + R_v)^2 \right] \quad (2.21)$$

$$R_h = \frac{\cos \theta - \sqrt{\epsilon_r (1 - \sin^2 \theta)}}{\cos \theta + \sqrt{\epsilon_r (1 - \sin^2 \theta)}} \quad (2.22)$$

$$R_v = \frac{\cos \theta - \sqrt{\frac{1}{\epsilon_r} (1 - \sin^2 \theta)}}{\cos \theta + \sqrt{\frac{1}{\epsilon_r} (1 - \sin^2 \theta)}} \quad (2.23)$$

Las ecuaciones de reflexión de Fresnel simulan el coeficiente de reflexión de la superficie (R_h y R_v) como una función de la constante dieléctrica (ϵ_r) y el ángulo de incidencia (θ_i) con base en la polarización del sensor. Usando el coeficiente de reflexión es posible estimar la constante dieléctrica (Barrett et al., 2009).

²En un trabajo posterior (Fung et al., 1996) el MEI ha sido mejorado para la estimación de scattering múltiple, que resulta esencial para la simulación del coeficiente de backscattering cross-polarizado.

$W^{(n)}$ es la transformada de Fourier a la n -ésima del coeficiente de correlación de la superficie, dado por (ecuación 2.24):

$$W^{(n)}(k_x, k_y) = \frac{1}{2\pi} \iint p^n(x, y) \exp(jk_x x + jk_y y) dx dy \quad (2.24)$$

Donde $p(x, y)$ es la función de correlación de la superficie cuya distribución es Gaussiana para valores de rugosidad superficial altos o exponencial para valores bajos.

En las próximas líneas se realizan simulaciones del IEM considerando distintos parámetros de entrada al modelo y distintas configuraciones de adquisición del sensor. El objetivo de las mismas es tener un primer acercamiento al comportamiento de los datos ante la modificación de sus parámetros esenciales.

Simulaciones del modelo IEM para Banda L

Las Figuras 2.10, 2.11 y 2.12 fueron elaboradas para mostrar el comportamiento del coeficiente de retrodispersión en Banda L (polarizaciones HH y VV) representado en función de la constante dieléctrica. Se presentan los resultados para ángulos de incidencia 20° , 40° y 60° , para valores de rugosidad superficial entre 0.5 y 3.5cm. Para todos los casos se mantuvo un valor constante de longitud de correlación de $l = 20$.

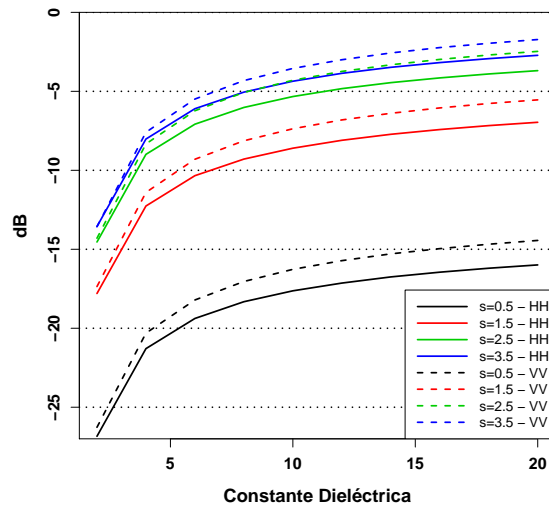


Figura 2.10: Simulación del IEM en banda L ($\theta = 20^\circ$, $l = 20\text{cm}$) para distintos parámetros de rugosidad s .
Elaboración propia.

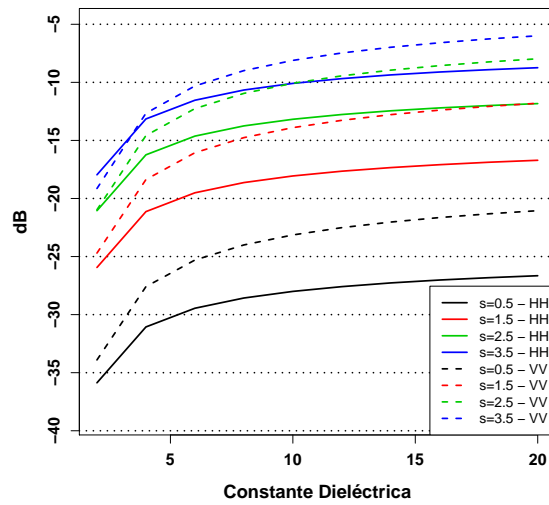


Figura 2.11: Simulación del IEM en banda L ($\theta = 40^\circ$, $l = 20cm$) para distintos parámetros de rugosidad s . Elaboración propia.

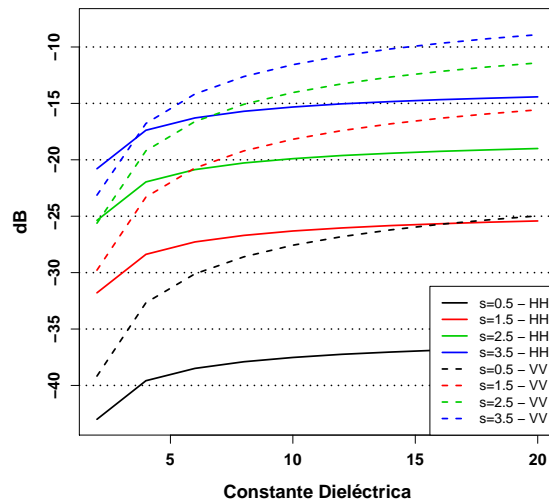


Figura 2.12: Simulación del IEM en banda L ($\theta = 60^\circ$, $l = 20cm$) para distintos parámetros de rugosidad s . Elaboración propia.

En líneas generales se puede notar que los valores de coeficiente de backscattering aumentan a medida que aumenta el contenido de humedad en el suelo, en este caso, indicado con la variable constante dieléctrica. El aumento en valores de backscattering se produce desde los valores más chicos de ϵ hasta alcanzar el valor de 10 aproximadamente, notando que a partir de este valor la tasa de crecimiento del backscattering disminuye.

Otra cuestión a notar es que a medida que aumenta el ángulo de incidencia (de 20° a 60°) el efecto de la rugosidad se hace mayor, provocando una disminución en los valores de backscattering de aproximadamente 10 dB, siendo esa disminución aún más notable para la polarización HH. Esta

interferencia de la rugosidad puede disminuir la sensibilidad al contenido de humedad, y por lo tanto evitar una estimación precisa.

2.4.2. Modelos Empíricos

Estos modelos tratan de relacionar el coeficiente de retrodispersión observado en las imágenes con la humedad del suelo mediante regresiones lineales empíricas que son validas para condiciones invariables de rugosidad superficial y también de parámetros de adquisición de las imágenes.

Este tipo de modelos tiene una aplicación limitada en el campo de la estimación de la HS debido principalmente a que requieren de conjuntos de datos específicos, que en la mayoría de los casos son solo válidos para el área bajo estudio.

Como resultado, no existe una base física detrás de este tipo de modelos, lo que minimiza su robustez en lo que respecta a su aplicación en humedad del suelo (Barrett et al., 2009).

2.4.3. Modelos Semi-Empíricos

Otro tipo de modelos directos se basan en las relaciones semi-empíricas, que representan un compromiso entre la complejidad de los modelos teóricos y la simplicidad de los modelos empíricos, y pueden ser aplicados cuando hay poca o nula información de la rugosidad de la superficie (Barrett et al., 2009; Oh et al., 1992; Dubois et al., 1995).

Los modelos semi-empíricos se basan en consideraciones físicas, es decir, contienen parámetros de ajuste que se pueden derivar de una gran cantidad de datos experimentales. Son también en general fáciles de invertir, aunque su relevancia es cuestionable, puesto que representan la rugosidad de la superficie a través de un solo parámetro, la desviación estándar de altura, mientras que se sabe que una superficie rugosa no puede ser caracteriza satisfactoriamente por un solo parámetro (Pampaloni et al., 2004).

2.4.3.1. El modelo de Oh

El modelo semi-empírico más usado es el de Oh, que en su versión del año 1992 (Oh et al., 1992), relaciona el σ^o (en polarizaciones separadas) a la humedad volumétrica del suelo y a la rugosidad de la superficie³. En este modelo, el contenido volumétrico de humedad del suelo (a 3 cm de la superficie) se utiliza como parámetro de entrada en lugar de la constante dieléctrica compleja, ya que considera que la retrodispersión del suelo es menos sensible al tipo de suelo en comparación con su sensibilidad a la rugosidad y la humedad volumétrica.

Las siguientes ecuaciones describen al modelo de Oh, en su primera versión.

³Uno de los avances más importantes de este modelo es que permite el cálculo del coeficiente de retrodispersión en polarización cruzada HV, aunque una mejora posterior general del modelo se presenta en Oh (2004).

$$p = \frac{\sigma_{HH}^o}{\sigma_{VV}^o} = \left[1 - \left(\frac{2m_v}{\pi} \right)^{\frac{1}{3\Gamma_0}} \exp(-ks) \right]^2 \quad (2.25)$$

$$q = \frac{\sigma_{HV}^o}{\sigma_{VV}^o} = 0,23\sqrt{\Gamma_0}[1 - \exp(-ks)] \quad (2.26)$$

Donde p y q representan la retrodispersión para las bandas co y cros polarizadas. σ^o es el coeficiente de retrodispersión en polarizaciones HH, HV y VV, m_v es la humedad volumétrica del suelo, ks es la altura *rms* normalizada y ε es la constante dieléctrica. Γ_0 es la reflectividad de Fresnel de una superficie al nadir, y se representa de la siguiente manera:

$$\Gamma_0 = \left| \frac{1 - \sqrt{\varepsilon}}{1 + \sqrt{\varepsilon}} \right|^2 \quad (2.27)$$

El modelo de Oh mejorado (Oh, 2004) de base semiempírica, permite obtener los valores de σ^o en polarizaciones HH, VV y VH a partir del contenido de humedad volumétrica del suelo y de la rugosidad de la superficie. El modelo está basado en el modelo de backscattering preexistente y un conjunto de datos medidos con escaterómetros polarimétricos del SAR aerotransportado del Laboratorio de Propulsión a Chorro (LPC) de la NASA.

El coeficiente de retrodispersión simulado para la polarización cruzada VH es calculado como:

$$\sigma_{VH}^o = a(m_{vol}^b)(\cos(\theta))^c(1 - \exp(-d(ks)^e)) \quad (2.28)$$

La magnitud de las constantes a, b, c, d y e fueron determinados a través del ajuste del conjunto de datos, aplicando la técnica del Error Cuadrático Medio. El proceso dio como resultado los siguientes valores: $a = 0,11$, $b = 0,7$, $c = 2,2$, $d = 0,32$ y $e = 1,8$.

Los parámetros p y q están determinados por las siguientes ecuaciones:

$$p \equiv \frac{\sigma_{HH}^0}{\sigma_{VV}^0} = 1 - \left(\frac{\theta}{90^\circ} \right)^{0,35M_v^{-0,65}} e^{-0,4(ks)^{1,4}} \quad (2.29)$$

$$q \equiv \frac{\sigma_{VH}^0}{\sigma_{VV}^0} = 0,095(0,13 + \sin(1,5\theta))^{1,4}(1 - e^{-1,3(ks)^{0,9}}) \quad (2.30)$$

Los coeficientes de backscattering de las polarizaciones HH y VV pueden ser calculados a partir de las ecuaciones (2.28), (2.29) y (2.30).

Simulaciones del modelo de Oh para Banda L

Las Figuras 2.13 y 2.14 muestran el comportamiento del coeficiente de retrodispersión en Banda L (polarizaciones HH, VV y VH) representado en función de la humedad volumétrica, para valores de rugosidad superficial entre 0.5 y 3cm. Para todos los casos se mantuvo un valor constante de longitud de correlación de $l = 15$.

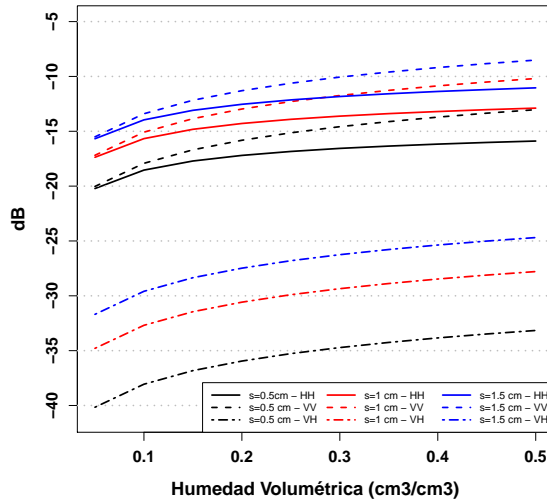


Figura 2.13: Simulación del modelo de Oh para Banda L para rugosidades $s = 0,5, 1, 1,5\text{cm}$ ($\theta = 25^\circ, l = 15\text{cm}, \lambda = 23\text{cm}$). Elaboración propia.

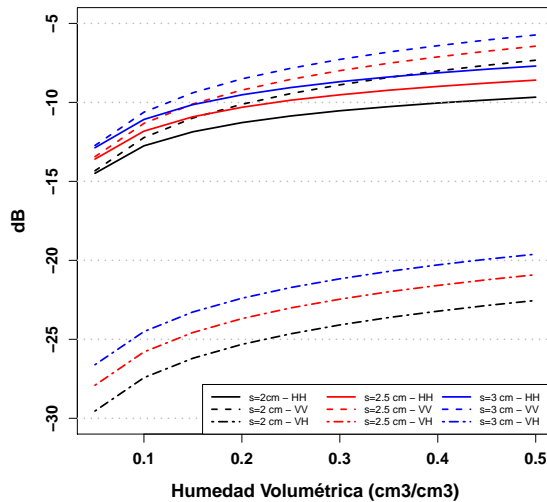


Figura 2.14: Simulación del modelo de Oh para Banda L para rugosidades $s = 2, 2,5, 3\text{cm}$ ($\theta = 25^\circ, l = 15\text{cm}, \lambda = 23\text{cm}$). Elaboración propia.

En líneas generales, para el caso de la Banda L es posible notar un comportamiento regular para todas las polarizaciones a través de los distintos valores de humedad. Esto significa que a medida que aumenta el contenido de humedad en el suelo, aumenta el coeficiente de backscattering. Igualmente,

los valores más bajos de retrodispersión se observan para la polarización VH, que claramente se separa del resto independientemente del valor de rugosidad que tome.

2.4.3.2. El modelo de Dubois

Otro modelo semi-empírico, que puede ser invertido para estimar HS desde el σ^o a partir de ondas co-polarizadas es el modelo de Dubois (Dubois et al., 1995). El modelo se desarrolló con datos de escaterómetro y se aplicó a datos SAR para el caso de suelos desnudos. Aunque el modelo de Dubois mostró resultados precisos, tiene la limitación de ser dependiente del sitio bajo estudio y por lo tanto solo es válido para las condiciones en las cuales se tomaron las medidas (Notarnicola et al., 2008). Además, es uno de los modelos utilizados con menor frecuencia en la actualidad.

Las ecuaciones 2.31 y 2.32 expresan el σ^o en polarizaciones HH y VV, como una función de la constante dieléctrica y de parámetros específicos de configuración del radar.

$$\sigma_{HH}^o = 10^{-2,75} \left(\frac{\cos^{1,5} \theta}{\sin^5 \theta} \right) 10^{0,028 \varepsilon \tan \theta} (ks \sin \theta)^{1,4} \lambda^{0,7} \quad (2.31)$$

$$\sigma_{VV}^o = 10^{-2,37} \left(\frac{\cos^3 \theta}{\sin^3 \theta} \right) 10^{0,046 \varepsilon \tan \theta} (ks \sin \theta)^{1,1} \lambda^{0,7} \quad (2.32)$$

Para el modelo de Dubois se considera el comportamiento de la Banda L en función de la rugosidad, para ambas polarizaciones, HH y VV. Como muestra la Figura 2.15, el coeficiente de backscattering es muy dependiente de la rugosidad para este modelo, alcanzando valores muy altos ante una pequeña variación del parámetro s .

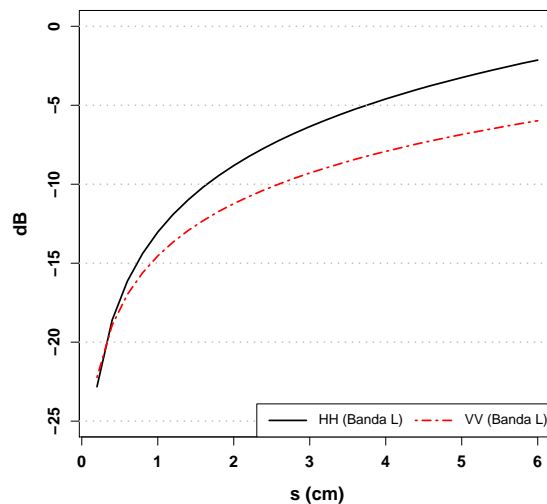


Figura 2.15: Simulación del modelo de Dubois para Banda L a distintas rugosidades s ($\theta = 25^\circ$). Elaboración propia.

Para finalizar este apartado, la tabla 2.1 expone los rangos de validez de los modelos electromagnéticos aquí descriptos.

Modelo	Hum. Vol. [%]	θ	ks	s (banda L) [cm]	s (banda X) [cm]
IEM (1992)	≤ 40	20° a 70°	≤ 3	10.98	1.48
Oh (2004)	$4 \leq m_v \leq 30$	10° a 70°	$0,13 \leq ks \leq 6,98$	$0,47 \leq s \leq 25,5$	$0,064 \leq s \leq 3,44$
Dubois (1995)	≤ 35	30° a 70°	≤ 3	10.98	1.48

Tabla 2.1: Rangos de validez de los modelos electromagnéticos utilizados en el presente estudio para suelo desnudo.

2.4.3.3. El Modelo de Nube de Agua

El modelo semiempírico propuesto por Attema y Ulaby (1978), denominado Modelo de Nube de Agua (MNA), intenta incluir el papel de la vegetación en los mecanismos de interacción. El mismo considera que la cubierta vegetal está formada por elementos dispersores esféricos (gotas diminutas), distribuidos en forma homogénea en todo su volumen a modo de una nube de partículas de agua.

La principal ventaja de este modelo es que describe a la vegetación mediante parámetros generales de la cubierta como su contenido de humedad por área o su índice de área foliar. Su carácter semiempírico se debe a que su aplicación requiere del ajuste de una serie de constantes empíricas (Attema y Ulaby, 1978).

Este propone que el coeficiente de retrodispersión de superficies cubiertas con vegetación se puede representar como la suma de dos componentes: una proveniente de la vegetación y otra proveniente de la superficie del suelo que es atenuada por la cubierta vegetal.

Como lo expresa la siguiente fórmula, el coeficiente de retrodispersión de la cubierta vegetal σ_{veg}^0 estará determinado por la retrodispersión proveniente del dosel de la vegetación, la retrodispersión proveniente del suelo subyacente, y por un factor de pérdidas por atenuación de la radiación a medida que pasa por la cubierta vegetal (Álvarez Mozos J. et al., 2005) (Fig. 2.16).

Formalmente expresado de la siguiente manera:

$$\sigma_{veg}^0 = \sigma_{dosel}^0(\theta_i) + \sigma_{suelo}^0(\theta_i)/\tau^2(\theta_i), \quad (2.33)$$

donde σ_{dosel}^0 es la contribución del volumen de la vegetación al coeficiente de retrodispersión (m^2/m^2), σ_{suelo}^0 es el coeficiente de retrodispersión proveniente de la superficie del suelo (m^2/m^2), τ^2 es el factor de pérdidas por atenuación de la radiación debido al traspaso por la cobertura vegetal. Como se observa, todos los términos dependen del ángulo de incidencia de la señal.

Los valores de σ_{dosel}^0 (Ec. 2.34) y τ^2 (Ec. 2.35) se pueden calcular a partir de la variable CAV (kg/m^2), de acuerdo a las siguientes fórmulas:

$$\sigma_{dosel}^0 = A \text{ CAV} \cos \theta_i (1 - \tau^2), \quad (2.34)$$

$$\tau^2 = \exp\left(\frac{B \text{ CAV}}{\cos \theta_i}\right) \quad (2.35)$$

donde A y B son constantes empíricas que dependen del tipo de cubierta vegetal estudiada y de la frecuencia y el tipo de polarización utilizada en la observación. Según aumenta la frecuencia y

el ángulo de incidencia, la atenuación y la dispersión por el volumen de la vegetación aumentan reduciendo la contribución de la superficie del suelo (Álvarez Mozos J. et al., 2005).

La figura 2.16 resume el comportamiento general del Modelo de Nube de Agua (Álvarez Mozos J. et al., 2005).

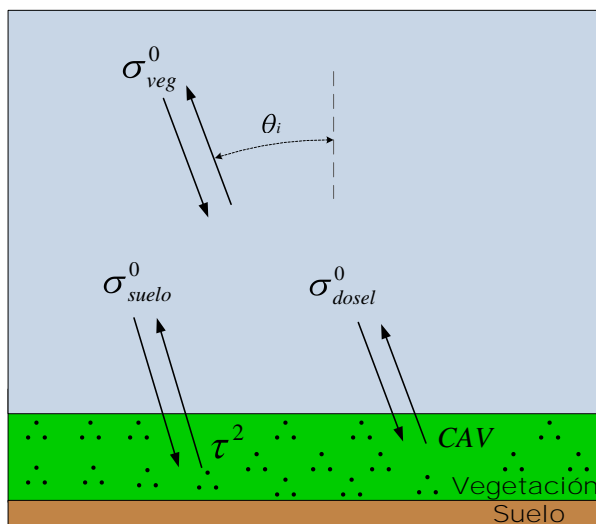


Figura 2.16: Esquema general del Modelo de Nube de Agua (Álvarez Mozos J. et al., 2005) .

Para evaluar las características de la vegetación como entrada al MNA, en el presente trabajo se utiliza la variable CAV. Sus características serán analizadas en la sección 3.5 del Capítulo 3.

2.5. Penetración de la OEM

Uno de los potenciales de las imágenes SAR está relacionado a que éstas son sensibles a los cambios de las propiedades dieléctricas de la escena, los cuales a su vez responden a los cambios en el contenido de agua y a la textura del suelo.

Es importante considerar que debido a su alta constante dieléctrica, la presencia de agua en el suelo frena la penetración de la onda incidente. Por lo tanto, cuanto más húmedo está el suelo, hay una menor penetración de la onda incidente. La profundidad de penetración de la onda incidente en los suelos es una función que depende del contenido de humedad del suelo y la longitud de la onda incidente.

Se ha observado que cuando la humedad volumétrica del suelo es grande, la profundidad de penetración de la onda radar baja a 1 cm para frecuencias de 10 GHz, y a 10 cm para frecuencias menores de 1,3 GHz (Ulaby et al., 1986).

La figura 2.17 muestra la variación en la profundidad de penetración de una OEM en relación al contenido volumétrico de humedad para un suelo franco homogéneo, a distintas frecuencias. Para el caso de la Banda L (1.3 GHz) la penetración de la onda decrece de 1m, con un contenido de 1% de humedad, a 6cm con un 40%. En la práctica, (Ulaby et al., 1986) encontraron que el espesor de la capa del suelo a la cual la humedad es captada por un radar en Banda L está en el orden de los 5cm.

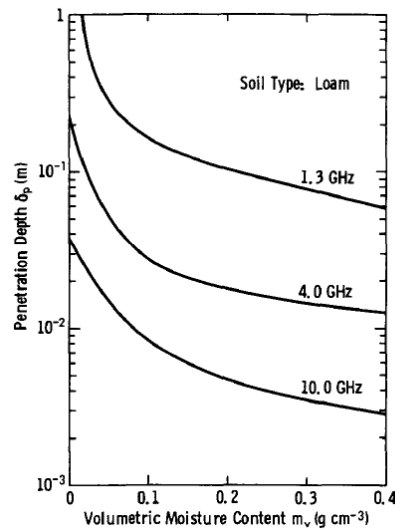


Figura 2.17: Profundidad de penetración de la OEM como función del contenido de humedad para suelos francos a tres frecuencias de microondas (Ulaby et al., 1996).

El cálculo de la penetración de la onda (δ_p) puede realizarse utilizando la siguiente fórmula (Ulaby et al., 1986):

$$\delta_p = \lambda \epsilon_{real} / 2\pi \epsilon_{imaginaria} \quad (2.36)$$

que considera las partes real e imaginaria de la constante dieléctrica total y la longitud de onda de la señal incidente.

Aquí se realizó un cálculo de referencia en una de las parcelas del predio del CETT (1 Norte) sistematizada con suelo desnudo. Aplicando la fórmula 2.36 se obtuvo un resultado de $\delta_p = 14,35\text{cm}$ de penetración de la onda incidente. El campo, a la fecha 14/02/2012, presentaba una muy baja humedad volumétrica de solo 12%, de acuerdo a los datos medidos en campo cedidos por el Equipo de Mediciones In Situ (EMIS) de la misión SAOCOM.

Características y procesamiento de los datos

3.1. El proyecto SARAT

El sensor SARAT, que forma parte del proyecto SAOCOM de la CONAE, es un SAR aerotransportado que trabaja en Banda L ($\lambda = 23cm$) y es full polarimétrico. El instrumento SAR se encuentra instalado en un avión Beechcraft Super King Air B-200 biturbohélice de la Armada Argentina (Figura 3.1), que posee un rango nominal de alturas de vuelo entre 4000 y 6000 metros sobre la superficie terrestre, lo que da lugar a la formación de imágenes con ángulos de incidencia entre 20° y 70° .



Figura 3.1: Sensor Aerotransportado SARAT (Izq: el sensor en detalle; Der: avión Beechcraft Super King Air B-200, que transporta el sensor) .

El proyecto SARAT tiene por objetivo fundamental proveer de imágenes SAR full polarimétricas para desarrollar y validar distintas aplicaciones, antes del lanzamiento del primer satélite de la misión SAOCOM, el SAOCOM 1A, estimado para el año 2014.

Para la concreción del proyecto se diseñó un sensor de radar con las mismas características que

3.1 EL PROYECTO SARAT

tendrá el Satélite SAOCOM. Estas son: misma banda de frecuencia, similar ancho de banda, potencia disponible equivalente, similar rango dinámico de la señal (misma capacidad para reconocer los límites entre señal-ruido) y tamaño de la antena a escala, manteniendo el diseño de los módulos irradiantes¹.

En la Tabla 3.1 se resumen las principales características de la misión SARAT.

Frecuencia central	1.3 GHz (Banda L)
Ancho de banda del Chirp	38.9 MHz
Duración del pulso	10 μ s
PRF	250 Hz
Ancho de barrido	9 km (nominal a 4200 m de altura)
Resolución en Acimut	1.2 m (nominal)
Resolución en Slant Range	5.5 m
Resolución espacial	6 m (nominal)
Polarización	Quad-Pol (HH, HV, VH y VV)
Ángulo de incidencia	20° - 70° (nominal a 4200 m)
Rango dinámico	45 dB
PSLR	-25 dB
Ruido Equivalente σ^0	-36.9 dB

Tabla 3.1: Principales características del sensor SARAT.

Con respecto a los productos SARAT disponibles, a continuación se describen en los niveles de procesamiento:

- Annotated Raw Data-ARD, Nivel 0: se obtiene a partir del stream de datos binario (Raw Data, RAW) y corresponde a una adquisición completa compuesta por cuatro bandas: HH, HV, VV y VH. Contiene los datos sincronizados, con formato, incluyendo todos los datos auxiliares y secundarios.
- Single-look Complex-SLC, Nivel 1A: se genera a partir de los productos de Nivel 0, está compuesto por cuatro bandas: HH, HV, VV y VH y dividido en frames, cuyo número depende de la duración de la adquisición. Son datos complejos, en slant range, calibrados radiométricamente y no presentan correcciones geométricas.
- Multi-look Intensity en Ground Range-GRD, Nivel 1B: se genera a partir de los productos de Nivel 0, está compuesto por cuatro bandas: HH, HV, VV y VH y dividido en frames, cuyo número depende de la duración de la adquisición. Son datos de intensidad multi-look, proyectados a ground range, calibrados radiométricamente y poseen georreferencia.

Las imágenes SARAT utilizadas en esta tesis fueron solicitadas en formato Ground Range. El paquete GRD está compuesto por una serie de archivos que contienen la información necesaria para

¹Mayor información de la misión SARAT se encuentra disponible en el sitio web de CONAE <http://www.conae.gov.ar/satelites/saocom/sarat.html>

3.1 EL PROYECTO SARAT

realizar el procesamiento. El producto proyectado a Ground es una imagen en intensidad (potencia) con multilooking, donde los números de looks poseen las siguientes características:

- Número de Looks en Rango: **1**,
- Número de looks en Acimut: **12**.

Los productos que contiene el paquete de cada imagen son los siguientes:

- Imagen de datos binarios: Archivo binario en formato float (32 bits). La dirección en “x” corresponde a la dirección en rango (rango cercano al comienzo y rango lejano al final de la línea de datos) y la dirección en “y” corresponde a la dirección en acimut.
- Archivo Envi header (.hdr): Archivo Header Envi Standard para abrir el archivo binario en el software de procesamiento.
- Quick-look (.jpg): Archivo de imagen en formato JPG para pre visualizar la imagen.
- Mapa de ángulo de incidencia (.pixelvsangle): Archivo de texto que contiene 2 columnas, el número de píxel en rango y el ángulo de incidencia. Los valores se expresan cada 10 píxeles.
- Geolocation (.geoloc): Archivo de texto que contiene una grilla de georreferencia describiendo cada 5 columnas el número de punto, la latitud, la longitud, la columna (x) y la fila (y).

Las imágenes SARAT utilizadas en la presente investigación se listan en la Tabla 3.2. En general, las mismas corresponden al período del año donde se registran mayores precipitaciones en el área de estudio (Septiembre/Marzo).

Fecha	Polarización	Nivel de Procesamiento
14-09-2010	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
14-10-2010	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
20-10-2010	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
28-10-2010	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
04-11-2010	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
10-11-2010	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
10-06-2011	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
17-06-2011	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
03-08-2011	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
30-08-2011	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
14-02-2012	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
16-02-2012	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD
24-02-2012	Quad-Pol	1B Multilook Intensity-GRD

Tabla 3.2: Imágenes SARAT utilizadas en el presente estudio.

3.2. Análisis de calidad de las imágenes

Ya se ha hecho referencia al granulado claro y oscuro que produce el *speckle* en las imágenes SAR, que representa un gran obstáculo para la clasificación, análisis e interpretación de las imágenes. Se trata de ruido multiplicativo, por lo tanto, es muy difícil de extraer.

De todas formas existen técnicas para su reducción que se realizan como uno de los primeros pasos en el procesamiento de imágenes SAR. Por un lado, durante el proceso de formación de la imagen, es decir, en la estación terrena, es posible aumentar el número de looks para reducir el efecto *speckle*. En el caso de que el número de looks de ya esté establecido, es posible realizar un análisis posterior de calidad de la imagen e indagar en su incerteza radiométrica y proceder a aplicar distintos tipos de filtros.

Contando ya con imágenes en formato Ground, en este estudio se procedió a la toma de muestras en la imagen en zonas homogéneas, al cálculo de la media y del desvío estándar, y se procedió a establecer el Número Equivalente de Looks (Ec. 2.7), es decir, el valor que permite cuantificar el ruido *speckle* de las mismas.

Una de las formas de disminuir la incerteza radiométrica es la aplicación de filtros, buscando disminuir el desvío estándar de la imagen y conservando el valor de la media. Todo este procedimiento se realiza con el fin de aumentar la calidad radiométrica de la imagen pero tiene el costo de la reducción de su resolución espacial. En definitiva, todo este proceso implica un procedimiento de toma de decisiones que se realizará en función del objetivo de estudio planteado.

Para el análisis de calidad radiométrica de las imágenes SARAT se procedió a tomar muestras en el área de estudio en zonas homogéneas, en este caso, cada una de las parcelas. Se realizó la extracción del valor de media (μ) y desvío estándar (σ) de una imagen tomada como ejemplo en formato Ground Range tomada como ejemplo, para proceder al cálculo del ENL. La tabla a continuación muestra los valores extraídos para cada parcela.

Parcela	μ (HH)	μ (HV)	μ (VH)	μ (VV)	σ (HH)	σ (HV)	σ (VH)	σ (VV)	ENL
1N	-19,45	-27,20	-27,78	-13,29	2,74	3,67	4,00	3,79	2,71
2N	-19,76	-27,25	-27,78	-13,78	2,82	2,99	3,09	3,34	2,56
3N	-13,48	-22,18	-22,44	-14,39	2,47	2,50	2,88	2,75	3,33
4N	-19,70	-27,46	-28,93	-13,92	3,19	3,17	4,37	3,12	1,99
5N	-17,72	-25,40	-25,61	-14,88	2,48	2,77	2,93	3,76	3,29
6N	-11,93	-20,06	-20,30	-9,04	2,72	2,88	3,10	3,35	2,73
7N	-16,36	-23,76	-24,15	-11,99	2,45	2,61	2,53	4,16	3,39
8N	-17,32	-25,86	-26,17	-14,16	2,69	2,76	2,88	4,63	2,81
9N	-9,99	-18,14	-18,12	-8,27	2,75	2,42	2,36	3,94	2,68
10N	-13,48	-24,41	-24,54	-17,09	2,36	3,68	3,82	3,09	3,63
1S	-15,05	-26,32	-27,57	-13,51	3,27	3,24	3,65	5,06	1,90
2S	-16,16	-24,32	-25,09	-13,64	2,37	3,06	3,22	2,95	3,60
3S	-16,96	-23,84	-24,25	-14,52	2,48	2,69	2,74	2,70	3,29
4S	-13,95	-23,86	-24,20	-14,33	2,65	3,09	2,99	5,13	2,90
5S	-17,11	-25,91	-26,61	-13,90	2,75	2,60	2,78	2,89	2,68
6S	-10,21	-17,52	-17,60	-9,18	2,66	2,59	2,56	4,37	2,86
7S	-15,00	-23,53	-24,23	-12,38	2,82	2,36	2,47	3,85	2,54
8S	-16,09	-23,69	-24,51	-12,03	2,66	3,55	3,63	4,86	2,86
9S	-10,17	-17,71	-17,84	-9,22	2,45	2,98	3,01	3,67	3,39
10S	-14,99	-24,02	-24,68	-13,36	2,45	2,78	2,77	2,86	3,38

Tabla 3.3: Valores de Media (μ), Desvío Estándar (σ) y ENL obtenidos para todas las polarizaciones de una imagen SARAT, para cada parcela del CETT.

3.2 ANÁLISIS DE CALIDAD DE LAS IMÁGENES

Como lo muestra la Tabla 3.3, el ENL obtenido para las parcelas en una imagen en formato Ground Range es muy bajo, lo que da cuenta de la alta incerteza radiométrica que tiene la imagen. En la tabla a continuación se exponen los valores obtenidos para la misma en Ground Range luego de aplicarle un filtro de media en una ventana móvil de 3x3, con el objetivo de indagar si efectivamente se reduce la incerteza radiométrica con este método.

Parcela	μ (HH)	μ (HV)	μ (VV)	σ (HH)	σ (HV)	σ (VV)	ENL	Error (dB)
1N	-19,22	-26,56	-14,43	1,82	2,31	1,91	6,12	3,8
2N	-19,76	-26,81	-14,35	1,67	1,74	1,99	7,27	3,5
3N	-13,97	-22,50	-13,41	1,58	1,74	1,69	8,11	3,2
4N	-19,68	-27,31	-15,46	1,88	1,89	2,40	5,76	
5N	-18,00	-25,98	-13,63	1,37	1,66	2,32	10,73	2,5
6N	-12,36	-20,04	-8,34	1,63	1,67	1,75	7,64	3,5
7N	-16,71	-24,13	-12,39	1,33	1,60	1,46	11,42	2,6
8N	-17,27	-25,71	-14,51	1,27	1,68	1,39	12,67	2,6
9N	-10,23	-18,32	-6,74	1,62	1,45	1,64	7,72	3,5
10N	-13,84	-24,75	-15,34	1,25	1,91	1,70	12,98	2,5
1S	-15,83	-26,45	-11,22	2,13	2,35	2,55	4,45	
2S	-16,24	-24,30	-13,41	1,16	1,74	1,56	15,19	2,3
3S	-17,02	-24,12	-14,29	1,24	1,71	1,37	13,26	2,5
4S	-14,33	-23,98	-13,38	1,51	1,59	1,47	8,84	3,2
5S	-16,91	-25,53	-13,70	1,36	1,75	1,34	10,97	2,7
6S	-10,79	-18,05	-6,92	1,60	1,61	1,55	7,88	3,5
7S	-15,56	-23,42	-11,13	1,84	1,39	1,75	5,99	
8S	-16,33	-24,32	-13,03	1,47	2,05	1,36	9,42	3
9S	-10,47	-18,01	-7,11	1,31	1,70	1,38	11,75	2,7
10S	-15,07	-24,16	-13,29	1,19	1,40	1,36	14,36	2,4

Tabla 3.4: Valores de Media, Desvío Estándar y ENL obtenidos para todas las polarizaciones de una imagen SARAT, para cada parcela del CETT, luego de la aplicación de un filtro de Media.

En esta última tabla es posible apreciar como el ENL ha aumentado luego de la aplicación de un filtro de Media de 3x3, y en función de este aumento, ha sido posible hacer un cálculo de la incerteza radiométrica, en decibeles (en la Tabla 3.3 no fue posible hacer este cálculo debido al bajo ENL). De esto se deduce que la imagen antes de ser ingresada al algoritmo será filtrada para mejorar su calidad radiométrica.

El cálculo del error se realizó calculando el intervalo de confianza en función de la amplitud del error y la cantidad de looks de cada producto. El resultado da el error (en dB) de acuerdo al número equivalente de looks. En este caso se estimó con un intervalo de confianza de 95 %.

También, para analizar el comportamiento individual de cada una de las parcelas se realizaron los siguientes Diagramas de cajas para las parcelas de suelo desnudo. Para su construcción se utilizan cinco medidas descriptivas: mediana, primer cuartil, tercer cuartil, valor máximo y valor mínimo. Presenta además, información sobre la tendencia central, dispersión y simetría de los datos de estudio. Este gráfico permite también identificar con claridad y de forma individual observaciones que se alejan de manera poco usual del resto de los datos, conocidas como valores atípicos. En el diagrama están representados el límite superior e inferior en los extremos de los segmentos (bigotes), el tercer cuartil, (por debajo de este se encuentra el 75 % de las observaciones), la mediana (que coincide con el segundo cuartil), el primer cuartil (por debajo de este se encuentra el 25 % de las observaciones) y los valores atípicos, apartados del cuerpo principal de datos.

En las figuras 3.2, 3.3 y 3.4 se muestran los diagramas de las parcelas de suelo desnudo para las polarizaciones HH, VV y HV, respectivamente. En líneas generales, se puede observar la presencia de una importante cantidad de valores atípicos, especialmente en la parcela 2 Norte (ver Figura 3.10).

3.2 ANÁLISIS DE CALIDAD DE LAS IMÁGENES

La presencia de este tipo de datos en imágenes de radar está asociado a la presencia del efecto speckle (Chuvieco, 2010).

La disposición muy cercana de las medianas de cada parcela, especialmente para las polarizaciones HH y VV, y en las parcelas 3S, 2S, 1S y 3N, da un idea general de la distribución de los datos. Los variaciones que muestran cada parcela pueden atribuirse a factores como cambios en las condiciones de humedad, o bien cambios en la rugosidad (orientación, profundidad de los surcos, etc.) al momento de la toma de la imagen.

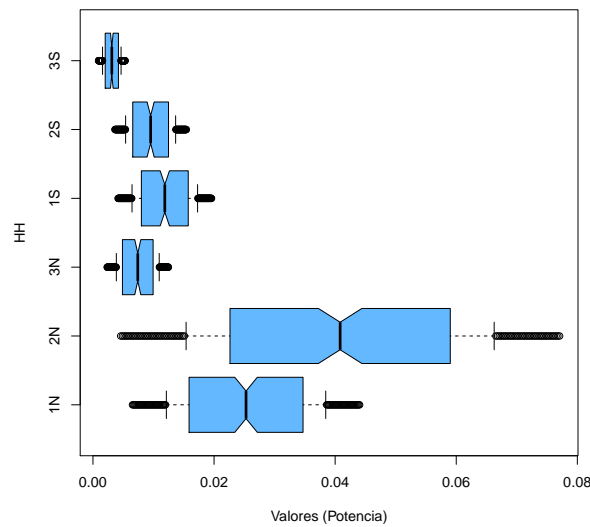


Figura 3.2: Boxplot de las parcelas de suelo desnudo en polarización HH.

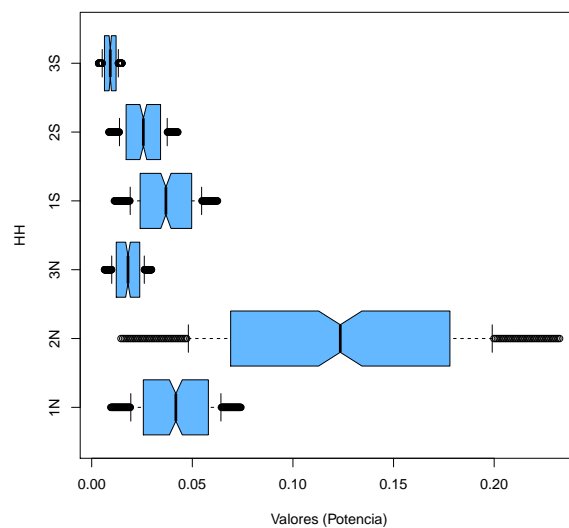


Figura 3.3: Boxplot de las parcelas de suelo desnudo en polarización VV.

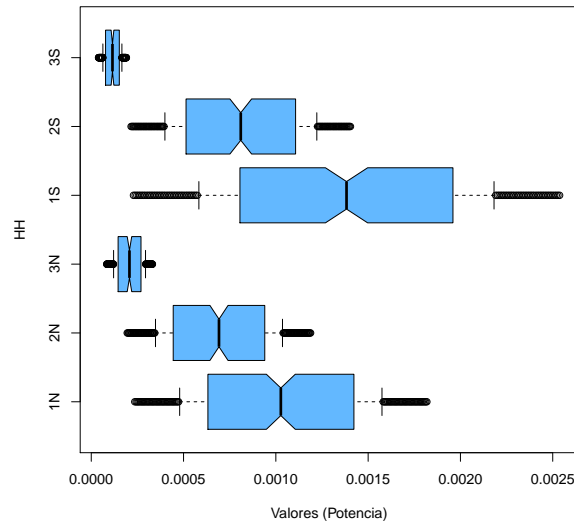


Figura 3.4: Boxplot de las parcelas de suelo desnudo en polarización HV.

3.3. Preprocesamiento de las imágenes

La calibración es un requisito fundamental si se necesitan extraer parámetros geofísicos de las imágenes SAR para luego comparar con modelos teóricos. También es necesario realizar la calibración de los datos si se realizan estudios multitemporales o si las imágenes SAR de un área determinada deben ser comparadas con imágenes del mismo área pero capturadas con otro tipo de sensor diferente (Franceschetti y Lanari, 1999).

La calibración involucra una serie de procedimientos para convertir los valores digitales de la imagen a valores de magnitudes físicas, ajustando parámetros relativos a la antena, la saturación de la señal, etc. que son propios de cada sistema sensor.

En este caso, y si bien las imágenes SARAT procesadas en esta Tesis están en formato GRD, también se realizó la calibración de las mismas a partir de un producto Single Look Complex (SLC) (Fig. 3.5). El primer paso consistió en tomar las imágenes que contiene los valores en formato complejo, real e imaginario, ambos en amplitud, y transformarlos a valores de potencia, de acuerdo a la siguiente expresión.

$$SARAT_{potencia} = (SARAT_{amplitud})^2 \quad (3.1)$$

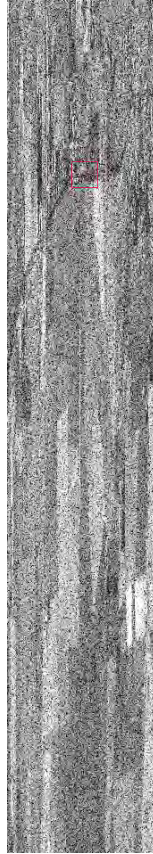


Figura 3.5: Imagen SARAT en formato Single Look Complex (SLC).

Las imágenes SLC tienen la característica de poseer los datos en distinto tamaño de pixel en la dirección de rango acimut, siendo el acimut de menor tamaño. Para lograr que los píxeles posean las mismas dimensiones se aplica la técnica denominada multilooking. Entonces el próximo paso consiste en la aplicación de una constante en la dirección de rango con el objetivo de obtener los píxeles cuadrados. Para este caso, a través de la utilización del comando *resize data*, se aplicó un factor $Y = 0,125$ utilizando el método *pixel aggregate*.

Posteriormente se aplicaron las siguientes fórmulas y sus respectivas constantes para realizar lo que se conoce como calibración relativa, para cada tipo de polarización.

$$\begin{aligned}
 Cal_{HH} &= SARAT_{HH} / ((K_{vv}(k^4)(alfa^2))) \\
 Cal_{VV} &= SARAT_{VV} / K_{vv} \\
 Cal_{HV} &= SARAT_{HV} / (K_{vv}(k^2)) \\
 Cal_{VH} &= SARAT_{HV} / (K_{vv}(k^2)(alfa^2))
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

donde $k = 0,98$, $alfa = 1,098$ y $K_{vv} = 10^{(138,2/10)}$.

Luego se realiza el paso del formato rango oblicuo (Slant Range) a rango en tierra (Ground Range) (Fig. 3.6) a partir de la siguiente fórmula:

$$SARAT_{Ground} = \frac{SARAT_{Slant}}{\sin \theta_i} \quad (3.3)$$

El cálculo del ángulo de incidencia (θ_i) se realiza con la utilización del archivo “.pixelvsangle”, que está incluido dentro del paquete de las imágenes SARAT. Sobre el área de las parcelas se realiza un cálculo píxel a píxel para estimar el ángulo de incidencia promedio.

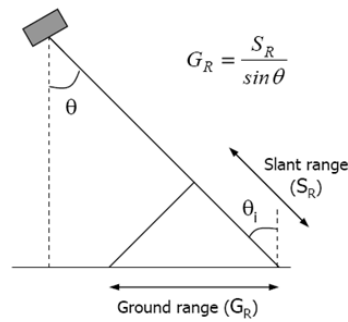


Figura 3.6: Transformación de Slant Range a Ground Range.

Por último, se realiza el paso de potencia a decibeles, de la siguiente forma:

$$SARAT_{dB} = 10 \log_{10}(SARAT_{potencia}) \quad (3.4)$$

La figura a continuación muestra las imágenes resultantes en formato Ground Range.

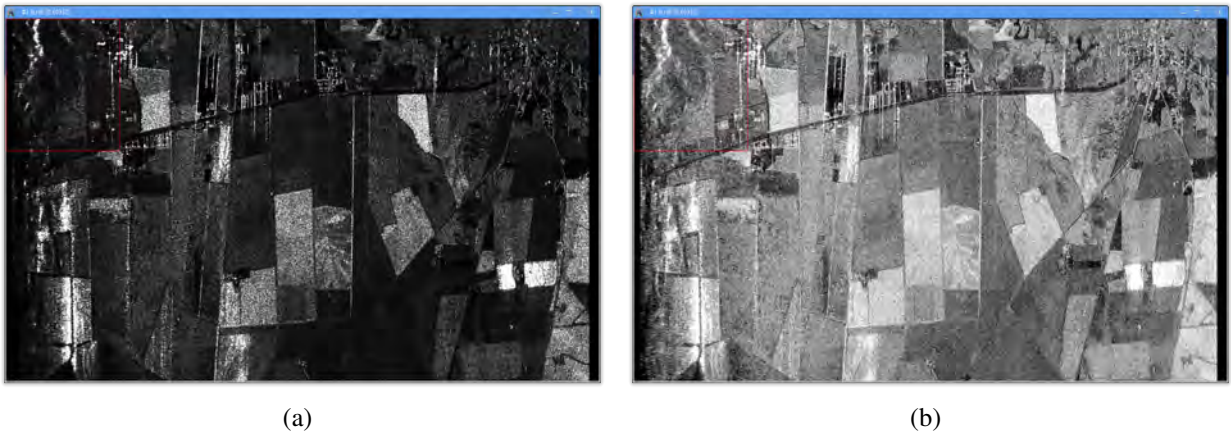


Figura 3.7: Imagen SARAT calibrada y en formato Ground Range (GRD) (a:potencia y b:decibeles).

La Figura 3.8 muestra como ejemplo la composición de Pauli realizada sobre una imagen SARAT del 14 de Febrero de 2012. La composición de Pauli consiste en la utilización de álgebra de bandas (polarizaciones en imágenes SAR) para la obtención de indicadores de los mecanismos de interacción que se están generando en la superficie.

La composición de Pauli se obtiene de acuerdo a la siguiente expresión (en potencia), para cada canal de color rojo, verde y azul (RGB).

$$\begin{aligned} R &= HH - VV \\ G &= HV \\ B &= HH + VV \end{aligned} \tag{3.5}$$

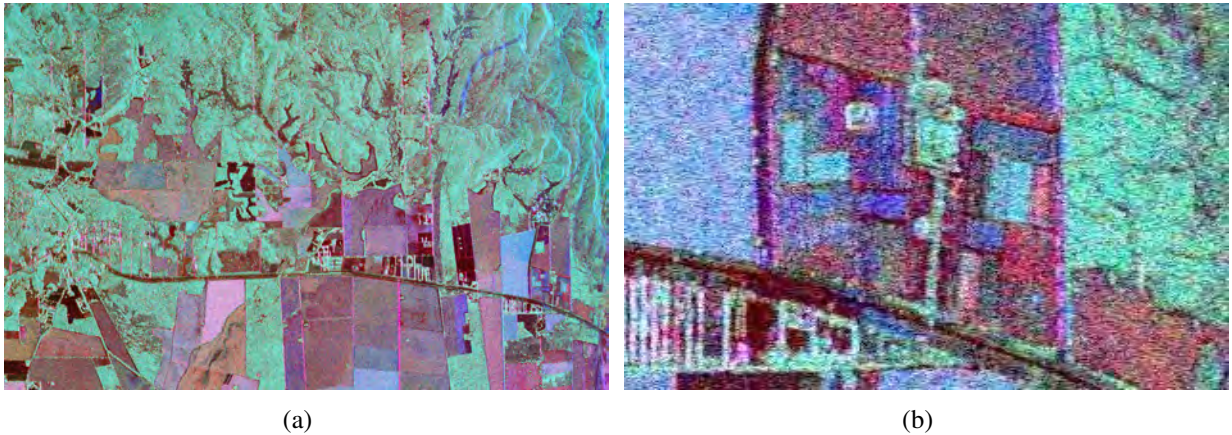


Figura 3.8: Composición de Pauli en una imagen SARAT completa (a) y el área de estudio en detalle (b). Rojo: doble rebote, Verde: volumen, Azul: superficie. Coordenadas centrales del área de estudio, Parcelas CETT: 31°31'15.08"S - 64°27'16.32"O.

3.4. El sitio experimental del CETT

El área de las parcelas experimentales del CETT se encuentra ubicado en la provincia de Córdoba, al pie de las denominadas Sierras Chicas, siendo sus coordenadas centrales las siguientes: 31°31'15.08"S - 64°27'16.32"O (Fig. 3.9).

3.4 EL SITIO EXPERIMENTAL DEL CETT

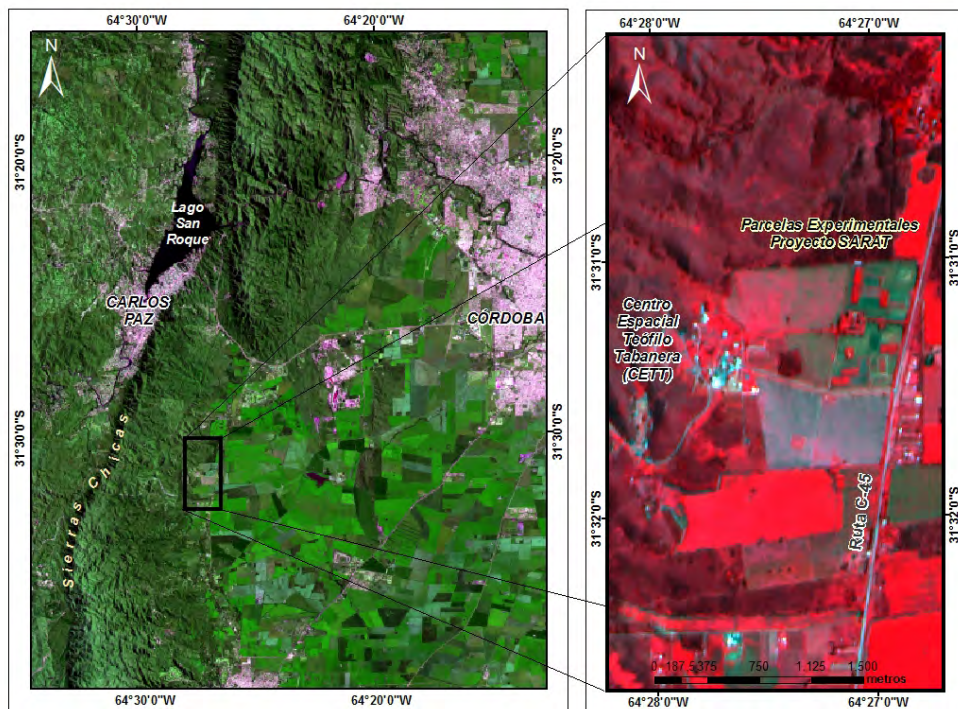


Figura 3.9: Ubicación del área de estudio.

Como se ha mencionado anteriormente, la CONAE de Argentina se encuentra en fase de desarrollo de la misión SAOCOM, constelación de dos satélites argentinos (SAOCOM 1A y 1B) equipados con radares de apertura sintética (SAR) que operarán en la banda L, a una longitud de onda aproximada de 23 cm. En el marco de esta misión se están desarrollando, en forma paralela, Aplicaciones Estratégicas (AE) con el objetivo de obtener información sobre parámetros como la humedad del suelo, a modo de pruebas experimentales antes la puesta en funcionamiento de la misión SAOCOM completa.

Las AE se basan en modelos y herramientas metodológicas que buscan estimar variables como el contenido de agua en el suelo, el contenido de agua en vegetación, rinde de cultivos, y muchas otras, mediante observaciones remotas SAR que luego son validadas con datos de campo (que incluyen información provenientes de fuentes meteorológicas, del suelo y de los cultivos).

Con este objetivo se ha sistematizado un sector del predio del CETT donde se están realizando mediciones experimentales, tanto de campo como desde sensores remotos. El sitio de muestreo contiene parcelas experimentales de 50 x 120 metros con distintos tipos de cultivos, habiendo sido seleccionados los principales cultivos representativos de la Pampa Húmeda Argentina. Estos son: Soja, Maíz, Trigo y Girasol. En algunos casos esas parcelas también contienen sectores de suelo descubierto para simular distintas condiciones de rugosidad superficial.

Las campañas de mediciones in situ se realizan para obtener valores de los siguientes parámetros de interés: humedad superficial y subsuperficial, propiedades dieléctricas, rugosidad superficial, temperatura del suelo, altura y cobertura de vegetación, entre otros. Los parámetros de interés utilizados para esta tesis serán descriptos en las secciones sucesivas.

La características generales de las parcelas experimentales son las siguientes:

- Las parcelas 1 y 2 Sur así como las 1 y 2 Norte corresponden a suelo desnudo y están destinadas

3.4 EL SITIO EXPERIMENTAL DEL CETT

a mediciones de la rugosidad superficial. Las parcelas 1 (Norte y Sur) son de Alta Rugosidad y son sistematizadas 2 veces al año con arado de reja a 24 cm de profundidad. Las parcelas 2 (Norte y Sur) son de baja rugosidad y son sistematizadas con rastra de discos a 12 cm de profundidad.

- Las parcelas 3 Norte y 3 Sur simulan suelo desnudo con un barbecho químico mediante la aplicación de un herbicida total (glifosato).
- El resto de las parcelas contiene cuatro de las principales especies vegetales que se cultivan en la pampa húmeda argentina y su elección está en relación a los alcances del proyecto SAOCOM para aplicaciones agrícolas. Ellos son Soja, Girasol, Maíz y Trigo. El período fenológico de los tres primeros va desde Octubre hasta Marzo, es decir son cultivos de verano, mientras que para el Trigo es desde Mayo a Agosto.

La Figura 3.10 exhibe la disposición de las parcelas y el tipo de cultivo al momento de la toma de una imagen con cultivos de verano. La siembra del cultivo de invierno (trigo) se realiza en las parcelas 4, 6 y 10 en ambos sectores Norte y Sur.



Figura 3.10: Tipo de cultivos en las parcelas del CETT en la temporada de verano.

3.4.1. La medición de los parámetros biofísicos en campo

La caracterización de la humedad superficial del suelo es compleja debido principalmente a su alta variabilidad espacial. Las variaciones tanto espaciales como temporales de la humedad responden en general a los gradientes de precipitación, la vegetación, la pendiente, la topografía y el el

tipo de suelo. Por lo tanto, para poder caracterizar correctamente la humedad del suelo de un sitio de medición, resulta de importancia conocer las propiedades edáficas del suelo en cuanto a textura, estructura, porosidad, color, temperatura, etc., y las variables medioambientales que pueden determinar su variabilidad, como son los gradientes de temperatura y precipitación.

Dentro de cada parcela se toman mediciones de distintos parámetros biofísicos con una frecuencia establecida de acuerdo a objetivos específicos, intensificándose la medición de los parámetros en las fechas de vuelo del sensor SARAT. A continuación se describen los métodos para la medición de los parámetros que competen a esta investigación.

3.4.1.1. La humedad superficial

Las mediciones de humedad superficial se realizan entre los 0 y 10 cm de profundidad, con una sonda HP II Stevens. El Hydra Probe II es una “sonda de impedancia” compuesta por un cabezal cilíndrico del cual se extienden 3 dientes metálicos de 5,8cm de longitud. El cable de la sonda conecta a un mini procesador que contiene los datos de humedad volumétrica (en %), parte real de la constante dieléctrica y otras variables. Antes de su uso debe ser configurada para el tipo de textura de suelo correspondiente (limoso, franco, etc.).

Se toman mediciones en 25 puntos dentro de cada parcela (con vegetación, barbecho y suelo desnudo), como lo muestra la Fig. 3.11. Esos puntos están identificados geográficamente y luego son interpolados con métodos de kriging.



Figura 3.11: Medición de humedad del suelo con la sonda HP II Stiven .

Además, el contenido de humedad se estima con base en el clásico método de *gravimetría*, el cual permite obtener valores de humedad volumétrica (m_v) a partir de la humedad gravimétrica (m_g). El método consiste en los siguientes pasos:

1. Extracción de una muestra representativa de suelo (100 cm^3) y obtención del peso en una balanza precisa. Así se obtiene la primer variable *peso-suelo-húmedo+tarro* ($PSH + T$).
2. Secado de la muestra en una estufa a $105\text{ }^\circ\text{C}$ (aproximadamente de 12 a 24 horas) hasta obtener un peso constante. Se obtiene la nueva variable *peso-suelo-seco+tarro* ($PSS + T$).
3. Cálculo de la m_g en función del *peso-suelo-seco* (PSS) (fórmula 3.6).

$$m_g = \frac{(PSH + T) - (PSS + T)}{PSS} = \frac{PSH - PSS}{PSS} \quad (3.6)$$

4. Cálculo de la *densidad aparente* (d_a) (fórmula 3.7). La d_a es la relación entre el peso de una muestra de suelo y el volumen que ocupa. Desde el punto de vista teórico, existe un valor de referencia para cada tipo de textura de suelo. En este caso, el valor se calcula para cada muestra de 100 gr.

$$d_a = \frac{PSS}{100} \quad (3.7)$$

5. Cálculo de la m_v en función de d_a (fórmula 3.8)

$$m_v = m_g * d_a \quad (3.8)$$

La m_g es el peso (gramos) de suelo ocupado por el agua (cm^3/cm^3), mientras que la m_v es el porcentaje de peso de suelo ocupado por el agua. La m_g se obtiene al dividir el peso del suelo húmedo por el peso de la muestra del suelo, y multiplicándolo por 100 para obtener el valor en porcentaje.



Figura 3.12: Extracción de muestras de suelo en campo con el método gravimétrico .

3.4.1.2. La composición textural del suelo

La composición textural de los tipos de suelos muestreados en el área de estudio del CETT está basada en la clasificación propuesta por el Departamento de Agricultura de los Estados Unidos (USDA)².

A fines del 2011 se realizó en el CETT una campaña para evaluar las condiciones del suelo, con profesionales del INTA especializados en el tema (Fig. 3.13). De acuerdo a lo relevado y a los resultados de las muestras de suelo enviadas a laboratorio, el predio experimental tiene un tipo de suelo *haplustol típico*, y una textura franco-limosa.

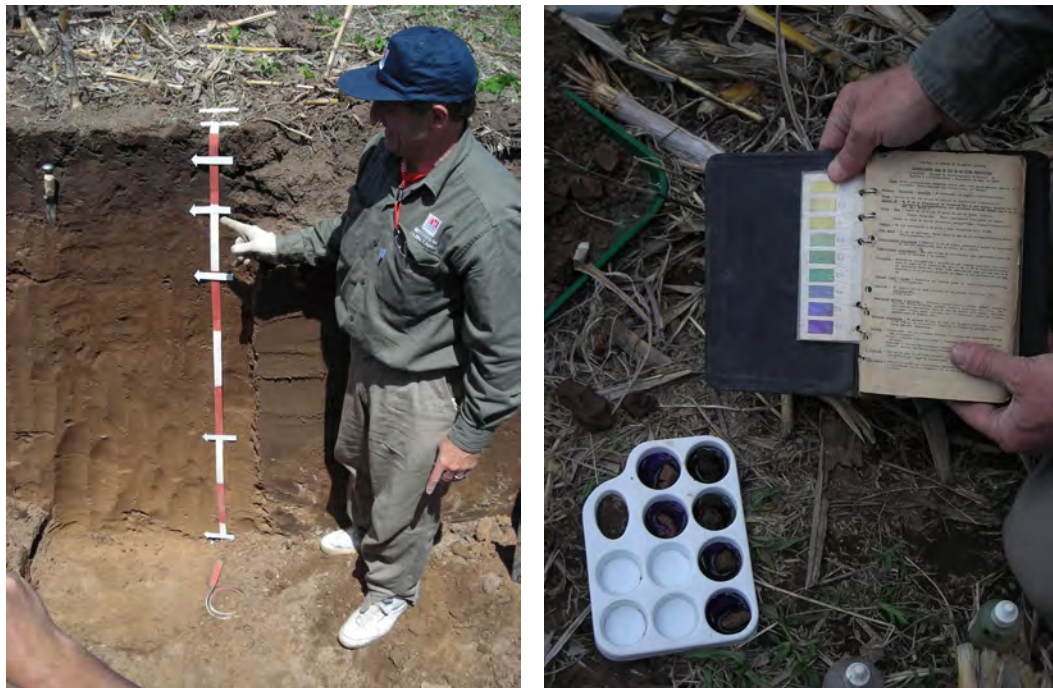


Figura 3.13: Medición de parámetros del suelo en el CETT en Noviembre de 2011 .

Para el cálculo de la constante dieléctrica a partir del dato de humedad volumétrica y viceversa, es necesario contar con los datos de textura del suelo. Con ese objetivo, y de acuerdo al tipo de textura del suelo y considerando la longitud de onda de SARAT (Banda L, $\lambda = 23cm$), se aplicaron los coeficientes de expresiones polinomiales que se resumen en la tabla 3.5. Estos valores fueron utilizados específicamente en esta tesis en el paso final, donde ya fueron obtenidos por el algoritmo Bayesiano los mapas de constante dieléctrica, pero se necesitó hacer la transformación al mapa final de humedad volumétrica.

²De acuerdo al USDA, las partículas de suelo de diámetro $d > 0,005$ mm corresponden a arena, partículas de tamaño entre $0,002 \leq d \leq 0,005$ mm corresponden a limo, y partículas $d \leq 0,005$ mm son categorizadas como arcilla (www.usda.gov)

Coefficiente	Valor
a_0	2.862
a_1	-0.012
a_2	0.001
b_0	3.803
b_1	0.462
b_2	-0.341
c_0	119.006
c_1	-0.500
c_2	0.633

Tabla 3.5: Coeficientes de ajuste para el cálculo de la constante dieléctrica a una frecuencia de 1.4 GHz, de acuerdo a Hallikainen et al. (1985).

Los coeficientes arriba expuestos se utilizaron en cada expresión de la siguiente ecuación, que considera individualmente cada porcentaje del tipo de textura suelo, siendo A_r arena y A_{rc} arcilla.

$$\begin{aligned}
 A &= c_0 + c_1A_r + c_2A_{rc} \\
 B &= b_0 + b_1A_r + b_2A_{rc} \\
 C &= a_0 + a_1A_r + a_2A_{rc}
 \end{aligned}
 \tag{3.9}$$

Finalmente, las ecuaciones anteriores se combinan en un polinomio singular final para el cálculo de ε , de la siguiente forma:

$$\varepsilon = C + Bm_v + A(m_v^2)
 \tag{3.10}$$

En el área de estudio el tipo de suelo dominante es un Aplustol típico y fue posible encontrar una textura franco-limosa a lo largo de todo el perfil observado, hasta 1.5 m de profundidad³. Considerando además el análisis de muestras de suelo en laboratorio, los valores ajustados para el área de las parcelas del CETT fueron los siguientes (Tabla 3.6).

Textura	Porcentaje
Arena	11.15
Limo	60.5
Arcilla	27.57
Total	99.22

Tabla 3.6: Valores texturales hallados en una muestra de suelos del CETT Córdoba de acuerdo a análisis de laboratorio (CONAE, 2011).

³Curso de capacitación sobre taxonomía de suelos, propiedades físicas del suelo y uso de imágenes SAR con aplicación a mapas de humedad del suelo. 14 al 17 de Noviembre de 2011, CETT (Córdoba). Docentes: Ing. Agr. M.Sc. Francisco Damiano (Instituto de Clima y Agua, CIRN-Castelar) y M. Sc. Danilo Dadamia (CONAE).

3.4.1.3. La medición de rugosidad en campo

La mediciones de la microrugosidad en campo se realizan de diversas maneras, y existen estudios que proponen métodos e instrumentos para cuantificarla, como los propuestos por Wall et al. (1991) y Salgado (2006). Estos métodos se basan principalmente en la lectura del perfil de la superficie del suelo utilizando desde sistemas mecánicos simples, como el empleo de una regla y la vista humana, hasta sofisticados perfilómetros láser. Igualmente, los sistemas mecánicos basados en el empleo de rodillos, cadenas o varillas pueden producir deformaciones y no reflejar su verdadera topografía natural, mientras que los ópticos resultan más precisos al no disturbar la superficie por contacto (Salgado, 2006).

El predio experimental en el CETT cuenta con parcelas destinadas a indagar en el estudio de la relación de la incidencia de la OEM y la rugosidad superficial en suelos desnudos o con escasa cobertura vegetal. Se trata de las parcelas 1 Norte (1N), 1 Sur (1S), 2 Norte (2N) y 2 Sur (2S), categorizadas como de Alta Rugosidad en el sector Norte y Baja rugosidad en el sector Sur. También en este grupo se podría incluir las parcelas en barbecho con tratamiento químico (glifosato), como son las parcelas 3 Norte (3N) y 3 Sur (3S).

Con respecto al laboreo, las parcelas 1N y 1S fueron trabajadas con un arado de reja y vertedera (Figura 3.14, izq.), a 24 cm de profundidad. En cambio, para las parcelas 2N y 2S se utilizó una rastra de discos doble acción a 12 cm. de profundidad (Fig. 3.14, der.).



Figura 3.14: Izquierda: Arado de reja y vertedera (moldboard plow). Derecha: Arado de disco doble acción (double-acting disk) (Barber et al., 2011) .

La distancia entre surcos también difiere, siendo de 47-52 cm para las parcelas de alta rugosidad y de 22 cm para las parcelas de baja rugosidad. Con respecto a la topografía, las parcelas Sur fueron aradas a favor de la pendiente, lo que favorece la erosión hídrica por escorrentía; mientras que las parcelas Norte fueron laboreadas en contra de la pendiente, disminuyendo así la pérdida de suelo por erosión hídrica (Barber et al., 2011).

Las condiciones de rugosidad superficial en el predio del CETT han sido medidas y estudiadas por el equipo de Teledetección Cuantitativa del Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE) en el mes de Mayo de 2011 (Barber et al., 2011), utilizando un perfilómetro láser 2D. Ellos realizaron ensayos en cada una de las cuatro parcelas de Alta y Baja Rugosidad. Se tomaron 20 mediciones de rugosidad sobre un grillado, de la siguiente manera: 10 longitudinales (en adelante denominada “L”) a los surcos y 10 transversales (en adelante, “T”). Por consiguiente, en total se tomaron 80 mediciones entre las cuatro parcelas 1S, 2S, 1N y 2N.

3.4 EL SITIO EXPERIMENTAL DEL CETT

Los resultados del citado informe arrojaron que las rugosidades presentes cubren casi todo el rango de s desde 0.5 cm a 4 cm, casi sin dejar zonas en blanco, aplicándose el mismo análisis para l , dentro del rango $l=1.5\text{cm}$ a $l=9.8\text{ cm}$.

Las mediciones se agruparon de manera natural en dos grupos cuya línea de separación se encuentra en $s \approx 1\text{ cm}$, presentando una marcada diferencia entre las mediciones longitudinales y transversales. A su vez, también se presentó una marcada diferencia entre las mediciones realizadas en las parcelas de rugosidad “alta” y “baja” (línea de corte $s \approx 2,5\text{ cm}$). La longitud de correlación, por el contrario, sólo parece diferenciar entre la rugosidad más alta transversal (RA_{NT} y RA_{ST}) y el resto, con una línea de corte difusa en torno a $l \approx 7\text{ cm}$ (Barber et al., 2011).

Como resume la tabla 3.7, las parcelas con rugosidad “alta” presentan una mayor altura rms en la dirección transversal ($s = 3,22\text{ cm}$) respecto de las parcelas de rugosidad “baja” ($s = 1,55\text{ cm}$) en la misma dirección. Tal comportamiento de s es consistente con los laboreos realizados, ya que a mayor profundidad de laboreo mayor es la perturbación del suelo, con el consiguiente aumento de rugosidad. La longitud de correlación también presenta un comportamiento dependiente del laboreo realizado, donde se observa un incremento de l a medida que el período de los surcos aumenta, siendo $l = 5,03\text{ cm}$ para surcos de 22 cm y $l = 8,17\text{ cm}$ para surcos de 47- 52 cm, respectivamente (Barber et al., 2011).

Parámetro	Símbolo	Valor AR	Valor BR
Altura rms	s	3.22 cm	1.55 cm
Longitud de correlación	l	8.17 cm	5.03 cm

Tabla 3.7: Valores de rugosidad obtenidos en campo.

Los valores de s obtenidos en el citado estudio coinciden plenamente con aquellos presentados en la literatura (Jackson et al., 1997), como lo muestra la tabla 3.8.

Tipo de Laboreo	s (cm)
Large offset disk	5.0
Moldboard plow	3.2
Lister	2.5
Chisel plow	2.3
Disk	1.8
Field cultivator	1.5
Row cultivator	1.5
Rotary tillage	1.5
Harrow	1.5
Anhydrous applicator	1.3
Rod weeder	1.0
Planter	1.0
No till	0.7
Smooth	0.6

Tabla 3.8: Rugosidad aleatoria promedio (s) basadas en campos de labranza individuales, de acuerdo a Jackson et al. (1997).

3.5. El proyecto SMEX'02

SMEX'02⁴ fue un proyecto experimental llevado a cabo entre Junio y Julio de 2002, en Iowa, Estados Unidos. Su objetivo central fue el monitoreo, a través de sensores remotos y mediciones de campo, de un área agrícola compuesta principalmente por maíz y soja, para la obtención de datos que aporten a la construcción de mapas de humedad del suelo.

El sitio principal elegido para el muestreo intensivo fue la cuenca de Walnut Creek (Fig. 3.15), donde se muestrearon 32 campos intensivamente. El área de estudio ha sido seleccionada con el objetivo de poder obtener observaciones de imágenes ópticas y de radar sobre un amplio rango de condiciones de humedad con condiciones de moderada a alta biomasa de la vegetación. Al momento del proyecto, cerca del 95 % de la cuenca estaba ocupada para agricultura de cultivos en fila, de los cuales 50 % era maíz y 45 % soja.



Figura 3.15: Imagen Landsat Falso Color del 1 de Julio de 2002 de la Cuenca Walnut Creek para el proyecto SMEX'02 .

Al momento de finalización del experimento, el maíz estaba en una etapa temprana de crecimiento y la mayoría de los campos de soja se encontraban en condición de suelo desnudo. A fin de Junio, la biomasa húmeda del maíz (CAV) se encontraba en un rango entre 3 a 4 Kg/m^2 , mientras la soja tenía una biomasa de menos de 1 Kg/m^2 (Fig. 3.16). A mediados de Julio, la biomasa húmeda del maíz había alcanzado el valor de 7.5 Kg/m^2 .



Figura 3.16: Imágenes de parcelas de cultivo de Soja (izq.) y Maíz (der.) del proyecto SMEX'02, a fines de Junio'02.

Con respecto de los datos de sensores remotos, los mismos han sido adquiridos con los sensores

⁴<http://hydrolab.arsusda.gov/smex02/>

Landsat y AirSAR (ancho de banda de 20 MHz). Sin embargo para este tesis, solo se han utilizado los datos correspondientes a coeficientes de backscattering y a datos de campo, como la constante dieléctrica. Los datos del proyecto SMEX'02 ha sido utilizados principalmente para intentar realizar la validación de los mapas de humedad del suelo en las parcelas con vegetación, debido a la gran cantidad de datos in situ que se necesitan para el algoritmo bayesiano.

La variable Contenido de Agua en Vegetación (Kg/m^2), variable que interviene en el modelo MNA, tiene una utilidad muy extendida en aplicaciones como la agricultura, la silvicultura y la hidrología. Para el caso específico de la estimación de la humedad del suelo, contar con una estimación del CAV permitirá tener un cierto grado de libertad, en cuanto a la precisión en la estimación de humedad.

En este caso, el CAV ha sido calculado utilizando una aproximación propuesta por Jackson et al. (2004), que permite calcular el CAV a partir del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (IVDN).

El IVDN ha sido calculado en el área de las parcelas del CETT a través de una imagen Spot 4 de fecha 01 de marzo de 2012 (Fig. 3.17), que luego fue utilizada en correlación con los datos SARAT del 14/02/2012.

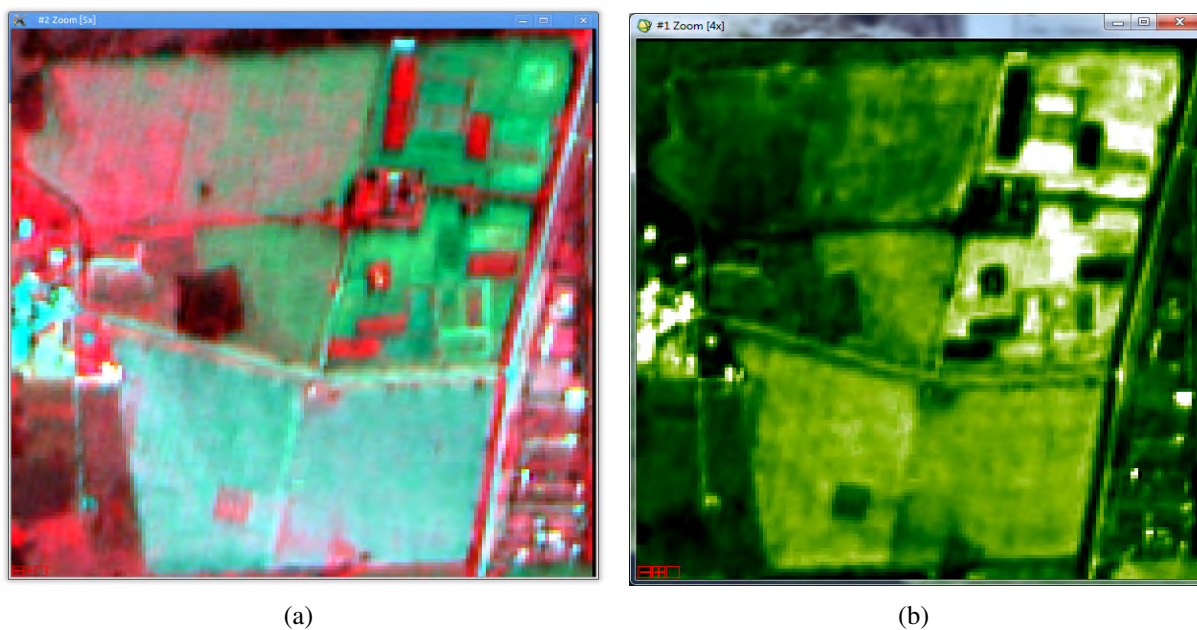


Figura 3.17: Imagen Spot 4 del área del CETT en reflectancia (falso color) (a) y NDVI calculado (b).

En principio el enfoque plantea un reconocimiento previo de los tipos de vegetación principales presentes en el área de estudio. Estos son:

- Vegetación baja: soja y trigo⁵.
- Vegetación alta: maíz y girasol.

⁵Debido a que al momento de la toma de las imágenes Sarat algunas de las parcelas presentaban crecimiento de vegetación baja y dispersa, se considerará en esta categoría también a las parcelas destinadas a estudios de rugosidad, es decir, las parcelas de suelo desnudo.

En el análisis de los datos SARAT, el maíz y girasol han sido considerados similares ya que ambos tienen el mismo tipo de hoja larga, y tienen el mismo comportamiento con respecto a la señal SAR (Paloscia, 1998).

Para cada tipo de vegetación, por lo tanto, habrá una fórmula distinta para calcular el CAV. La expresión para el caso de la vegetación baja, queda formalmente expresada de la siguiente manera:

$$CAV_{baja} = 7,63NDVI^4 - 11,41NDVI^3 + 6,87NDVI^2 - 1,24NDVI + 0,13 \quad (3.11)$$

La expresión para el cálculo del CAV en vegetación alta es la siguiente:

$$CAV_{alta} = 192,64NDVI^5 - 417,46NDVI^4 + 347,96NDVI^3 - 138,93NDVI^2 + 30,899NDVI - 2,822 \quad (3.12)$$

La siguiente tabla resume los cálculos realizados para el caso de la vegetación en la imagen SARAT correspondiente a la fecha 14 de Febrero de 2012.

Parcela	Tipo cultivo	Altura (cm)	Cobertura (%)	NDVI	NDWI	CAV (Kg/m ²)
1N	Suelo Desnudo	0,00	0,00	0,29	-0,08	0,12
2N	Suelo Desnudo	0,00	0,00	0,31	-0,04	0,13
3N	Suelo Desnudo	0,00	0,00	0,50	0,07	0,27
4N	Soja	77,00	98,16	0,33	-0,06	0,15
5N	Maíz	45,00	17,39	0,71	0,32	2,29
6N	Girasol	146,00	93,15	0,53	0,17	1,43
7N	Maíz	51,00	46,95	0,74	0,32	2,55
8N	Maíz	53,00	32,71	0,74	0,35	2,55
9N	Girasol	142,00	97,29	0,37	-0,09	0,75
10N	Soja	63,00	93,68	0,42	-0,02	0,21
1S	Suelo Desnudo	0,00	0,00	0,29	-0,10	0,12
2S	Suelo Desnudo	0,00	0,00	0,44	0,06	0,23
3S	Suelo Desnudo	0,00	0,00	0,43	0,06	0,22
4S	Soja	65,00	98,97	0,54	0,11	0,32
5S	Maíz	43,00	27,77	0,69	0,30	2,17
6S	Girasol	154,00	87,06	0,40	-0,02	0,87
7S	Maíz	57,00	46,95	0,65	0,27	1,96
8S	Maíz	45,00	79,27	0,71	0,31	2,27
9S	Girasol	153,00	81,31	0,44	0,01	1,07
10S	Soja	58,00	87,81	0,45	0,02	0,24

Tabla 3.9: Valores de NDVI, NDWI y CAV calculados para cada parcela, de acuerdo a (Jackson et al., 2004) .

3.6. Análisis complementario

3.6.1. Relación entre la polarización HV y la altura de los cultivos

En un paso posterior, se hizo un análisis de correlación para la vegetación. Se espera que la polarización HV, es decir, la polarización cruzada, dependa de la altura de la vegetación. En el gráfico a continuación, se ve claramente esta dependencia. Existe una buena correlación entre el coeficiente de backscattering en polarización HV con la altura de las plantas ($R^2 = 0,76$).

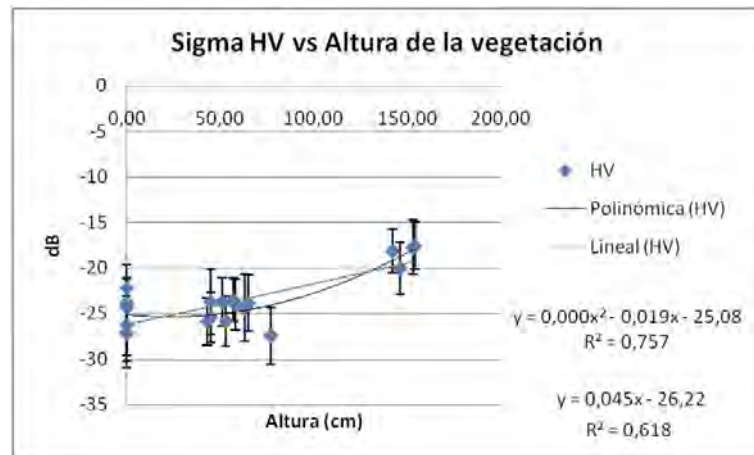


Figura 3.18: Relación entre la polarización HV y la altura de la vegetación .

Relación entre el σ_{HH}^0 y el CAV

Se realizó además un análisis entre el coeficiente de retrodispersión en polarización HH y el CAV. En la Figura 3.19 es posible observar que el maíz (en rojo) no sigue el comportamiento de los otros datos. El motivo principal podría ser que, al momento de la toma de la imagen (14/02/2012), este tipo de cultivo no se encontraba totalmente desarrollado.

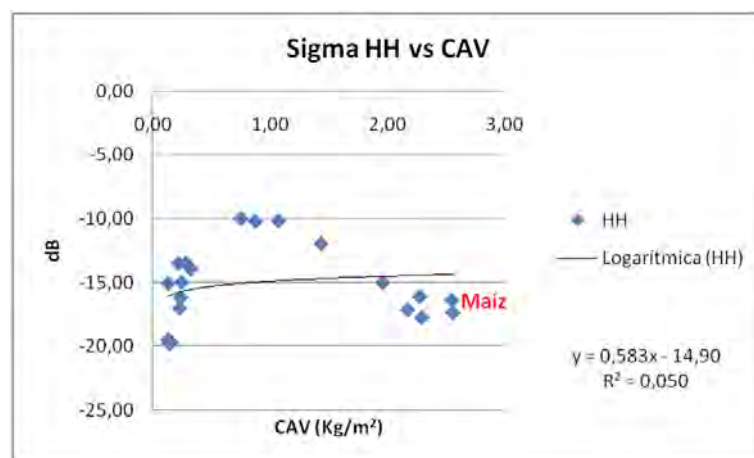


Figura 3.19: Relación de las variables CAV, altura y cobertura de la vegetación .

3.6 ANÁLISIS COMPLEMENTARIO

Además al observar el porcentaje de la cobertura (Tabla 3.9, columna 4), es notable que los valores son muy bajos, presentando el maíz un porcentaje de cobertura promedio del 40%, como muestran las imágenes a continuación:



Figura 3.20: Imágenes de la cobertura del maíz al momento de la toma de la imagen del 14/02/2012

Siguiendo el análisis del gráfico, la relación entre el σ_{HH}^0 y el CAV indica una tendencia positiva para bajos valores de CAV (suelo desnudo y soja) y una tendencia negativa para maíz y girasol. Como los campos de maíz no tienen una cobertura completa y poseen algunos valores de baja cobertura (que van desde 17% a 50%), prevalece la señal que proviene del suelo. Los valores de NDVI son altos (alrededor de 0,7) debido a la presencia de cultivo de plantas, pero debido a la baja cobertura, los valores de retrodispersión en HH son bastante similares para soja y campos de suelo desnudo.

Por otro lado los campos de girasol tienen una cobertura casi completa (del orden del 90%), aunque presentan valores más bajos de NDVI con respecto al maíz, porque los girasoles, para esta época, estaban iniciando su condición de senescencia (Fig. 3.21(a) y 3.21(b)). Los valores de retrodispersión en valores HH son más altos debido a que las hojas de tamaño grande pueden contribuir a la retrodispersión de la señal.

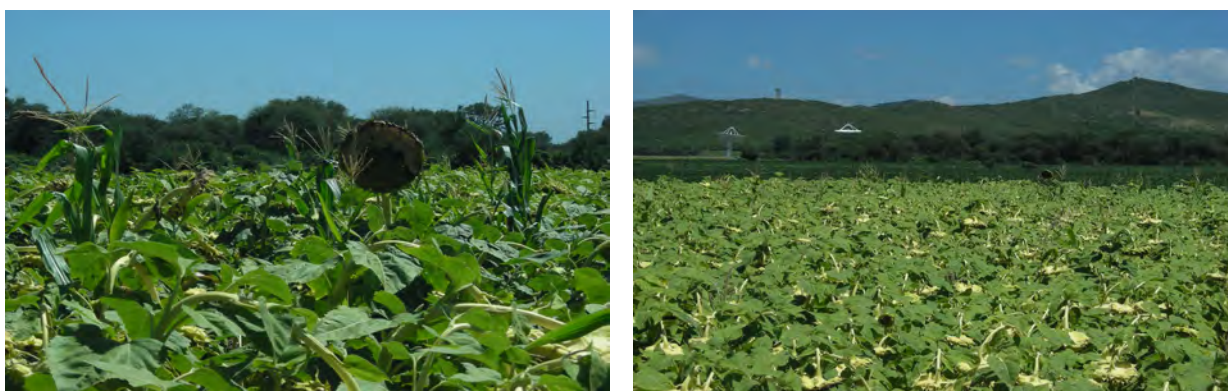


Figura 3.21: Imágenes de la cobertura del Girasol al momento de la toma de la imagen del 14/02/2012.

3.6.2. Análisis del peso de las variables CAV, altura y cobertura de la vegetación

Buscando analizar el peso que tiene cada una de las variables que se están utilizando, es decir, CAV, altura de la vegetación y cobertura, estas fueron multiplicadas con el fin de ponderar adecuadamente el efecto diferencial que tiene cada una. Los gráficos a continuación muestran que la correlación entre las variables consideradas $CAV * H * C$ y el tipo de polarización, se vuelve lineal (no figurando más los puntos que antes figuraban con valores bajos). Esto vale tanto para la polarización HH, VV y HV.

Esta es una demostración del hecho de que si se pondera la contribución de la vegetación por la cobertura, se encontrarán los datos que están en línea con el coeficiente de backscattering. La mejor correlación se da para σ_{VV}^0 , que es en general la polarización más utilizada para la clasificación de tipos de vegetación (Bindlish et al., 2006).

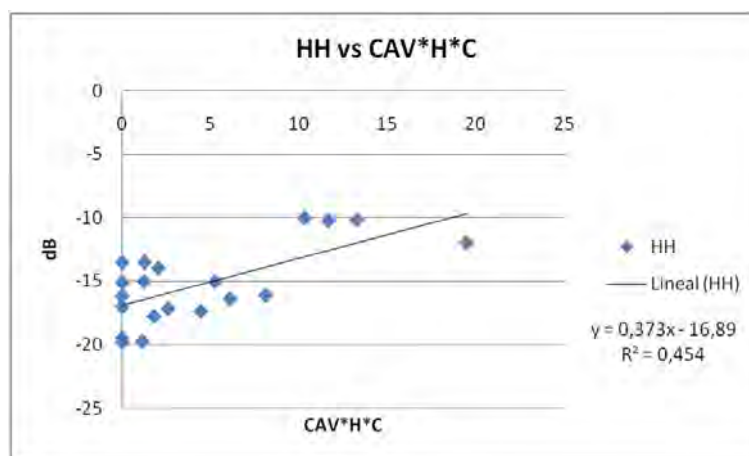


Figura 3.22: Análisis de correlación entre las variables CAV, Altura y Cobertura de la vegetación (polarización HH).

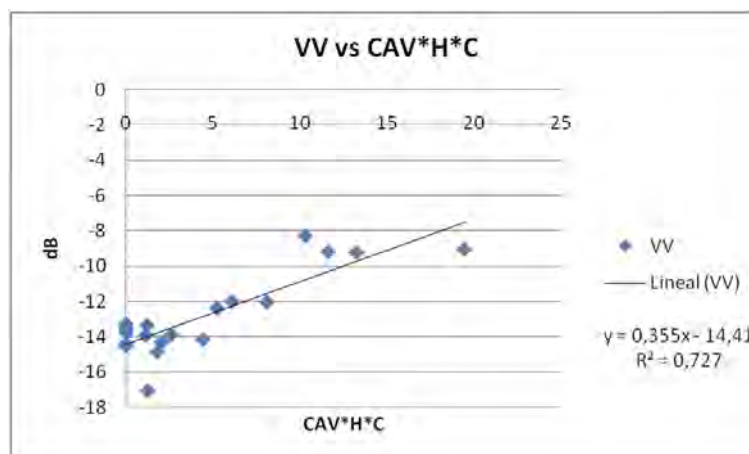


Figura 3.23: Análisis de correlación entre las variables CAV, Altura y Cobertura de la vegetación (polarización VV).

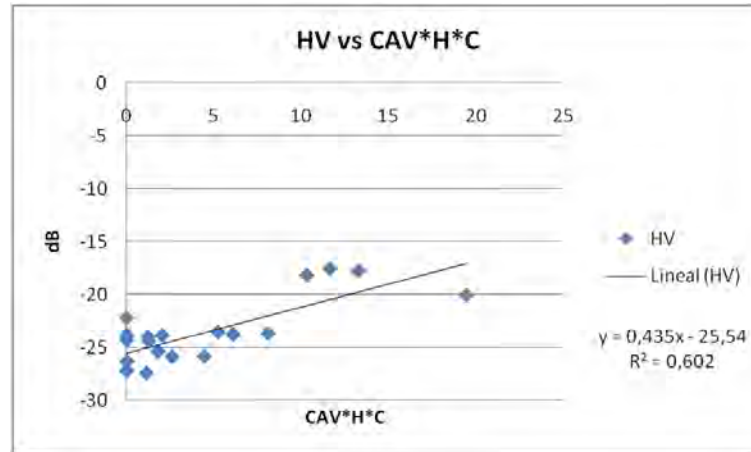


Figura 3.24: Análisis de correlación entre las variables CAV, Altura y Cobertura de la vegetación (polarización HV) .

3.6.3. Análisis respecto a la dirección de los surcos en las parcelas

Se realizó este análisis considerando las líneas separadamente de las parcelas N (orientación Norte-Sur) y las parcelas S (orientación Este-Oeste), que han sido laboreados en dos direcciones distintas, en favor y en contra de la pendiente (se separaron todos los campos S y todos los campos N). Este análisis se realizó de acuerdo a Bindlish et al. (2006), calculando la diferencia entre las polarizaciones VV y HV, de la siguiente forma:

$$p = \sigma_{vv}^0 - \sigma_{hv}^0, \quad (3.13)$$

donde, p es el criterio de dirección de la línea, y σ_{vv}^0 y σ_{hv}^0 son los coeficientes de retrodispersión para las polarizaciones VV y HV (en dB), respectivamente. La Tabla 3.10 muestra, para cada parcela, el porcentaje de cobertura vegetal, los valores medios de retrodispersión por cada polarización con sus respectivos valores de desvío estándar, y los valores p calculados de acuerdo a la ecuación 3.13.

De acuerdo a los autores, las hileras orientadas perpendicularmente a la dirección de observación del sensor suelen dar un mayor retorno de la retrodispersión. Por consiguiente, las parcelas con orientación Norte-Sur, deberían presentar una mayor respuesta. El origen de un σ^0 mayor para los campos con estructuras perpendiculares al ángulo de visión tiene doble causa. Por un lado, debido a que las hileras de cultivo son perpendiculares a la energía electromagnética transmitida, es muy probable que tengan lugar interacciones superficiales entre el suelo y vegetación. En segundo lugar, estas estructuras perpendiculares al ángulo de visión del SAR introducen una componente de superficie de rugosidad muy dominante (Bindlish et al., 2006).

Los valores analizados en la Tabla 3.10 corresponden a un vuelo del sensor SARAT en dirección Oeste-Este, y con observación en visión lateral Norte-Sur. Es evidente que lo descrito por Bindlish se cumple en la polarización HH (ver tabla 3.10), donde las parcelas N (orientación Norte-Sur, perpendicular a la dirección de observación del SARAT) tienen una respuesta menor a aquellas con orientación Oeste-Este (i.e. perpendicular a la dirección de observación). Tal afirmación no se cumple para las polarizaciones VV y HV que son las utilizadas en la ecuación 3.13. Es por esto que los valores p calculados para las parcelas indican, de acuerdo al estudio de referencia, que la orientación de los surcos no debería influir en la respuesta de la señal dado que la diferencia de valores cae dentro del

3.6 ANÁLISIS COMPLEMENTARIO

Par.	Tipo	Cob. %	HH	HV	VV	Desv.HH	Desv.HV	Desv.VV	p (par. N)	p (par. S)
1N	Suelo Desnudo	0,00	-19,45	-27,20	-13,29	2,74	3,67	3,79	13,91	
2N	Suelo Desnudo	0,00	-19,76	-27,25	-13,78	2,82	2,99	3,34	13,47	
3N	Suelo Desnudo	0,00	-13,48	-22,18	-14,39	2,47	2,50	2,75	7,79	
4N	Soja	98,16	-19,70	-27,46	-13,92	3,19	3,17	3,12	13,53	
5N	Maiz	17,39	-17,72	-25,40	-14,88	2,48	2,77	3,76	10,52	
6N	Girasol	93,15	-11,93	-20,06	-9,04	2,72	2,88	3,35	11,01	
7N	Maiz	46,95	-16,36	-23,76	-11,99	2,45	2,61	4,16	11,78	
8N	Maiz	32,71	-17,32	-25,86	-14,16	2,69	2,76	4,63	11,70	
9N	Girasol	97,29	-9,99	-18,14	-8,27	2,75	2,42	3,94	9,86	
10N	Soja	93,68	-13,48	-24,41	-17,09	2,36	3,68	3,09	7,32	
1S	Suelo Desnudo	0,00	-15,05	-26,32	-13,51	3,27	3,24	5,06		12,81
2S	Suelo Desnudo	0,00	-16,16	-24,32	-13,64	2,37	3,06	2,95		10,68
3S	Suelo Desnudo	0,00	-16,96	-23,84	-14,52	2,48	2,69	2,70		9,32
4S	Soja	98,97	-13,95	-23,86	-14,33	2,65	3,09	5,13		9,54
5S	Maiz	27,77	-17,11	-25,91	-13,90	2,75	2,60	2,89		12,01
6S	Girasol	87,06	-10,21	-17,52	-9,18	2,66	2,59	4,37		8,34
7S	Maiz	46,95	-15,00	-23,53	-12,38	2,82	2,36	3,85		11,15
8S	Maiz	79,27	-16,09	-23,69	-12,03	2,66	3,55	4,86		11,65
9S	Girasol	81,31	-10,17	-17,71	-9,22	2,45	2,98	3,67		8,50
10S	Soja	87,81	-14,99	-24,02	-13,36	2,45	2,78	2,86		10,66

Tabla 3.10: Valores p calculados en las parcelas Norte y Sur para el estudio de la influencia de la orientación de la rugosidad en la señal SAR.

desvío estándar de ambas polarizaciones. La Figura 3.25 muestra la no separabilidad de los valores p para las parcelas Norte y Sur.

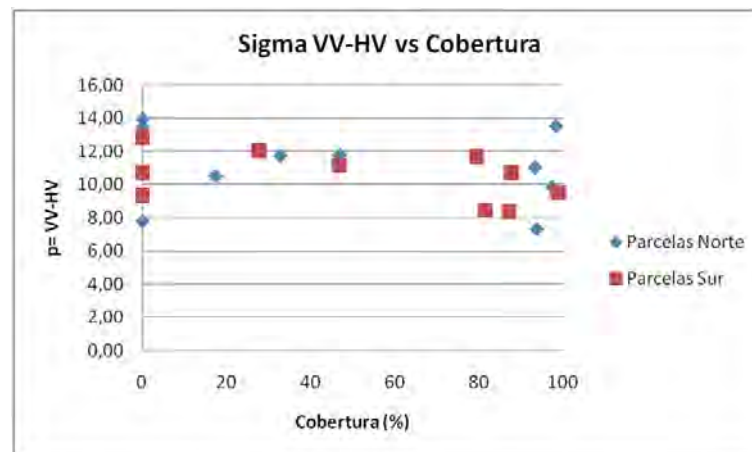


Figura 3.25: Análisis de las líneas de laboreo en las parcelas con respecto a la señal SAR en banda L .

De acuerdo al estudio de Blindish y a los resultados mostrados en la Figura 3.25 no debería importar la dirección de las líneas de laboreo de las parcelas, ya que los valores no muestran una gran diferencia, sino que siguen todos la misma tendencia. Pero por otra parte es importante destacar que la polarización HH resulta ser más sensible a las orientaciones que las dos polarizaciones anteriores demostrando que en este caso la orientación de los surcos tendría una influencia significativa en la señal retrodispersada.

Análisis de sensibilidad del IEM y comparación con los datos experimentales

El análisis de sensibilidad, presentado en este capítulo en general, tiene por objetivo investigar en la capacidad que tienen los datos SAR (σ^0) para estimar los parámetros biofísicos en tierra. Asimismo, en este caso es útil para indagar en el comportamiento que tiene la Banda L ante las condiciones locales de rugosidad superficial, considerando la alta dependencia del parámetro ks (donde $k = 2\pi/\lambda$, es el número de onda, y s es la rugosidad superficial) a la longitud de onda de la señal incidente. Luego la etapa de validación se realiza para verificar que capacidad tiene el modelo para poder reproducir los datos en tierra.

En el presente capítulo se realiza un análisis de sensibilidad del modelo IEM, considerando en la primera sección valores de referencia obtenidos en las imágenes SARAT (y que luego serán comparados con las simulaciones teóricas del modelo), y en una segunda sección los resultados de las simulaciones realizadas. Por último se expone una sección con la validación del modelo IEM utilizando los datos de campo.

4.1. Obtención de valores de σ^0 en una imagen SARAT

La medición de los valores de σ^0 se realizó sobre una imagen SARAT de fecha 14 de Febrero de 2012. Los valores medidos corresponden a las cuatro parcelas de suelo desnudo de alta y baja rugosidad 1N, 2N, 1S y 2S. La Figura 4.1 muestra la ubicación de las mismas dentro del predio de parcelas experimentales del CETT.



Figura 4.1: Ubicación de las parcelas de suelo desnudo (en color naranja), dentro del predio del CETT, donde se tomaron las muestras para la imagen del día 14 de Febrero de 2012.

El valor de media μ_{dB} en decibeles, para cada área de interés, es calculado de acuerdo a la siguiente expresión:

$$Media_{dB} = 10\log_{10}(Media_{pot}), \quad (4.1)$$

donde $Media_{pot}$ es el valor de la media calculado de dicha área, sobre la imagen en potencia. Por otra parte, los valores de desvío estándar $Desvio_{dB}$ en decibeles requieren de un cálculo un poco más complejo:

$$Desvio_{dB} = 10\log_{10}(e) \left(\frac{Desvio_{pot}}{Media_{pot}} \right), \quad (4.2)$$

donde $Desvio_{pot}$ es el valor de desvío estándar calculado sobre la imagen en potencia.

Los resultados obtenidos, para cada parcela y tipo de polarización, se resumen en la tabla 4.1.

Parcela	Media (dB)				Desvío Estándar (dB)			
	HH	HV	VH	VV	HH	HV	VH	VV
1N	-19,45	-27,20	-27,78	-13,29	2,74	3,67	4,00	3,79
2N	-19,76	-27,25	-27,78	-13,78	2,82	2,99	3,09	3,34
1S	-15,05	-26,32	-27,57	-13,51	3,27	3,24	3,65	5,06
2S	-16,16	-24,32	-25,09	-13,64	2,37	3,06	3,22	2,95

Tabla 4.1: Valores de σ^0 obtenidos en una imagen Sarat el 14/02/2012 en las parcelas de suelo desnudo.

Para cada una de las parcelas se observan valores distintos de retrodispersión, lo que indica condiciones particulares de rugosidad y humedad en cada una de ellas. Las polarizaciones HH y VV, que

son las posibles de calcular a través del modelo IEM, muestran un valor promedio de -20.6 dB y de -16.3, respectivamente, con una desviación estándar general de entre 1.5 y 3 dB.

Estos son los valores de referencia que se utilizarán para comparar con los obtenidos por el modelo IEM bajo distintas condiciones de entrada y que permitirán caracterizar las condiciones de la superficie en cuanto a rugosidad, dado que el valor de humedad y el ángulo de incidencia son conocidos.

4.2. Sensibilidad del Modelo IEM

Para realizar las simulaciones, se tuvieron en cuenta diversas hipótesis de valores probables para los tres parámetros de entrada del modelo. Las simulaciones se realizaron considerando un ángulo de incidencia promedio en las parcelas de suelo desnudo $\theta_i = 25^\circ$, calculado en base a las imágenes SARAT a disposición para el presente trabajo.

4.2.1. Simulaciones del modelo IEM para constante dieléctrica fija

Constante dieléctrica $\epsilon = 5$

(a) Polarización HH					(b) Polarización VV				
<i>s</i> (cm)	<i>l</i> =5cm	<i>l</i> =10cm	<i>l</i> =15cm	<i>l</i> =20cm	<i>s</i> (cm)	<i>l</i> =5cm	<i>l</i> =10cm	<i>l</i> =15cm	<i>l</i> =20cm
0,50	-20,60	-21,00	-22,11	-23,10	0,50	-18,89	-19,32	-20,44	-21,44
1,00	-15,18	-15,32	-16,26	-17,16	1,00	-13,41	-13,65	-14,66	-15,6
1,50	-12,65	-12,37	-13,05	-13,81	1,50	-10,77	-10,73	-11,56	-12,39
2,00	-11,51	-10,68	-11,03	-11,58	2,00	-9,50	-9,08	-9,66	-10,35
2,50	-11,27	-9,79	-9,74	-10,06	2,50	-9,1	-8,23	-8,52	-9,02
3,00	-11,68	-9,48	-9,00	-9,04	3,00	-9,36	-7,98	-7,93	-8,21
3,50	-12,57	-9,61	-8,69	-8,44	3,50	-10,13	-8,20	-7,78	-7,82
4,00	-13,77	-10,10	-8,73	-8,18	4,00	-11,30	-8,81	-8,00	-7,77
4,50	-15,15	-10,84	-9,06	-8,21	4,50	-12,79	-9,73	-8,54	-8,02
5,00	-16,57	-11,77	-9,62	-8,49	5,00	-14,5	-10,90	-9,32	-8,52

Tabla 4.2: Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM para un valor $\epsilon = 5$.

4.2 SENSIBILIDAD DEL MODELO IEM

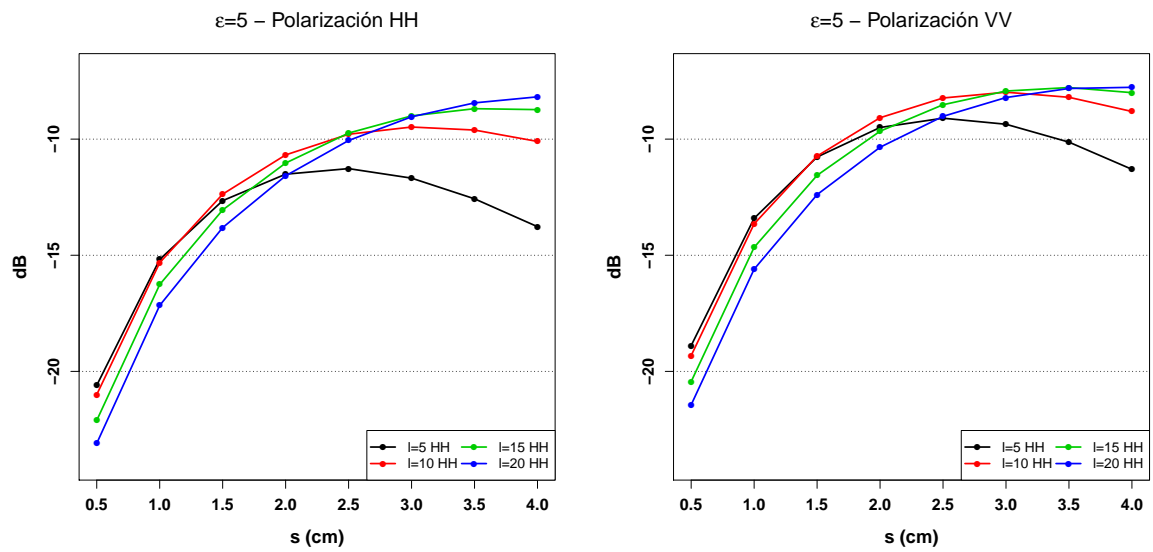


Figura 4.2: Simulación del IEM para $\varepsilon = 5$, polarizaciones HH y VV.

Constante dieléctrica $\varepsilon = 10$

(a) Polarización HH

s (cm)	$l=5cm$	$l=10cm$	$l=15cm$	$l=20cm$
0,50	-18,15	-18,55	-19,65	-20,65
1,00	-12,73	-12,87	-13,81	-14,71
1,50	-10,19	-9,92	-10,60	-11,35
2,00	-9,05	-8,23	-8,57	-9,13
2,50	-8,81	-7,33	-7,29	-7,60
3,00	-9,23	-7,02	-6,54	-6,59
3,50	-10,11	-7,16	-6,23	-5,98
4,00	-11,32	-7,64	-6,27	-5,73
4,50	-12,70	-8,39	-6,60	-5,76
5,00	-14,12	-9,32	-7,16	-6,04

(b) Polarización VV

s (cm)	$l=5cm$	$l=10cm$	$l=15cm$	$l=20cm$
0,50	-16,03	-16,45	-17,58	-18,58
1,00	-10,55	-10,79	-11,80	-12,74
1,50	-7,91	-7,87	-8,69	-9,53
2,00	-6,64	-6,22	-6,79	-7,48
2,50	-6,25	-5,37	-5,65	-6,15
3,00	-6,51	-5,12	-5,06	-5,34
3,50	-7,28	-5,34	-4,91	-4,94
4,00	-8,46	-5,95	-5,13	-4,89
4,50	-9,95	-6,87	-5,66	-5,14
5,00	-11,66	-8,03	-6,44	-5,63

Tabla 4.3: Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM para un valor $\varepsilon = 10$.

4.2 SENSIBILIDAD DEL MODELO IEM

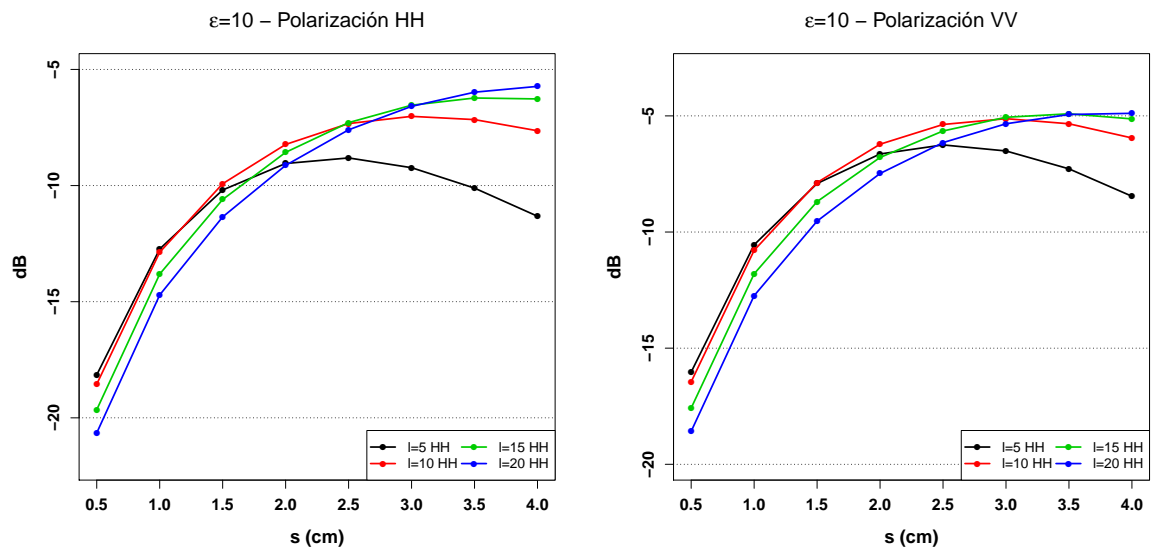


Figura 4.3: Simulación del IEM para $\varepsilon = 10$, polarizaciones HH y VV.

Constante dieléctrica $\varepsilon = 20$

(a) Polarización HH

s (cm)	$l=5cm$	$l=10cm$	$l=15cm$	$l=20cm$
0,50	-16,57	-16,96	-18,07	-19,06
1,00	-11,14	-11,28	-12,22	-13,13
1,50	-8,61	-8,33	-9,01	-9,77
2,00	-7,47	-6,64	-6,99	-7,54
2,50	-7,23	-5,75	-5,70	-6,02
3,00	-7,64	-5,44	-4,96	-5,00
3,50	-8,53	-5,58	-4,65	-4,40
4,00	-9,73	-6,06	-4,69	-4,14
4,50	-11,11	-6,80	-5,02	-4,17
5,00	-12,54	-7,73	-5,58	-4,45

(b) Polarización VV

s (cm)	$l=5cm$	$l=10cm$	$l=15cm$	$l=20cm$
0,50	-14,15	-14,57	-15,70	-16,70
1,00	-8,67	-8,91	-9,92	-10,86
1,50	-6,03	-5,99	-6,81	-7,64
2,00	-4,76	-4,34	-4,91	-5,60
2,50	-4,37	-3,49	-3,77	-4,26
3,00	-4,64	-3,24	-3,17	-3,45
3,50	-5,41	-3,46	-3,03	-3,05
4,00	-6,59	-4,07	-3,25	-3,00
4,50	-8,08	-4,99	-3,77	-3,25
5,00	-9,79	-6,15	-4,55	-3,74

Tabla 4.4: Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM para un valor $\varepsilon = 20$.

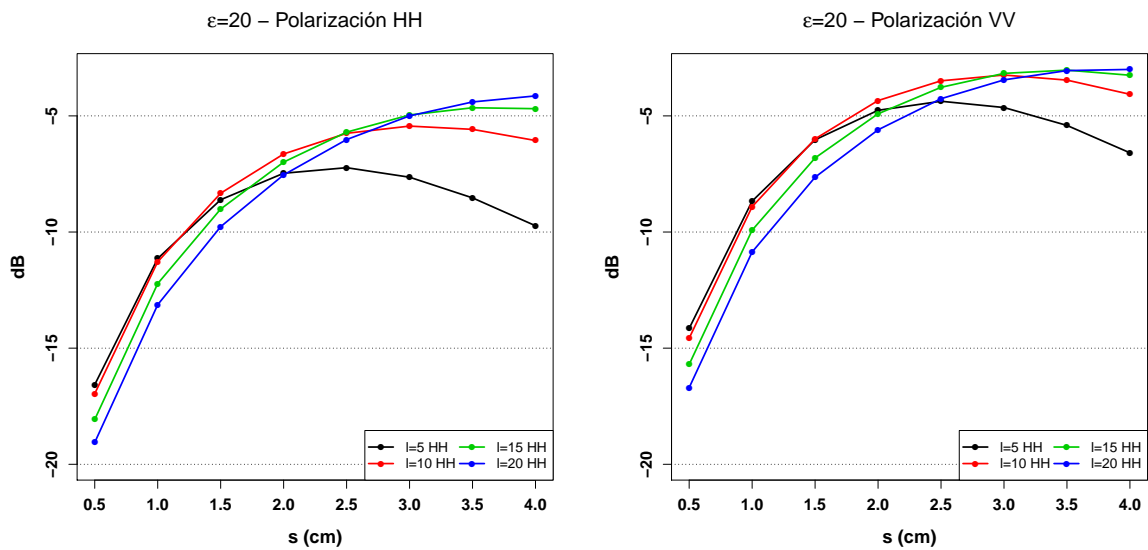


Figura 4.4: Simulación del IEM para $\varepsilon = 20$, polarizaciones HH y VV.

El objetivo de la primera simulación del modelo IEM es analizar el comportamiento del coeficiente de retrodispersión para distintas condiciones de rugosidad superficial y longitud de correlación, manteniendo fijos los valores de constante dieléctrica. Los resultados en detalle por tipo de polarización y para cada prueba se muestran en las tablas 4.2, 4.3 y 4.4.

En líneas generales, es posible observar el claro aumento en los valores de backscattering a medida que aumenta el valor de ε , siendo este aumento más acentuado para el caso de la polarización VV.

Para puntualizar algunos casos, la Figura 4.2 muestra el coeficiente de retrodispersión en polarización HH y VV como una función de $\varepsilon = 5$ para diferentes valores de rugosidad s , entre 0.5 y 4 cm, y distintos valores de longitud de correlación l . En este caso, se observa el comportamiento de valores de retrodispersión entre -23 y -15 dB a bajos valores de s , que tienen lugar específicamente entre 0.5 y 1cm.

En los gráficos de las Figuras 4.2, 4.3 y 4.4, se observa que el coeficiente de backscattering aumenta al aumentar el valor de s variando desde aproximadamente -20dB a -5dB en función de la constante dieléctrica. Después de cierto valor de s es posible observar un cambio en la tendencia. El valor del s al cual se produce este cambio depende del valor de constante dieléctrica y varía entre 4cm y 2cm para los valores de constante dieléctrica que van de 5 a 20. Este cambio puede deberse simplemente a que el modelo ya no tiene aplicabilidad en estos valores.

Para cada valor de constante dieléctrica el cambio en la tendencia es fuertemente dependiente del valor de longitud de correlación l . Para valores de longitud de correlación iguales a 20 y 10cm, se obtiene la saturación de la señal, mientras que para valores inferiores a 10cm el backscattering presenta una tendencia a disminuir al crecer el valor de s . Esta tendencia del coeficiente de backscattering se encuentra para valores altos de rugosidad y para altas frecuencias de la señal SAR, de acuerdo a lo reportado por Fung et al. (1992). Tal comportamiento es válido tanto para la polarización HH como para la polarización VV.

En general, el comportamiento del coeficiente de backscattering con respecto a la rugosidad se

4.2 SENSIBILIDAD DEL MODELO IEM

puede resumir del siguiente modo:

- σ_{hh} y σ_{vv} aumentan con s para todos los valores de constante dieléctrica y valores altos de longitud de correlación l (mayores a 10cm);
- para valores de longitud de correlación inferiores a 10cm, σ_{hh} y σ_{vv} aumentan con s si s es inferior a 2cm (valor que depende de la constante dieléctrica), mientras que disminuyen con s para valores superiores a 2cm.

4.2.2. Simulaciones del modelo IEM para rugosidad superficial fija

Rugosidad superficial $s = 0,5cm$

(a) Polarización HH					(b) Polarización VV				
Diel	$l=5cm$	$l=10cm$	$l=15cm$	$l=20cm$	Diel	$l=5cm$	$l=10cm$	$l=15cm$	$l=20cm$
2	-27.11	-27.51	-28.61	-29.61	2	-26.19	-26.62	-27.74	-28.75
4	-21.7	-22.09	-23.2	-24.2	4	-20.15	-20.57	-21.7	-22.7
6	-19.84	-20.24	-21.34	-22.34	6	-18.01	-18.43	-19.55	-20.56
8	-18.82	-19.22	-20.32	-21.32	8	-16.82	-17.24	-18.36	-19.37
10	-18.15	-18.55	-19.65	-20.65	10	-16.03	-16.45	-17.58	-18.58
12	-17.67	-18.07	-19.17	-20.17	12	-15.46	-15.88	-17.01	-18.01
14	-17.3	-17.7	-18.8	-19.8	14	-15.02	-15.45	-16.57	-17.58
16	-17.01	-17.4	-18.51	-19.51	16	-14.68	-15.1	-16.22	-17.23
18	-16.77	-17.16	-18.27	-19.27	18	-14.39	-14.81	-15.94	-16.94
20	-16.57	-16.96	-18.07	-19.06	20	-14.15	-14.57	-15.7	-16.7

Tabla 4.5: Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM para un valor fijo de rugosidad $s = 0,5cm$.

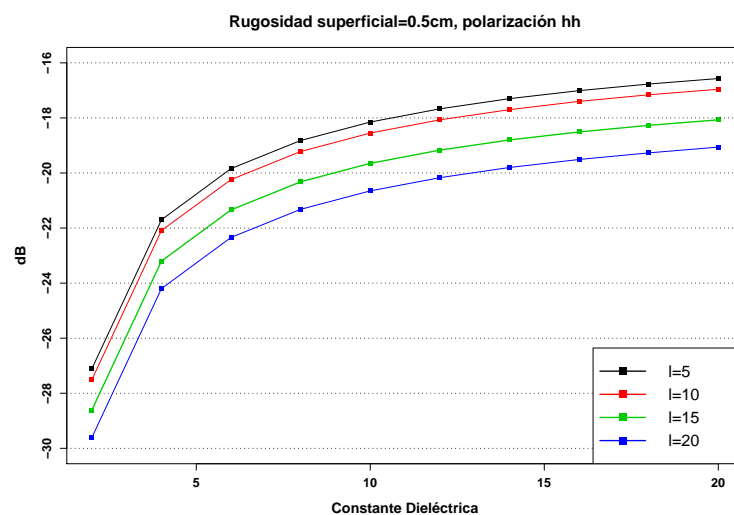


Figura 4.5: Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 0,5$, polarización hh .

4.2 SENSIBILIDAD DEL MODELO IEM

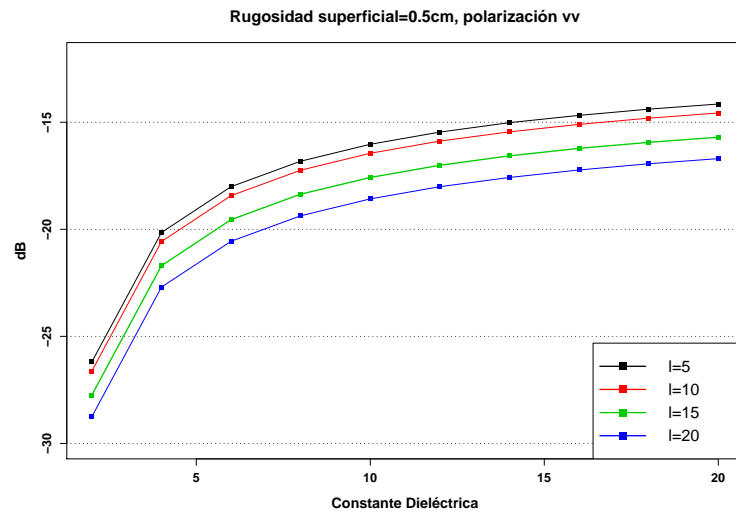


Figura 4.6: Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 0,5$, polarización vv .

Rugosidad superficial $s = 1,5cm$

(a) Polarización HH

Diel	l=5cm	l=10cm	l=15cm	l=20cm
2	-19.15	-18.88	-19.56	-20.32
4	-13.74	-13.46	-14.15	-14.90
6	-11.88	-11.61	-12.29	-13.04
8	-10.86	-10.58	-11.27	-12.02
10	-10.19	-9.92	-10.60	-11.35
12	-9.71	-9.43	-10.12	-10.87
14	-9.34	-9.07	-9.75	-10.50
16	-9.05	-8.77	-9.46	-10.21
18	-8.81	-8.53	-9.22	-9.97
20	-8.61	-8.33	-9.01	-9.77

(b) Polarización VV

Diel	l=5cm	l=10cm	l=15cm	l=20cm
2	-18.06	-18.04	-18.87	-19.71
4	-12.03	-11.99	-12.82	-13.65
6	-9.89	-9.85	-10.67	-11.51
8	-8.70	-8.66	-9.48	-10.31
10	-7.91	-7.87	-8.69	-9.53
12	-7.34	-7.30	-8.12	-8.96
14	-6.91	-6.87	-7.69	-8.52
16	-6.56	-6.52	-7.34	-8.17
18	-6.27	-6.23	-7.05	-7.89
20	-6.03	-5.99	-6.81	-7.64

Tabla 4.6: Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM para un valor fijo de rugosidad $s = 1,5cm$.

4.2 SENSIBILIDAD DEL MODELO IEM

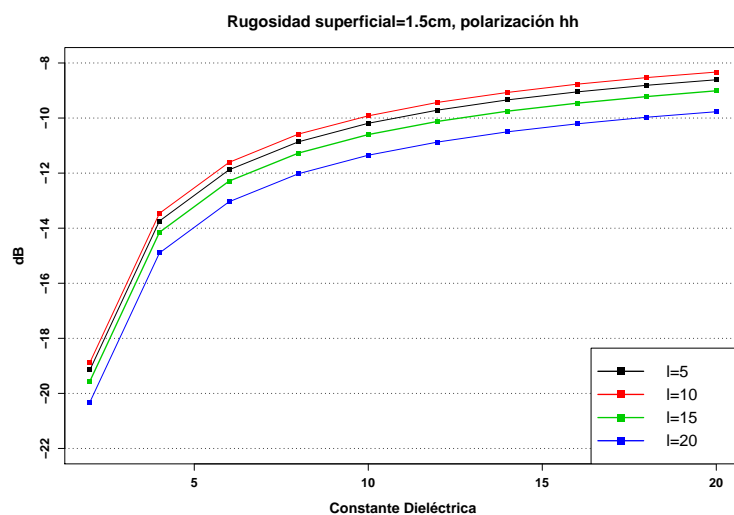


Figura 4.7: Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 1,5$, polarización hh .

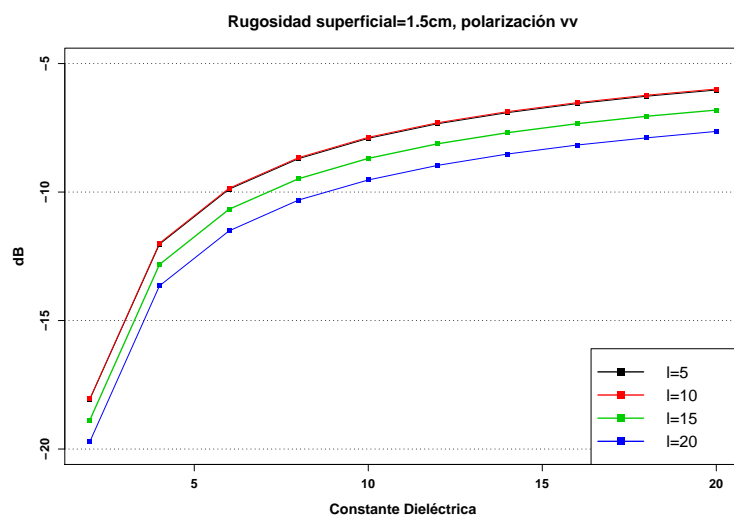


Figura 4.8: Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 1,5$, polarización vv .

4.2 SENSIBILIDAD DEL MODELO IEM

Rugosidad superficial $s = 3\text{cm}$

(a) Polarización HH					(b) Polarización VV				
Diel	$l=5\text{cm}$	$l=10\text{cm}$	$l=15\text{cm}$	$l=20\text{cm}$	Diel	$l=5\text{cm}$	$l=10\text{cm}$	$l=15\text{cm}$	$l=20\text{cm}$
2.00	-18.19	-15.98	-15.50	-15.55	2.00	-16.63	-15.28	-15.25	-15.55
4.00	-12.77	-10.57	-10.09	-10.14	4.00	-10.61	-9.24	-9.19	-9.47
6.00	-10.92	-8.71	-8.23	-8.28	6.00	-8.48	-7.10	-7.04	-7.32
8.00	-9.90	-7.69	-7.21	-7.26	8.00	-7.29	-5.91	-5.85	-6.12
10.00	-9.23	-7.02	-6.54	-6.59	10.00	-6.51	-5.12	-5.06	-5.34
12.00	-8.74	-6.54	-6.06	-6.11	12.00	-5.94	-4.55	-4.49	-4.76
14.00	-8.38	-6.17	-5.69	-5.74	14.00	-5.51	-4.11	-4.05	-4.33
16.00	-8.08	-5.88	-5.40	-5.44	16.00	-5.16	-3.77	-3.70	-3.98
18.00	-7.84	-5.64	-5.16	-5.20	18.00	-4.88	-3.48	-3.42	-3.69
20.00	-7.64	-5.44	-4.96	-5.00	20.00	-4.64	-3.24	-3.17	-3.45

Tabla 4.7: Valores de σ^0 obtenidos de la simulación del IEM para un valor fijo de rugosidad $s = 3\text{cm}$.

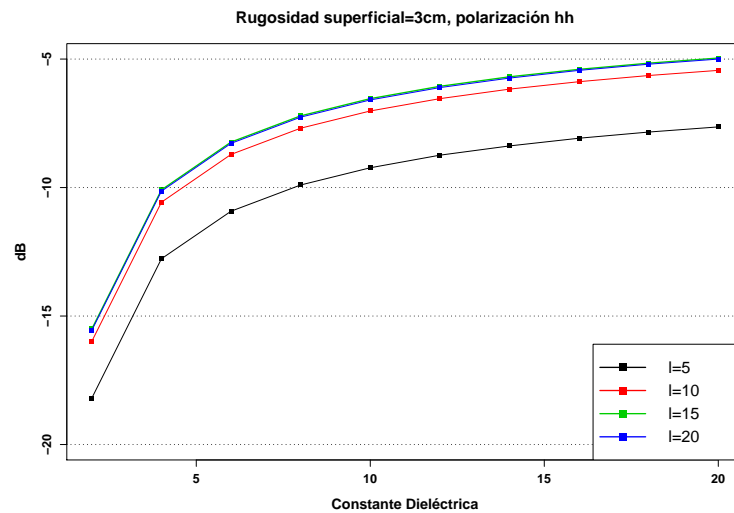


Figura 4.9: Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 3$, polarización hh .

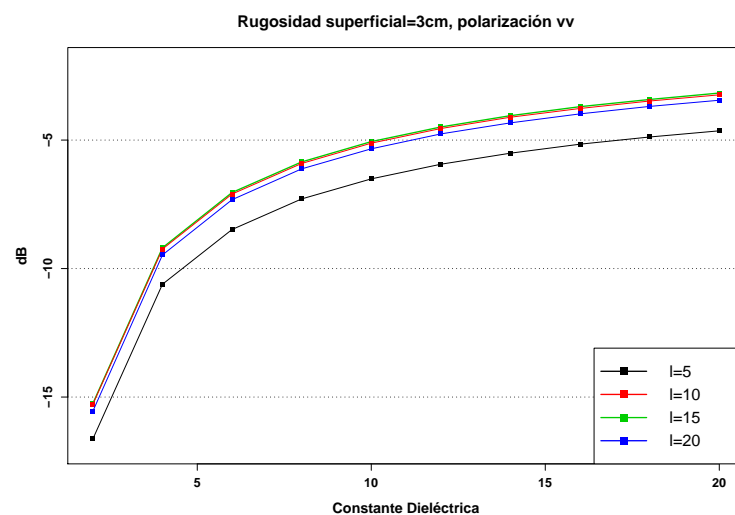


Figura 4.10: Simulación IEM a un valor fijo de Rugosidad Superficial $s = 3$, polarización vv .

En general, se observa que el coeficiente de backscattering aumenta al aumentar el valor de la constante dieléctrica, con pendiente más marcada para valores bajos de constante dieléctrica, variables entre 5 y 10. Para valores de constante dieléctrica superiores a 10, la variación del coeficiente de backscattering en función de la constante dieléctrica se mantiene casi lineal.

4.2.3. Simulaciones del IEM. Gráficos 3D para longitud de correlación fija.

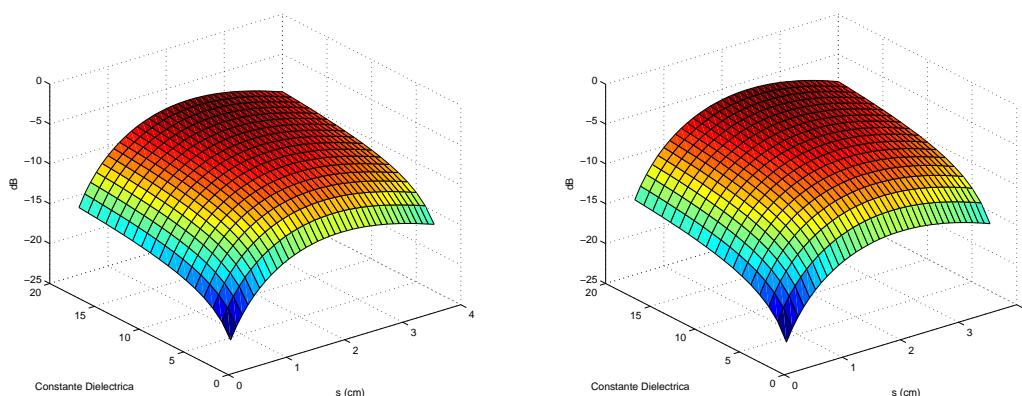


Figura 4.11: Simulación 3D del IEM para longitudes de correlación fija $l = 5\text{cm}$, en polarización HH (Izquierda) y VV (Derecha).

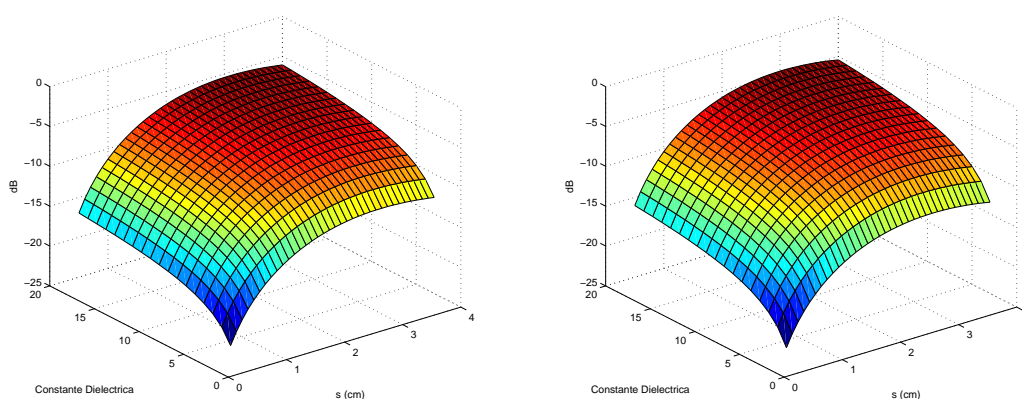


Figura 4.12: Simulación 3D del IEM para longitudes de correlación fija $l = 10\text{cm}$, en polarización HH (Izquierda) y VV (Derecha).

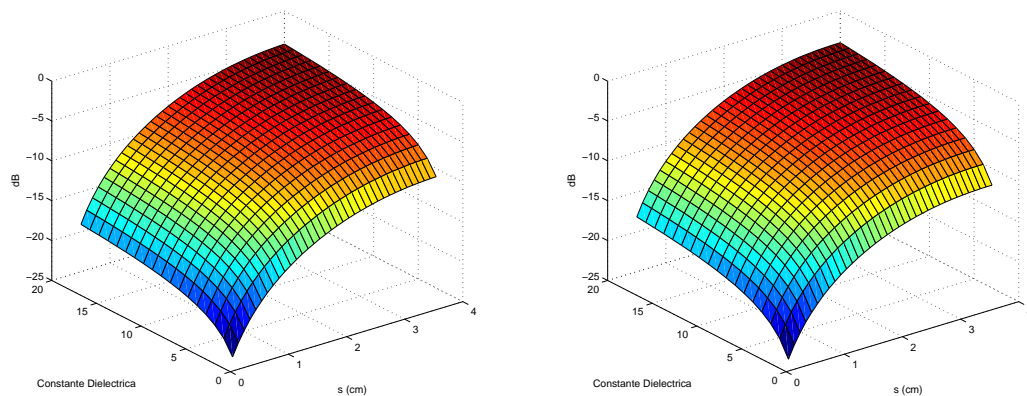


Figura 4.13: simulación 3D del IEM para longitudes de correlación fija $l = 20\text{cm}$, en polarización HH (Izquierda) y VV (Derecha).

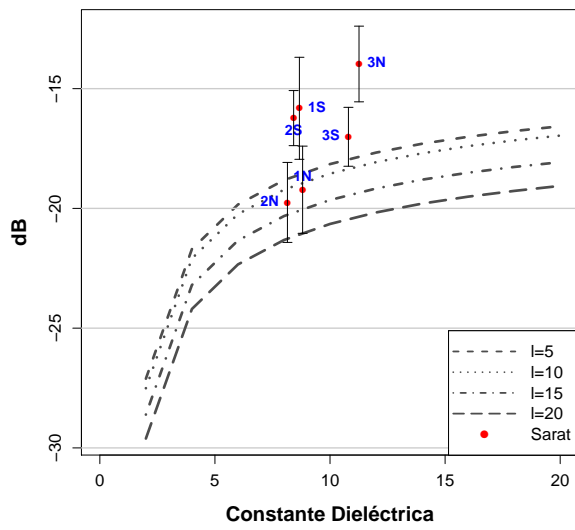
Los gráficos en 3D del modelo IEM permiten observar la marcada dependencia del coeficiente de backscattering respecto de la constante dieléctrica y de la rugosidad superficial s . Para el caso de longitud de correlación $l = 5$ se tiene que el modelo presenta ambigüedades al decaer luego de superar el valor de $s = 2$, tanto para polarización HH como VV. Por el contrario, para los casos de l igual a 10 y 20 se cumple que el máximo valor de retrodispersión se obtiene a los máximos valores de constante dieléctrica y altura rms. Se observa también que a mayor longitud de correlación mayor la velocidad con la que se incrementa el coeficiente de backscattering según la constante dieléctrica y el valor de s .

Es importante notar que al depender de tres variables de entrada, el valor modelado de σ^0 puede ser resultado de distintas combinaciones de éstas. Esto representará un problema importante al momento de invertir el modelo para obtener el valor de humedad volumétrica a partir, solamente, de los valores de backscattering. En el capítulo 5 se ahondará sobre este problema y se demostrará la necesidad del conocimiento a priori de los parámetros de rugosidad s y l para poder ajustar los resultados de una forma correcta a los obtenidos en el campo.

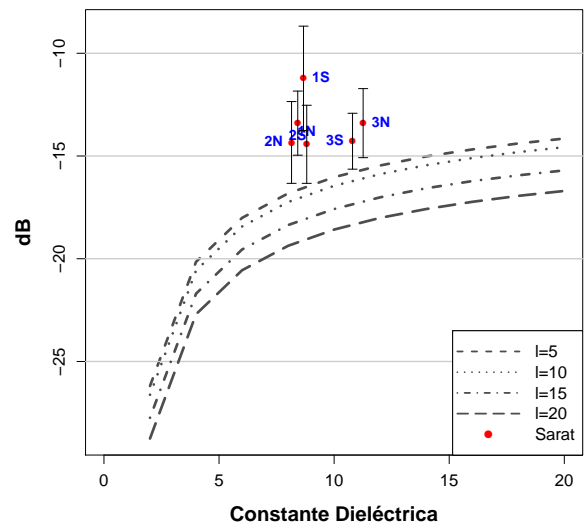
4.3. Validación del modelo IEM con los datos de campo

En este caso se realiza la validación del modelo IEM comparando las simulaciones teóricas con los datos que aportan las imágenes SAR, y considerando las particularidades de rugosidad de cada parcela. De toda formas cabe recordar que no se dispone del valor de rugosidad en tierra para cada una de las imágenes SAR disponibles, sino que se toman como referencia los valores de rugosidad en campo relevados por Barber et al. (2011), mediante la utilización de un perfilómetro láser en Mayo de 2011.

4.3 VALIDACIÓN DEL MODELO IEM CON LOS DATOS DE CAMPO

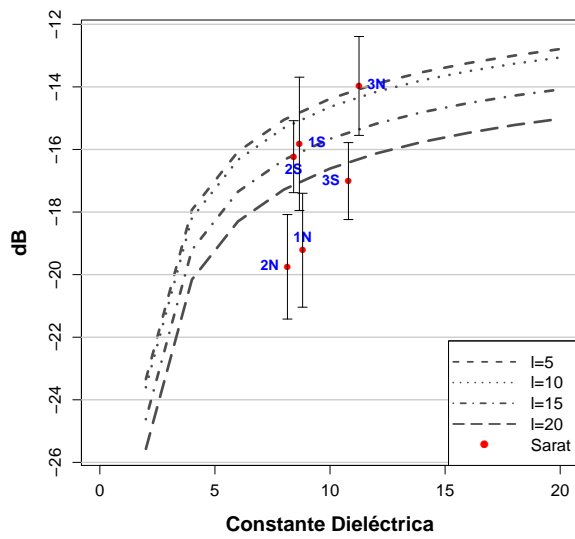


(a) Polarización HH

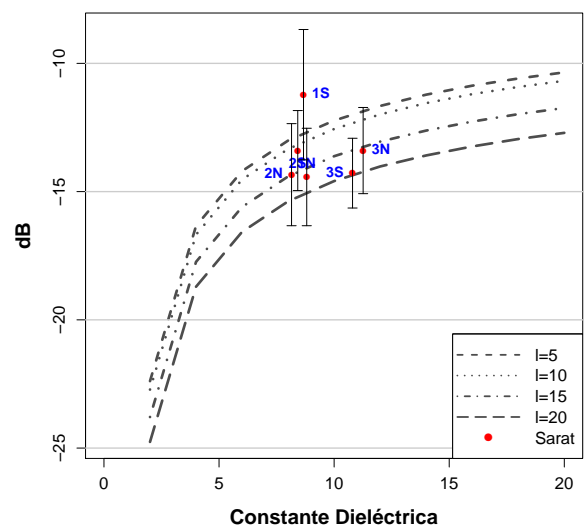


(b) Polarización VV

Figura 4.14: Simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad $s = 0,5\text{cm}$.



(a) Polarización HH



(b) Polarización VV

Figura 4.15: Simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad $s = 0,8\text{cm}$.

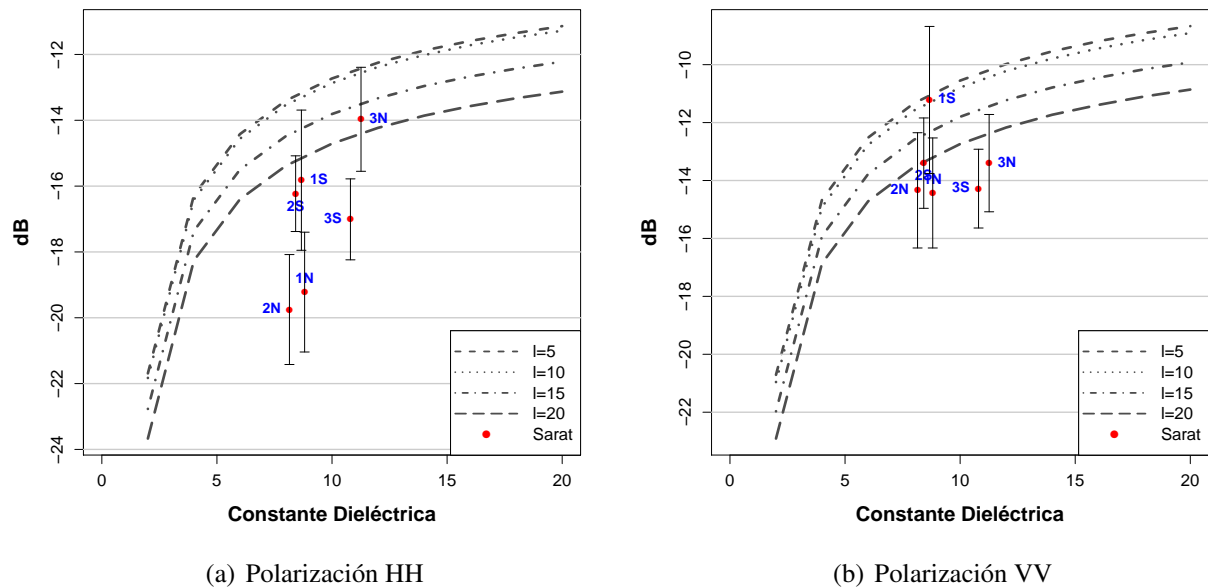


Figura 4.16: Simulación del IEM a un valor fijo de rugosidad $s = 1\text{cm}$.

Analizando las gráficas generadas para distintos valores de rugosidad se obtiene que la más adecuada para modelar los datos de SARAT es $s = 0,8\text{cm}$ ya que los valores medios de las parcelas obtenidos a partir de la imagen del 14 de febrero de 2012 caen mayoritariamente dentro de las curvas de dicho gráfico. Aunque se hace evidente que un solo valor de l no ajusta los valores de las imágenes, el valor $l = 15$ parece ser el que mejor ajusta en la polarización VV, mientras que en HH presenta valores aceptables para dos parcelas. Una interesante combinación de dos aproximaciones, puede surgir de realizar la media de los modelados utilizando valores de $s = 0,5$ y $s = 0,8$ debido a que el primero de ellos permite ajustar en buena forma las parcelas 1N y 2N (al menos en polarización HH) que son aquellas que para $s = 0,8$ caen demasiado lejos.

El Método de Inversión Bayesiano

El término “inversión” en percepción remota hace referencia a una categoría de análisis en la cual, a partir de un conjunto de datos que conforman la respuesta del sensor, se desea inferir un conjunto de parámetros biofísicos de la superficie terrestre que dieron origen a esa respuesta.

Como se ha mencionado anteriormente, la estimación de esos parámetros biofísicos desde sensores remotos, en este caso de datos SAR, es considerada un problema de tipo “mal condicionado” debido a que no existe una relación lineal entre ellos y los datos que recibe el sensor. Más aún, más de una combinación de parámetros del suelo (humedad, vegetación, etc.) suelen tener la misma respuesta electromagnética, lo que dificulta su interpretación.

En general, los sensores remotos que trabajan a distintas frecuencias son capaces de discriminar las distintas contribuciones individuales de los componentes del suelo a la respuesta electromagnética global. De hecho, utilizar diferentes frecuencias, polarizaciones y ángulos de incidencia, permite mejorar la extracción de información y la precisión en la clasificación (Pampaloni et al., 2004). Sin embargo, la disponibilidad de sensores multi-ángulo, multi-frecuencia y full polarimétricos satelitales o a bordo de plataformas aéreas, es limitada en la actualidad; situación que reduce la generación de nuevos algoritmos de estimación y la aplicación de otros ya desarrollados.

De todas formas, y con el objetivo de minimizar las incertezas y optimizar la performance en la estimación de parámetros biofísicos con datos de radar, se han introducido enfoques estadísticos a las relaciones teóricas (Pampaloni et al., 2004), en lugar de la utilización de las clásicas inversiones deterministas.

En este contexto, la técnica de inferencia Bayesiana, que se fundamenta en el enfoque formulado por Thomas Bayes en el año 1763, ha jugado un rol fundamental. En la presente tesis, el algoritmo de inversión utilizado tiene sus bases en el teorema Bayesiano.

En las secciones siguientes se expondrán los principios fundamentales del teorema Bayesiano como sustento a la inversión que se realiza en la presente investigación (Sección 5.1). También se

hará revisión a la calibración de la Función de Densidad de Probabilidad (PDF), paso fundamental para mejorar la precisión en la estimación (Sección 5.2).

5.1. Principios Fundamentales

La inferencia bayesiana constituye un enfoque alternativo a la inferencia estadística clásica, basada en experimentos repetibles y que tengan una comprobación empírica, mientras que la estadística bayesiana permite el uso de probabilidades subjetivas.

La técnica utiliza evidencias u observaciones para actualizar o inferir la probabilidad de que una hipótesis pueda ser cierta. Esto significa que: a) se asigna una probabilidad como medida de credibilidad de las hipótesis, y b) la inferencia es un proceso de actualización de esa credibilidad, al conocerse nuevas evidencias. Es decir, lo subjetivo está constituido por el aporte de nueva información a priori.

También utiliza un estimador numérico del grado de creencia en una hipótesis (nula) aún antes de observar la evidencia (lo subjetivo), y calcula un estimador numérico del grado de creencia en la hipótesis después de haber observado la evidencia.

En líneas generales, el teorema de Bayes expresa la *probabilidad condicional* de un evento aleatorio A dada la ocurrencia de otro suceso B . La ocurrencia de B proporciona información adicional, porque las probabilidades de ocurrencia de A son distintas según el suceso B que haya ocurrido. Entonces, conociendo que ha ocurrido B , el teorema de Bayes indica como modifica esta información la probabilidad del suceso A (Gelman et al., 2003).

Un punto clave para entender la esencia del teorema Bayesiano es reconocer que se está tratando con “eventos secuenciales”, por lo cual nueva información adicional es requerida para un evento subsecuente, y esa nueva información es utilizada para evaluar la probabilidad del evento inicial. En este contexto, los términos probabilidad *a priori* y probabilidad *a posteriori* son los comúnmente utilizados.

Definiciones:

- La probabilidad *a priori* es un valor de probabilidad inicial originalmente obtenido antes de que se utilice cualquier tipo de información adicional.
- La probabilidad *a posteriori* es un valor de probabilidad que ha sido evaluado utilizando información adicional.

Comúnmente se realiza un análisis de probabilidades con una asignación inicial, que define la probabilidad a priori. Cuando se tiene alguna información adicional se procede a calcular las probabilidades revisadas o a posteriori.

Definición Formal:

$$P(H_0|E) = \frac{P(E|H_0)P(H_0)}{P(E)}, \quad (5.1)$$

- H_0 es la hipótesis nula, que se infiere antes de que la evidencia esté disponible;
- $P(H_0)$ se llama probabilidad a priori de H_0 ;
- $P(E|H_0)$ es la probabilidad condicional de que se cumpla la evidencia E si la hipótesis H_0 es verdadera;
- $P(E)$ es la prioridad marginal de E , es decir, la probabilidad de observar la nueva evidencia E bajo todas las hipótesis independientes. Se calcula como $P(E) = \sum P(E|H_i)P(H_i)$;
- y $P(H_0|E)$ es la probabilidad a posteriori de H_0 dado E .

En términos más generales y como se mencionó antes, el teorema de Bayes vincula la probabilidad de A dado B con la probabilidad de B dado A . Para el caso de la estimación de la humedad del suelo, esto significa que sabiendo la probabilidad de tener un valor de backscattering específico dado un cierto valor de humedad en tierra, se podría saber, con algún tipo de información adicional, la probabilidad de tener un cierto valor de humedad si se tiene el dato de backscattering. Las hipótesis independientes son, por ejemplo, valores de constante dieléctrica, de rugosidad y de longitud de correlación. Las evidencias son, valores de coeficiente de backscattering, en este caso dados por la imagen SARAT.

Como se observa, el teorema es de enorme importancia ya que tiene vinculación íntima con la comprensión de la probabilidad de aspectos causales dados los efectos observados (Gelman et al., 2003). Sin embargo, y aunque el teorema de Bayes es válido en numerosas aplicaciones de la teoría de la probabilidad, hay una controversia sobre el tipo de probabilidades que emplea. Básicamente, desde la estadística tradicional sólo se admiten probabilidades basadas en experimentos repetibles y que tengan una confirmación empírica. Por el contrario, la estadística bayesiana admite el uso de probabilidades subjetivas. En esencia, el teorema permite indicar entonces cómo se deben modificar las probabilidades subjetivas cuando se cuenta con información adicional “*a priori*” de un experimento.

La inferencia bayesiana constituye un enfoque alternativo para el análisis estadístico de datos que contrasta con los métodos convencionales de inferencia, en parte por hacer un manejo subjetivo, no frecuentista, del concepto de probabilidad (Silva y Benavidez, 2001).

En particular, la estimación de humedad en la presente investigación ha sido realizada con el método de base bayesiana propuesto por Notarnicola y Posa (2004) y Notarnicola et al. (2006), y que también ha sido evaluado por Pampaloni et al. (2004).

El algoritmo propuesto está basado en datos experimentales y modelos teóricos. Este enfoque está justificado por dos observaciones importantes:

- Primero: un algoritmo basado solo en datos experimentales tiene una aplicabilidad limitada y los resultados representarían la situación de un área específica. Además, se requeriría de un conjunto de datos amplio para poder establecer modelos empíricos, los que a su vez serían dependientes del sitio y del tipo de superficie donde el mismo ha sido desarrollado y testeado.
- Segundo: cuando se adoptan modelos teóricos, el procedimiento de inversión involucra la simulación de los datos para distintas condiciones de parámetros del sensor (frecuencia, polarización y ángulo de incidencia) y distintas condiciones de la superficie (rugosidad superficial y contenido de humedad), lo que amplía su rango de aplicabilidad.

Una propiedad útil que tiene el método Bayesiano es que tiene la posibilidad de incorporar nueva información, derivada en este caso de las mediciones de campo, como probabilidades condicionales. También, el hecho de poder limitar los rangos de aplicabilidad, permite acotar el error esperado.

Otro importante aspecto a tener en cuenta (y que puede ser considerado como una desventaja del método), es que para obtener los parámetros de la PDF, se necesita contar con una gran cantidad de datos experimentales. Los datos experimentales deberían cubrir un amplio espectro de situaciones reales para obtener funciones estadísticas confiables (Notarnicola et al., 2006). La etapa de calibración de la PDF se desarrollará en la sección 5.2.

De todas formas, la técnica de inversión bayesiana no representa la “solución” al problema de la estimación de humedad. De hecho, el procedimiento de inversión tiene la misma limitación que los modelos directos ya que está basado en condiciones limitadas de parámetros de rugosidad superficial (Notarnicola, 2009). Por citar un ejemplo, Haddad y Dubois (Haddad y Dubois, 1994) aplicaron la inversión Bayesiana al modelo directo propuesto por Oh (Oh et al., 1992). Como el modelo estaba basado solamente en longitudes de correlación baja, falló al ser aplicado a un conjunto de datos sin esta condición.

El procedimiento Bayesiano aquí adoptado utiliza datos de un sensor activo, en particular el SARAT, y los correspondientes datos simulados a través del modelo MEI (Fung et al., 1992), con el objetivo de extraer valores de constante dieléctrica, y posteriormente, transformarlos a valores de humedad. El IEM tiene la ventaja de ser aplicado a un amplio rango de escalas de rugosidad, siendo la condición general de validez del modelo $ks < 3$, donde k es el número de onda ($\approx 0,2732 \text{ cm}^{-1}$ para 1,3 GHz).

El uso práctico del teorema Bayesiano está en devolver probabilidades, que pueden ser derivadas de conjunto de datos de entrenamiento, en la forma de aquellas requeridas para la estimación de los parámetros de la superficie desconocidos. Para suelos desnudos, esos parámetros desconocidos son la parte real de la constante dieléctrica (ϵ), el desvío estándar de la altura (s) y la longitud de correlación (l), estos dos últimos describiendo la morfología de la superficie.

Para la elaboración del mapa de humedad se consideraron distintos rangos de valores para cada uno de los parámetros de entrada. Los límites de los mismos se establecieron de acuerdo al conocimiento a priori de cada variable. Se exponen a continuación y su aplicabilidad se analizará y justificará en el Capítulo 6.

- Rugosidad (s): desde 0.5 a 1.8 cm.
- Longitud de correlación (l): de 5 a 20 cm.
- Constante dieléctrica (ϵ): de 2 a 20, correspondientes a valores de humedad del 4% al 40% para un suelo de tipo franco-limoso.

Cabe recordar que la constante dieléctrica ha sido obtenida de acuerdo al conocimiento de la humedad volumétrica del suelo, su textura y la frecuencia de la OEM, de acuerdo a la fórmula empírica propuesta por (Hallikainen et al., 1985) y expuesta en la Ecuación 3.10.

Para el caso de suelos con vegetación es necesario hacer otras consideraciones. La presencia de vegetación complica la estimación de la humedad del suelo debido al propio contenido de humedad que poseen las plantas. Más aún, debido al efecto de retrodispersión múltiple (suelo-tronco, tallos-hojas, suelo-hojas, etc), la interacción entre la OEM y el suelo aparece como una mezcla de contribuciones.

Uno de los problemas principales es entonces encontrar la manera para separar la contribución de la vegetación de la respuesta global de humedad del suelo. Uno de los propósitos consiste en verificar si la parametrización de los efectos del backscattering de la vegetación a través de un cálculo correcto de la PDF puede ser útil en la predicción de la humedad del suelo subyacente. Esta parametrización, para el caso específico de la vegetación, ha sido aplicada a datos del proyecto SMEX'02, como se explicará en la Sección 5.2.

Antes de ingresar a la sección que describe en detalle los pasos del algoritmo, en la Figura 5.1 se muestra el diagrama de flujos general que describe los pasos metodológicos implementados para el algoritmo.

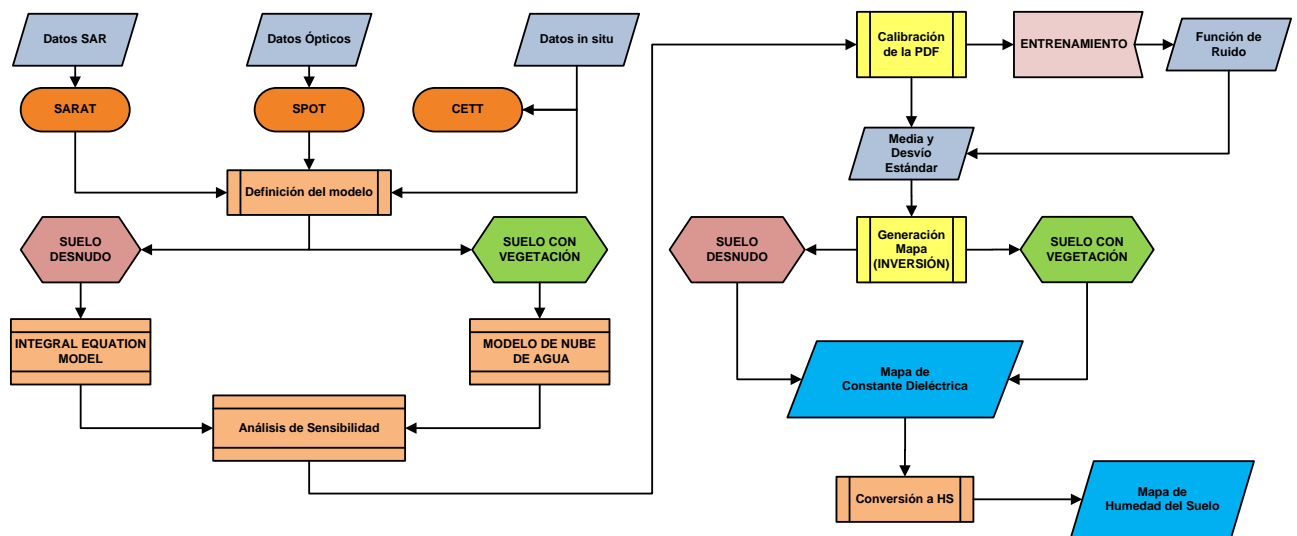


Figura 5.1: Diagrama de flujos general del algoritmo bayesiano implementado.

5.1.1. Implementación

El propósito fundamental del algoritmo es inferir valores de parámetros biofísicos, que en adelante se denominarán S_i , y que son por ejemplo, ϵ , s y l , a través de valores de backscattering medidos en la imagen, en este caso, adquiridas por el sensor SARAT.

La probabilidad condicional de que $P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm} | S_i)$ puede ser estimada a través de un conjunto de datos de entrenamiento. Esto es la probabilidad de encontrar un vector particular de valores f_{im} dado un valor específico de S_i .

En principio se asume que la probabilidad condicional es normal. Esta es la *fase de entrenamiento*, donde se evalúa la PDF condicional, utilizando datos adquiridos en una fecha particular. Para esa fecha, se tienen en cuenta tanto los valores de backscattering de la imagen como los datos de verdad de campo. Entonces, utilizando el IEM (Fung et al., 1992), se simulan valores teóricos de la respuesta del sensor, utilizando como entrada al modelo los valores de campo.

En esta etapa se calcula una *función de ruido* N_i introduciendo variables aleatorias, que representa una función que tiene en cuenta ciertos factores de ruido, como por ejemplo la adquisición propia del sensor, el error introducido por el IEM y la contribución de la humedad de la vegetación (Haddad y Dubois, 1994). Esa función se calcula como:

$$N_i = \frac{f_{im}}{f_{ith}}, \quad (5.2)$$

donde f_{im} y f_{ith} , son los valores de respuesta del sensor medidos en la imagen y teóricos (o simulados por el modelo), respectivamente.

Como uno de los problemas consiste en encontrar la probabilidad condicional que considere la presencia del factor de ruido N_i , entonces conviene expresar $P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm} | S_i)$ en términos de $P(N_1, N_2, \dots, N_n)$. Para ello se requiere una transformación de variable, de la siguiente manera:

$$P(N_1, N_2, \dots, N_n) = P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm} | S_i) J, \quad (5.3)$$

donde J es la transformación Jacobiana (Dowdy et al., 2004). Entonces, la PDF condicional a posteriori puede expresarse como:

$$P_{post}(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm} | S_i) = \frac{1}{f_{1th}} \frac{1}{f_{2th}} \dots \frac{1}{f_{nth}} P(N_1, N_2, \dots, N_n). \quad (5.4)$$

El término $P(N_1, N_2, \dots, N_n)$ representa la función de densidad conjunta de las múltiples fuentes de ruido, por ejemplo:

$$P(N_1, N_2, \dots, N_n) = \prod_{i=1}^n P_i(N_i); \quad (5.5)$$

donde $P_i(N_i)$ es la PDF de una única fuente de ruido particular, siendo la expresión válida tanto como las fuentes de ruido se comporten razonablemente como variables independientes.

De la Ecuación 5.2, las distribuciones N_i son discretas y con el objetivo de obtener una distribución normal continua, el Principio de Máxima Verosimilitud es utilizado para encontrar los mejores parámetros de la PDF, media y desvío estándar, a través de los cuales la distribución continua normal puede ajustar a las distribuciones N_i experimentales. Consecuentemente, la PDF conjunta es testada con bondad de ajuste por un test χ^2 .

El teorema Bayesiano posibilita el cálculo de la probabilidad *a posteriori* a través de la probabilidad condicional y la probabilidad *a priori*. Queda formalmente establecida como:

$$P_{post}(S_i | f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm}) = \frac{P_{prior}(S_i) P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm} | S_i)}{\sum_i P_{prior}(S_i) P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm} | S_i)}, \quad (5.6)$$

donde S_i son los parámetros a encontrar (ϵ , s y l) y f_{im} son los valores medidos por el sensor. La PDF *a posteriori* $P_{post}(S_i | f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm})$ es la probabilidad acerca de los parámetros S_i después de medir el vector de valores. La probabilidad *a priori* de los parámetros S_i se utiliza cuando no hay información acerca de los parámetros medidos. Por último, el denominador, es un factor de normalización.

Este es el procedimiento general que tiene que ser adoptado para este estudio, donde S_i son ϵ , s y l . Como el objetivo es obtener estimaciones de valores de constante dieléctrica ϵ , la PDF pos-

terior marginal, que exclusivamente conserva la dependencia de ε a los datos medidos, es necesario calcularla como:

$$P(\varepsilon|f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm}) = \frac{\iint_{s,l} P_{prior}(\varepsilon, s, l) P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm}) | \varepsilon, s, l dsdl}{P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm})}, \quad (5.7)$$

donde $P(f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm})$ es un factor de normalización e incluye una integración sobre todas las variables ε , s y l . Con respecto a la ecuación 5.6, la sumatoria ha sido transformada en una integral debido a la distribución continua de las variables. La función $P(\varepsilon|f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm})$ describe como la probabilidad está distribuida a lo largo de todos los posibles valores de ε .

Después del cálculo de la distribución marginal (ecuación 5.7), el estimador óptimo para ε que tiene la mínima variancia (o sea que minimiza el error medio cuadrático) es la media condicional:

$$\bar{\varepsilon} = \int_{\varepsilon} \varepsilon P(\varepsilon|f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm}) d\varepsilon; \quad (5.8)$$

donde la variancia correspondiente está dada por:

$$\sigma^2(\varepsilon) = \int_{\varepsilon} (\varepsilon - \bar{\varepsilon})^2 P(\varepsilon|f_{1m}, f_{2m}, \dots, f_{nm}) d\varepsilon; \quad (5.9)$$

Se asume la PDF *a priori* como uniforme para todos los parámetros ε , s y l , lo que elimina subjetividades personales (Dowdy et al., 2004). La constante dieléctrica ε ha sido integrada en el rango de 2 a 20. La ventana de integración para s es de 0.5 a 1.8 cm y para l es de 5 a 20 cm. Estos rangos cubren la mayoría de los valores de las mediciones superficiales.

A través de estas integraciones, es posible asociar a cada pixel un valor de constante dieléctrica, partiendo de su correspondiente valor de coeficiente de backscattering. Por último, con la formula de Hallikainen et al. (1985), la constante dieléctrica estimada ha sido transformada a valores estimados de humedad del suelo.

Para el caso de la vegetación es necesario hacer algunas consideraciones. Para estimar los parámetros de la PDF que representan el backscattering en suelos con vegetación, el IEM (Fung et al., 1992) es utilizado en el modo directo para calcular el coeficiente de retrodispersión en los suelos desnudos en las locaciones donde estuvieran disponibles mediciones de humedad y de datos auxiliares.

El ratio ente el coeficiente de backscattering medido y los valores teóricos han sido utilizados para obtener los parámetros de la PDF de acuerdo a la ecuación 5.2, donde ahora f_{im} representa el backscattering obtenido en imágenes SARAT pero sobre zonas con vegetación.

En el caso de suelos desnudos la media de la PDF debería estar centrada en torno a 1, con 1 desvío estándar, que representa la variabilidad de los datos medidos con respecto a los simulados. Para áreas con vegetación, la media es menor a 1, debido a que los valores de backscattering para vegetación son generalmente más altos que los de suelos desnudos (Notarnicola et al., 2006).

5.2. Calibración de la PDF

Uno de los puntos claves en la aproximación Bayesiana es la evaluación de la función PDF¹ (por sus siglas en inglés), que se basa en la comparación entre los datos teóricos, es decir, los valores de backscattering obtenidos de la simulación utilizando el modelo IEM, y los correspondientes datos de σ^o obtenidos en la imagen SAR.

La calibración de la PDF es importante para poder, luego de la aplicación del método de inversión, reproducir con mayor precisión los datos de humedad en tierra. Un requisito fundamental de la PDF es que en su distribución se debe poder identificar un valor máximo, para que luego sobre ese valor se realice la integración con la aplicación del método.

Para la calibración de la PDF el procedimiento es básicamente el siguiente: como primer paso se compara el valor medido en la imagen con el dato simulado o teórico. Por ejemplo, se parte del valor $-19,45$, que es el valor medio en dB de la parcela 1N. Luego se observan los valores medidos o simulados por el modelo IEM, en un intervalo de aproximadamente $+/- 3$ dB, respecto al valor medido en la imagen². Luego, se calcula N_i , que es la función de ruido. Esta se define como la diferencia entre el valor medido y el valor teórico, y puede derivarse de la ecuación 5.2, resultando de la siguiente manera:

$$N_i = \frac{f_{im}}{f_{th}} \quad (5.10)$$

El proceso se repite para todas las parcelas. Luego se calcula la media y el desvío estándar de N_i . Estos valores corresponden luego a las variables $m1$ y $std1$, que corresponden a la media y desvío estándar para la polarización HH, y $m2$ y $std2$ que son a la media y desvío estándar para la polarización VV. Estos son los parámetros de la PDF a modificar eventualmente dentro del algoritmo.

Media HH ($m1$): 1,00
Desvío Estándar HH ($std1$): 0,10

Media VV ($m2$): 1,01
Desvío Estándar VV ($std2$): 0,10

Al presentar las distribuciones de las PDF's para ambas polarizaciones se observa que en la distribución es posible reconocer un rango de mayor representatividad de los datos entre 0.9 y 1, particularmente para los datos en polarización HH, y entre 0.9 y 1 para la polarización VV.

¹En teoría de la probabilidad, la Función de Densidad de Probabilidad (PDF), o la densidad de una variable aleatoria continua, es una función que describe la probabilidad relativa de esta variable aleatoria para tomar un valor dado. La probabilidad de que la variable aleatoria caiga dentro de una región particular está dada por la integral de la densidad de esta variable a lo largo de la región. La función de densidad de probabilidad es positiva en todas partes, y su integral sobre todo el espacio es igual a 1 (Dowdy et al., 2004).

²Incluir a todos los valores significaría un aumento considerable del desvío estándar.

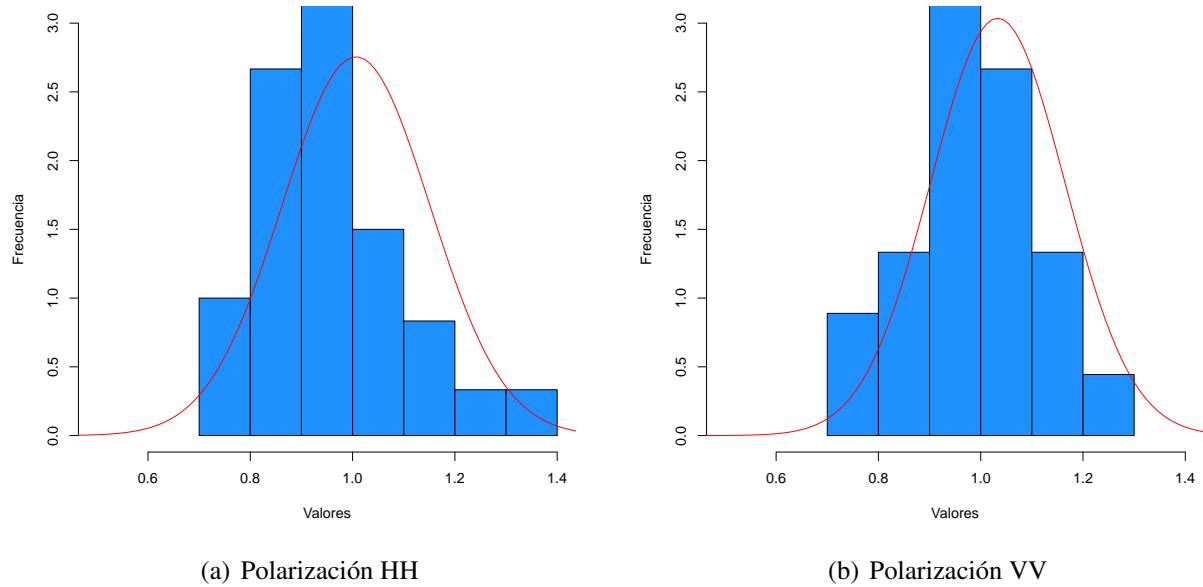


Figura 5.2: Calibración de la PDF para suelos desnudos.

Para verificar que los datos tiene una distribución gaussiana con un intervalo de confianza de 95 %, se procedió a realizar un test χ^2 . Los resultados obtenidos, se muestran a continuación.

```
Pearson's Chi-squared test HH
data: tmp$density and densidad
X-squared = 42, df = 36, p-value = 0.227
```

```
Pearson's Chi-squared test VV
data: tmp$density and densidad
X-squared = 30, df = 25, p-value = 0.2243
```

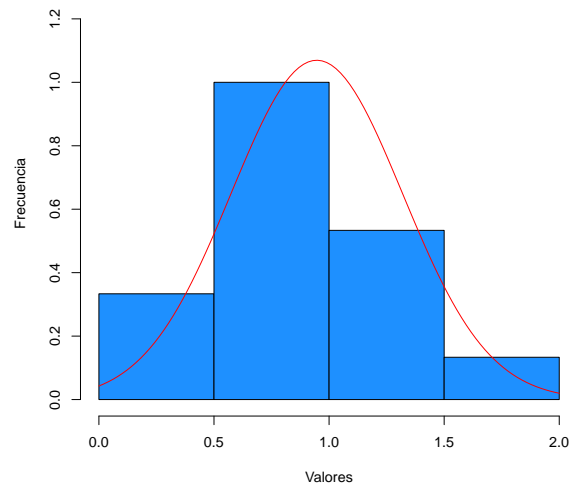



Figura 5.3: Calibración de la PDF para el Water Cloud Model.

WCM:

Pearson's Chi-squared test

```
data: tmp$density and densidad
X-squared = 12, df = 9, p-value = 0.2133
```

Dado que el p valor obtenido en cada uno de los casos es mayor al nivel de significancia ($\alpha = 0,05$), se acepta la hipótesis nula de que los datos responden a una distribución gaussiana.

Esto mismo procedimiento es que el realiza internamente el algoritmo. En una primera instancia se hace una serie de simulaciones del modelo IEM con distintos parámetros de rugosidad, constante dieléctrica, etc. Luego de las simulaciones es posible reconocer los valores que tienen una mayor representatividad para todo el conjunto de datos. Luego el algoritmo lee la imagen, y con los parámetros $m1$, $m2$, $std1$ y $std2$ ya calibrados procede a realizar los cálculos.

El valor de constante dieléctrica que el coeficiente de backscattering ha generado es la estimación buscada. Entonces, si el algoritmo no tiene un rango de valores máximo, no encontrará jamás el mejor valor, es decir, el valor con la probabilidad más alta, y solo será posible obtener una especie de valor medio que es constante, no siendo capaz de analizar la variabilidad interna de la imagen.

5.3. Calibración del Modelo de Nube de Agua

La vegetación puede tener dos efectos en la imagen: atenúa o aumenta la retrodispersión de la señal. Normalmente esto depende del tipo de vegetación. La vegetación baja, como la soja, tiende a absorber la señal, a disminuirla. En cambio la vegetación tipo maíz y girasol, que tienen las hojas más largas, contribuyen a aumentar la señal. Por lo tanto, en principio se plantearon dos conjuntos de parámetros distintos para separar el estudio de estos dos casos. Esto significa que habrá dos MNA diferentes, uno para cada caso. De hecho, y como se ha mencionado anteriormente, se han indicado a los dos grupos como *vegetación baja* y *vegetación alta* para indicar a los dos tipos de vegetación.

La calibración del WCM fue llevada a cabo de un modo empírico utilizando un enfoque de prueba y error, comenzando por valores encontrados en la literatura para cultivos similares y para Banda L (Dabrowska-Zielinska et al., 2007). La calibración se realizó sobre los datos SMEX'02 debido a que los datos SARAT eran limitados en cuando al número de mediciones en campo por lo cual no era posible evaluar apropiadamente los valores de retrodispersión provenientes del suelo.

A continuación se presenta una tabla de los parámetros de MNA calibrados para los dos tipos de vegetación, donde A, B y E son los parámetros requeridos por el modelo:

<i>Modelo</i>	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>E</i>	<i>RMSE</i>
Vegetación baja (soja, trigo)	0.00119	0.03	0.634	1.7 dB
Vegetación alta (maíz, girasol)	0.2	0.003	2.2	2.6 dB

Tabla 5.1: Parámetros calibrados para el MNA por cada tipo de vegetación.

Los gráficos a continuación muestran el comportamiento de la retrodispersión sobre el WCM como una función de la constante dieléctrica y el contenido de agua en vegetación. Las superficies de los gráficos representan simulaciones del WCM para distintas condiciones de vegetación (la superficie en rojo corresponde al tipo de vegetación alta, mientras que la superficie azul corresponde vegetación baja). En cada uno de los ejes se representa el valor de backscattering (in dB), la constante dieléctrica (que va desde 0 a 25) y el contenido de agua en vegetación (de 0 a 6). Las variables puntuales que se superponen al gráfico indican los datos experimentales del proyecto SMEX'02 (en azul) y a los datos Sarat (en verde).

En principio es posible apreciar disminución notable del coeficiente de retrodispersión para el caso de la vegetación baja y el aumento en el caso de la vegetación alta. Esto significa, por un lado, que en el primer caso predomina la absorción de la señal, mientras que para el segundo caso (vegetación alta) se observa un aumento de la reflexión de la señal. Por otro lado, este comportamiento es similar para la variable Contenido de Agua en Vegetación, donde la tendencia general es un aumento para la vegetación tipo maíz y girasol, y una disminución para el caso de la soja y el trigo.

Respecto a la comparación entre los valores simulados y los valores experimentales (SMEX'02 Y SARAT), se observa un buen ajuste general entre ellos, considerando que la calibración del MNA se ha realizado en base a datos teóricos (Dabrowska-Zielinska et al., 2007).

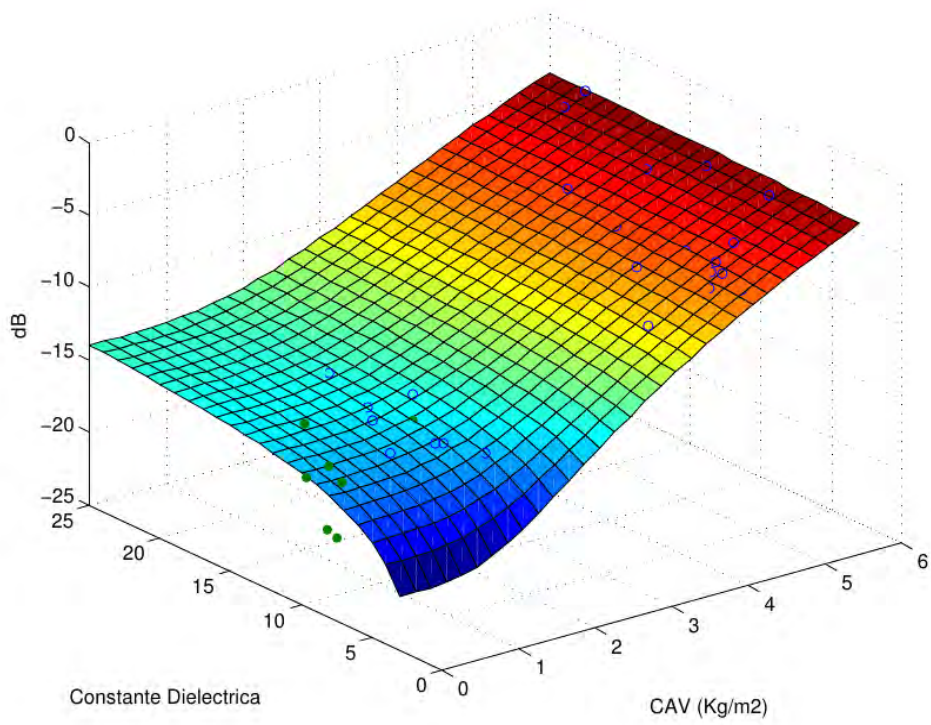


Figura 5.4: Simulación del WCM para vegetación alta .

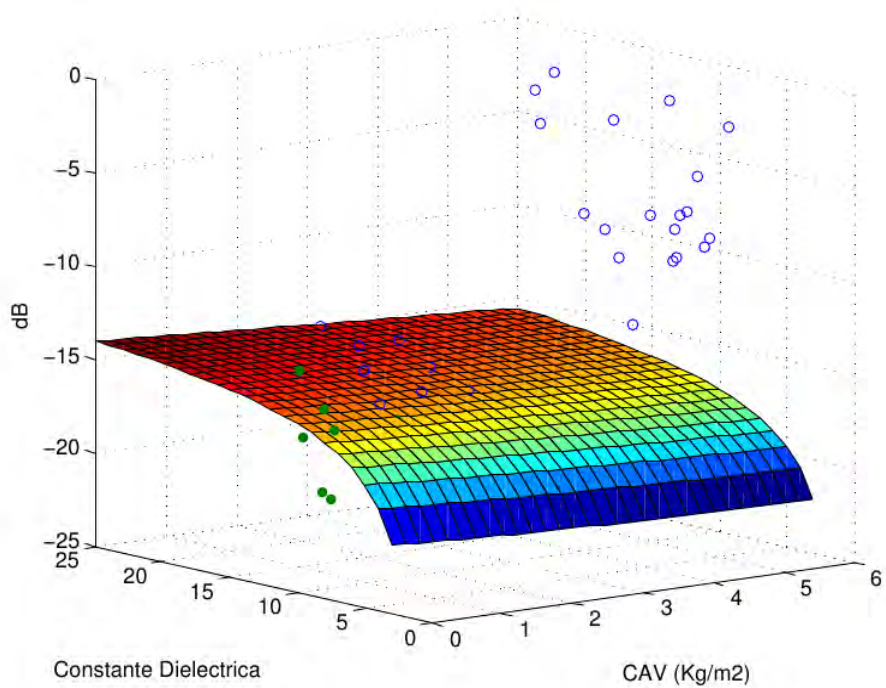


Figura 5.5: Simulación del WCM para vegetación baja .

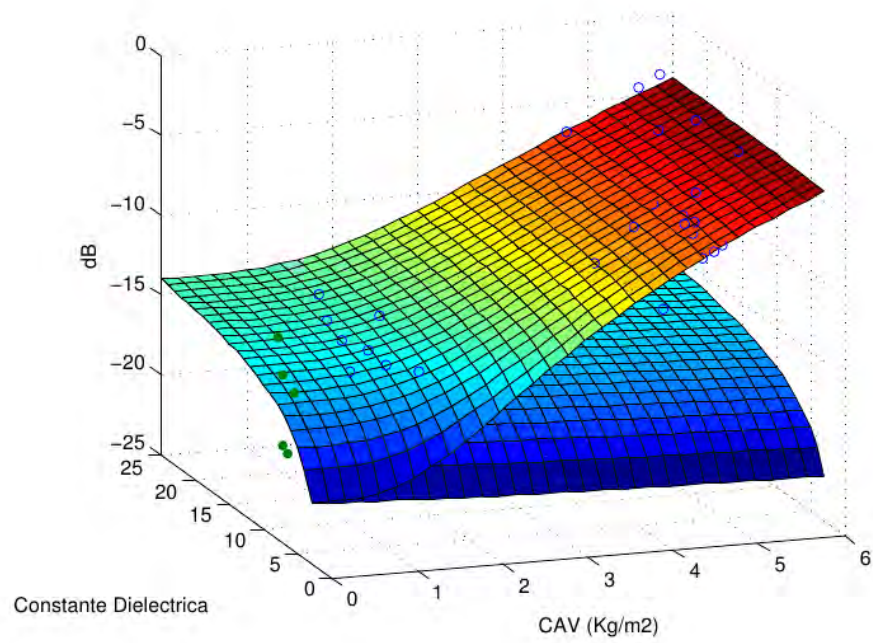


Figura 5.6: Simulación del WCM con datos teóricos y datos de campo para los dos tipos de vegetación (alta y baja) .

Resultados. El Mapa de Humedad del Suelo

Con el objetivo de optimizar la precisión en los resultados del mapa final de Humedad del Suelo se realizaron diversas simulaciones para distintas condiciones de rugosidad superficial, con algoritmos específicos para cada tipo de cobertura en el área de estudio.

Con base en el enfoque Bayesiano, se implementaron dos algoritmos principales: uno a ser utilizado en caso de suelos desnudos o cubiertos con vegetación dispersa, y otro destinado a la estimación de humedad en suelos con vegetación. En ambos casos, un extenso análisis ha sido llevado a cabo con el objetivo de entender el comportamiento y peso de variables como la rugosidad superficial y la presencia de vegetación, en la estimación final.

Para el algoritmo de suelo desnudo, el enfoque Bayesiano ya ha sido explicado en la descripción general del procedimiento de estimación (Sección 5.1.1) y está basado en la comparación entre el coeficiente de backscattering medido y los valores simulados derivados del modelo IEM.

6.1. Algoritmos para suelo desnudo

Dentro del enfoque para suelo desnudo se plantearon dos aproximaciones diferentes: una para condiciones de rugosidad fija (s y l constantes) y otra para condiciones de rugosidad variable en un rango del parámetro s establecido (l es constante). Se plantean dos algoritmos: uno simplificado que trabaja sobre un vector de valores promedio para cada parcela y tiene por objetivo analizar el comportamiento del coeficiente de retrodispersión utilizando valores de s y l aleatorios en un rango de validez preestablecido; y otro que plantea un algoritmo para trabajar sobre toda la imagen, es decir, píxel a píxel, y que implica un mayor tiempo computacional.

6.1.1. Algoritmo basado en valores medios

Para este caso se ha implementado una función que genera valores aleatorios para los parámetros s y l , considerando un rango para cada uno de ellos. Dados los valores máximos y mínimos que determinan tales rangos, la distribución de probabilidad de los valores pertenecientes a éste, es uniforme. El algoritmo itera una cantidad de veces N y luego se promedian los valores obtenidos por cada parcela. Esta prueba estocástica requiere de numerosas iteraciones y por lo tanto un gran tiempo de procesamiento. Por lo tanto, se torna demasiado lento para procesar píxel a píxel. Su aplicación para la obtención de valores medios de cada parcela permite hacer una primera aproximación al comportamiento de los datos con un tiempo computacional mínimo.

6.1.2. Algoritmo basado en el píxel

A diferencia del algoritmo anterior, éste se basa en el procesamiento píxel a píxel de una imagen de entrada con dos bandas, conteniendo las polarizaciones HH y VV. Las dos aproximaciones diferentes son:

Rugosidad constante: Valores de rugosidad fija para s y para l ,

Rugosidad variable: Integración sobre los valores de s en un rango de validez definido.

6.2. Algoritmos para suelos con vegetación

Para las áreas con presencia de vegetación se ha complementado el uso del modelo MEI con el Modelo de Nube de Agua, que contempla la variable CAV. En este caso, el CAV se ha calculado con base en una imagen Spot para los datos SARAT y Landsat para los datos SMEX'02. Para este algoritmo se consideran los siguientes casos:

6.2.1. Algoritmo basado en valores medios

Valor de CAV fijo y rugosidad aleatoria: Los valores de CAV son calculados a partir de una imagen óptica. Se calcula un valor medio para cada parcela y se implementa una función que genera valores aleatorios para los parámetros s y l , considerando un rango para cada uno de ellos. La polarización utilizada en este algoritmo es solo la HH. El algoritmo itera una cantidad de veces N y luego se promedian los valores obtenidos por cada parcela.

Valor de CAV fijo y rugosidad variable: Los valores de CAV son calculados a partir de una imagen óptica y se realiza una integración sobre los valores de rugosidad dentro de un intervalo definido, en este caso $0,4\text{cm} \leq s \leq 1,2\text{cm}$; y $3\text{cm} \leq l \leq 10\text{cm}$.

6.2.2. Algoritmo basado en el píxel

Valor de CAV fijo: Los valores de CAV son calculados a partir de una imagen óptica, en este caso una SPOT 4. El potencial de este algoritmo está en contar con valores reales cuando se dispone de imágenes ópticas del mismo área. También se establecen valores fijos de rugosidad, tanto para s como para l , en el caso específico de los datos SARAT correspondientes al 14 de Febrero de 2012.

Valor de CAV variable: El CAV es calculado realizando una integración en un rango de valores definido, en este casos entre 0.01 y 6 Kg/m^2 . La ventaja de éste algoritmo está en que puede ser utilizado en los casos en los que no se dispone de datos ópticos. Al igual que en el caso anterior, la rugosidad es fija.

El siguiente diagrama de flujos resume los algoritmos implementados para cada caso:

6.2 ALGORITMOS PARA SUELOS CON VEGETACIÓN

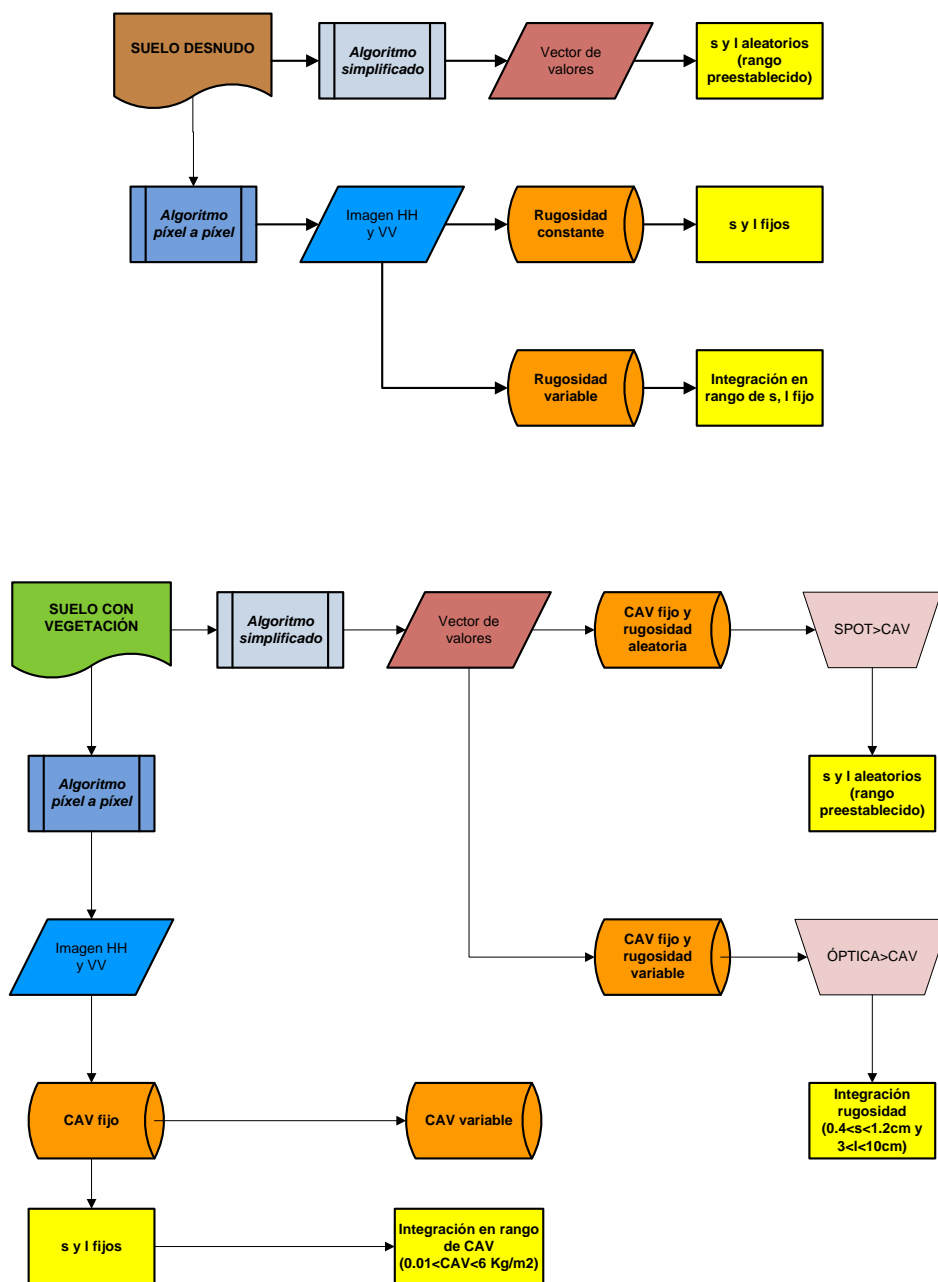


Figura 6.1: Diagrama de flujos de los algoritmos implementados para suelo desnudo y suelo con vegetación.

6.3. Resultados de las simulaciones

Las tablas 6.1 y 6.2 muestran los resultados obtenidos en las simulaciones para cada uno de los algoritmos utilizados (imagen del 14/02/2012), tanto para valores de constante dieléctrica como para valores de humedad volumétrica.

A continuación se resumen los valores utilizados en cada parámetro de entrada para cada caso.

- Caso 1: Algoritmo basado en el píxel para suelo desnudo con rugosidad fija. Se realizaron 3 ejecuciones con los siguientes valores: $s = 0,3\text{cm}$, $l = 5\text{cm}$; $s = 0,5\text{cm}$, $l = 5\text{cm}$ y $s = 0,9\text{cm}$, $l = 5\text{cm}$. Luego en la tabla se expresa el valor promedio de los 3 mapas de salida.
- Caso 2: Algoritmo basado en el píxel para suelo desnudo con integración en un rango de rugosidad. $0,6\text{cm} < s < 1,4\text{cm}$; $l = 5\text{cm}$.
- Caso 3: Algoritmo basado en el píxel para suelo desnudo con integración en un rango de rugosidad. $0,6\text{cm} < s < 1,4\text{cm}$; $l = 15\text{cm}$.
- Caso 4: Algoritmo basado en el píxel para suelo desnudo con integración en un rango de rugosidad. $1\text{cm} < s < 1,5\text{cm}$; $l = 5\text{cm}$. En este caso se consideró un intervalo muy pequeño de integración.
- Caso 5: Valores medios con una función aleatoria para el cálculo s y l . Rango de valores: $0,5\text{cm} < s < 1,2\text{cm}$; $5\text{cm} < l < 10\text{cm}$.
- Caso 6: El CAV es calculado con una imagen SPOT. Rugosidad y longitud de correlación fija: $s = 0,5\text{cm}$; $l = 5\text{cm}$.
- Caso 7: El CAV es calculado con una imagen SPOT y se implementa una función aleatoria para los parámetros s y l , considerando un valor medio y un desvío estándar esperado para cada parámetro: Valor medio de $s = 0,7\text{cm}$ y valor medio de desvío $d = 0,5\text{cm}$, valor medio de $l = 5\text{cm}$ y desvío $l = 5\text{cm}$.
- Caso 8: El CAV es provisto como una variable y sobre esta se realiza una integración entre los siguientes valores: $0,01 < CAV < 6 \text{ Kg/m}^2$.
- Caso 9: El CAV es calculado con una imagen SPOT y se realiza una integración de la rugosidad y de longitud de correlación en los siguientes rangos: $0,4\text{cm} < s < 1,2\text{cm}$ y $3\text{cm} < l < 10\text{cm}$.

Parámetros de referencia				Suelo Desnudo					Suelo con Vegetación			
Par.	ϵ	CAV	σ_{HH}	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5	Caso 6	Caso 7	Caso 8	Caso 9
1N	8.81	0.12	-19.45	8.21	4.37	5.28	3.78	8.18	9.10	8.37	8.38	6.25
2N	8.15	0.13	-19.76	8.69	4.74	5.84	3.94	8.89	7.14	11.68	6.67	5.84
3N	11.25	0.27	-13.48	11.64	7.71	9.24	6.38	11.62	13.97	10.08	12.26	11.40
1S	8.67	0.12	-15.05	11.46	7.75	9.19	7.31	11.45	12.14	7.94	10.92	10.54
2S	8.42	0.23	-16.16	10.71	6.51	8.14	5.20	11.50	12.78	7.00	11.52	10.30
3S	10.80	0.22	-16.96	10.20	5.44	7.20	4.80	9.54	10.33	7.73	9.50	9.85
5N	14.50	2.29	-17.72						6.00	8.60	10.35	3.95

Tabla 6.1: Valores de ϵ resultados de las simulaciones para todos los algoritmos.

6.3 RESULTADOS DE LAS SIMULACIONES

Parámetros de referencia				Suelo Desnudo					Suelo con Vegetación			
Par.	HV (%)	CAV	σ_{HH}	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4	Caso 5	Caso 6	Caso 7	Caso 8	Caso 9
1N	20.82	0.12	-19.45	19.67	9.78	12.75	7.04	19.61	21.36	19.98	20.00	15.36
2N	19.55	0.13	-19.76	20.59	11.07	14.31	7.67	20.97	17.44	25.67	16.37	14.31
3N	25.00	0.27	-13.48	25.61	11.65	21.61	15.17	25.58	29.00	23.08	26.55	25.24
1S	20.56	0.12	-15.05	25.33	18.74	21.52	16.89	25.31	26.37	19.13	24.47	23.86
2S	20.08	0.23	-16.16	24.13	15.99	19.53	12.18	25.39	27.32	17.12	25.42	23.46
3S	24.28	0.22	-16.96	23.29	13.22	17.57	9.99	22.15	23.51	18.70	22.08	22.69
5N	29.71	2.29	-17.72						14.73	20.42	23.54	8.11

Tabla 6.2: Valores de Humedad Volumétrica (%). Resultados de las simulaciones para todos los algoritmos.

Para el caso de suelos desnudos, el caso de valores medios (Caso 5) se integra sobre una rugosidad variable para considerar los cambios presentes en la escena. Esto permite reflejar los resultados más cercanos a la realidad. El Caso 1, que es el que realiza una media entre distintos valores de s , es el que más se aproxima a los valores medios, y por lo tanto, el que más se aproxima a los valores medidos en campo. Dado que los resultados solo pueden ser contrastados con la realidad medida a campo en las parcelas de suelo desnudo, los algoritmos para suelos desnudos son los que mejores se ajustan a la realidad, exceptuando la parcela 5N. Se hace necesario por lo tanto obtener otra forma para validar los datos obtenidos en las parcelas con vegetación, en este caso se utilizan los datos de SMEX'02.

En la Figura 6.2 se muestran las gráficas de comportamiento de cada uno de los casos implementados. En ellas se observa que los Casos 1 y 5 (líneas azul y naranja, respectivamente) son los que mejor modelan la realidad para las parcelas Norte (1N, 2N y 3N). Por otra parte, el Caso 3 (línea color cyan) modela más ajustadamente las parcelas Sur (1S y 2S). Para la parcela 3S nuevamente, el Caso 1 ajusta adecuadamente a la humedad medida, con un error del 1%. El Caso 6 presenta un error leve para las parcelas 1N y 3S pero presenta errores demasiado apreciables para el resto de las parcelas.

Para el caso de la parcela 5N de suelo cubierto con vegetación, ninguno de los casos considerados modela medianamente bien la realidad, siendo el Caso 8 el que más se aproxima, con un error aproximado de un 7%.

El resto de los casos no modela siquiera de forma moderada la humedad medida en campo, por lo que no se considerarán para la elaboración de los mapas finales.

De este simple análisis gráfico de los casos planteados se observa claramente la complejidad de la estimación de humedad. Por ejemplo, si se considera que las parcelas 1N y 1S presentan las mismas características de rugosidad y valores de humedad volumétrica muy similares (ver Fig. 6.2), se esperaría que sus respuestas de backscattering sean también similares, y por consiguiente, con la inversión, se obtendrían valores de humedad semejantes. Pero la realidad indica que las respuestas de ambas parcelas presentan valores de retrodispersión muy diferentes. De aquí, que la diferencia resultante en la respuesta de backscattering surge, al menos para suelos desnudos, de la orientación de los surcos, tal como se mencionó en la sección 3.6.3, y por lo tanto los modelos no puedan reproducir los valores medidos en campo de una forma adecuada. Lo mismo sucede para las parcelas 2N y 2S, y 3N y 3S.

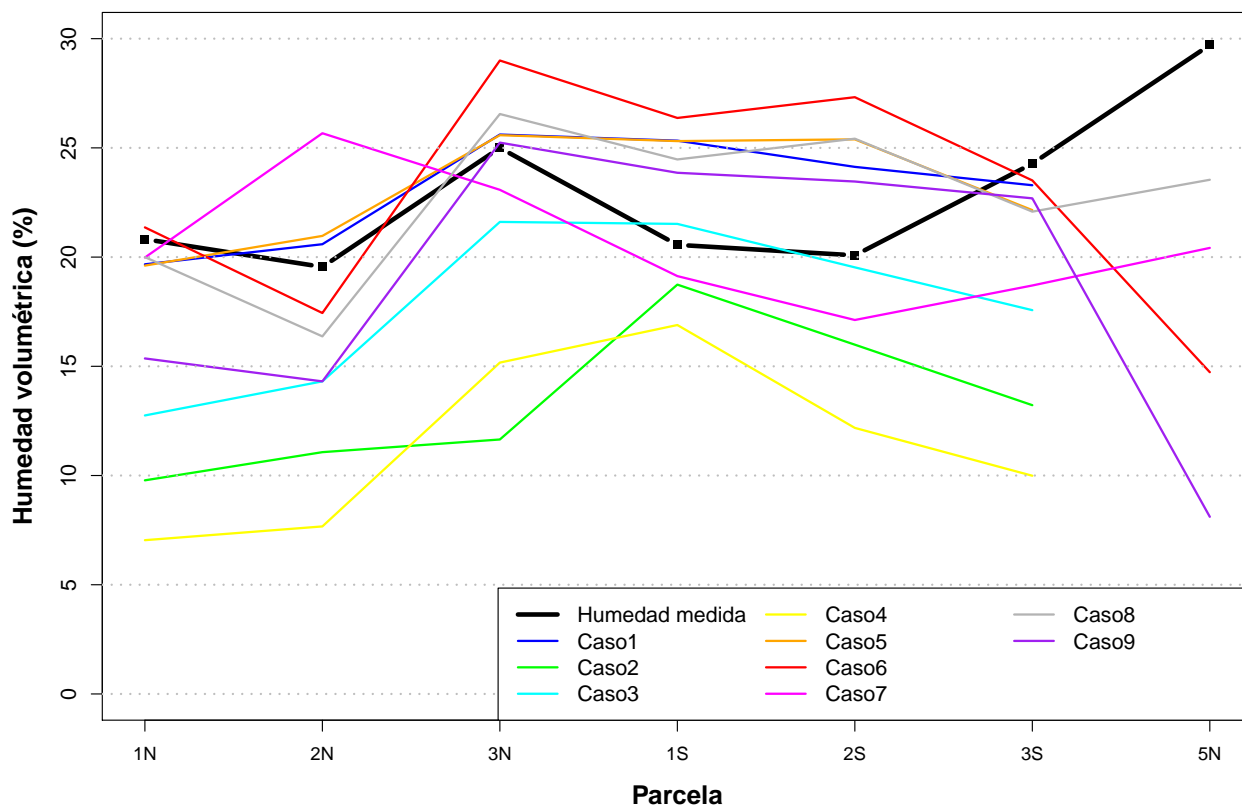


Figura 6.2: Diagrama de comportamiento de los casos descritos.

Como se mencionó, es notable el error de los modelos para los casos de las parcelas con surcos orientados de forma ortogonal a la dirección de observación. Se debe recordar que los algoritmos de inversión toman como entradas las respuestas HH y VV para el caso de suelos desnudos y solo la respuesta HH para los suelos con presencia de vegetación. Dado que se observó que la respuesta en HH es sensible a la orientación de las líneas de laboreo y que los algoritmos de inversión no consideran este factor, los resultados presentan errores significativos en parcelas perpendiculares a la observación.

6.4. Mapas de humedad del suelo

Según lo analizado en la sección anterior los casos que han demostrado un mejor modelado de la realidad son los casos 1, 3 y 6. En las siguientes sub-secciones se muestran los mapas de humedad superficial generados a partir de las configuraciones de tales casos y se realiza un análisis sobre cada uno de ellos.

Para poder realizar de forma más simple el análisis de los mapas se muestra nuevamente la imagen que detalla la disposición de las parcelas en el CETT y los cultivos presentes en cada una de ellas al momento de la adquisición de la imagen.



Figura 6.3: Disposición de las parcelas del CETT y sus cultivos al momento de la adquisición.

6.4.1. Caso 1: media de mapas con valores fijos de rugosidad. Suelo desnudo.

El primer caso contempla valores de rugosidad fijos en toda la escena y la inferencia bayesiana de humedad utiliza como modelo directo, solamente, el IEM. Esto implica que se está considerando como suelo desnudo a toda la escena. Se generaron tres mapas a partir de las siguientes configuraciones:

- a) $s = 0,3\text{cm}$ y $l = 5\text{cm}$.
- b) $s = 0,5\text{cm}$ y $l = 5\text{cm}$.
- c) $s = 0,9\text{cm}$ y $l = 5\text{cm}$.

Sobre estos tres mapas se generó un mapa con la media de estos tres. El mapa resultante es mostrado en la Figura 6.4.

En concordancia con la gráfica presentada en la Figura 6.2 se observa que las parcelas Sur con suelo desnudo (1S y 2S) muestran valores altos de humedad, conteniendo la primera de ellas un valor superior al 25%, cuando la medición a campo arrojó valores no mayores al 20%. Error que surge, como se vio anteriormente, debido a la orientación perpendicular de los surcos respecto de la incidencia de la señal que provocan un mayor retorno debido a una rugosidad aparente mayor.

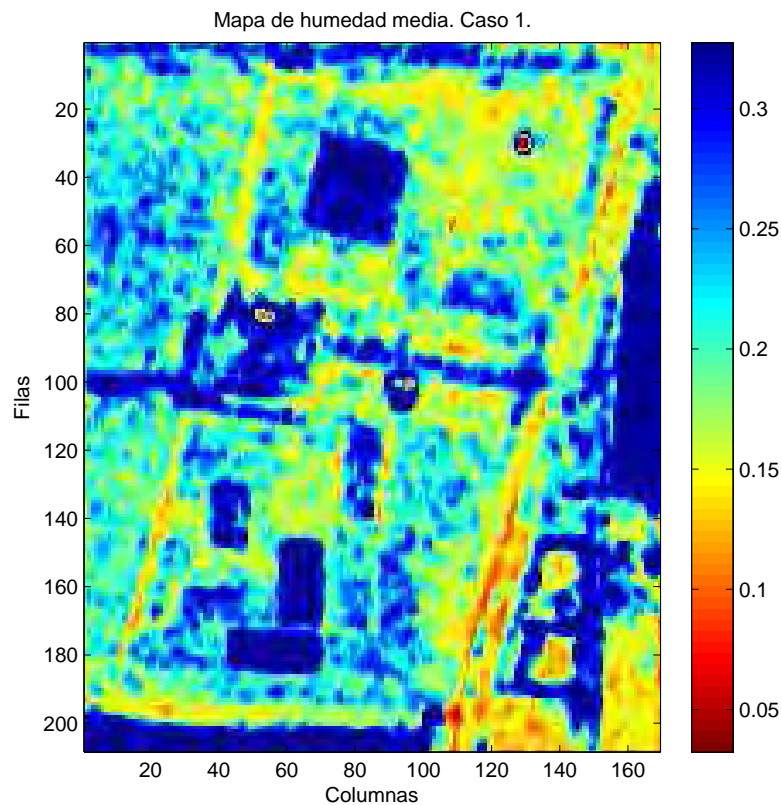


Figura 6.4: Mapa de HS media sobre tres casos de rugosidad fija. Caso 1.

Por otra parte la parcela 3S muestra valores amarillentos que indican valores de humedad mayores al 20% pero menores al 25% que es el valor medido en campo. Para las parcelas Norte con suelo desnudo (1N y 2N) se observan valores medios cercanos al 20%, lo que se condice con las mediciones realizadas en tales parcelas.

Es de destacar la alta humedad obtenida por este mapa para las parcelas de vegetación, en particular para aquellas de vegetación alta como son las 6S, 9S, 6N y 9N las cuales son claramente identificables en el mapa, que al momento de la adquisición de la imagen presentaban cultivos desarrollados de girasol. Este mismo hecho se repite para el área de "La Rosadita", donde existen ejemplares arbóreos de vegetación natural. Esto se debe a que existe una mayor respuesta de la señal en estas áreas que se debe fundamentalmente al efecto de doble rebote de la señal producido entre el suelo y los troncos o tallos de la vegetación. Un mayor retorno de la señal en un modelo de suelo desnudo, en condiciones de rugosidad fija, implica directamente mayor valor de humedad. Es por esto que para este modelo, se deben descartar los resultados de humedad obtenidos para tales áreas.

6.4.2. Caso 3: integración en rango de rugosidad. Suelo desnudo.

En este caso (Figura 6.5) se consideró una longitud de correlación mayor a la del Caso 1, siendo $l = 15\text{cm}$. Los valores de altura rms fueron integrados en un rango de 0,6cm a 1,4cm. Nuevamente se observa que las parcelas con vegetación muestran valores de humedad muy altos, pero como

ya se mencionó, estos resultados no serán tomados como válidos. Queda entonces por analizar los resultados obtenidos en las parcelas de suelo desnudo 1S, 2S, 1N y 2N.

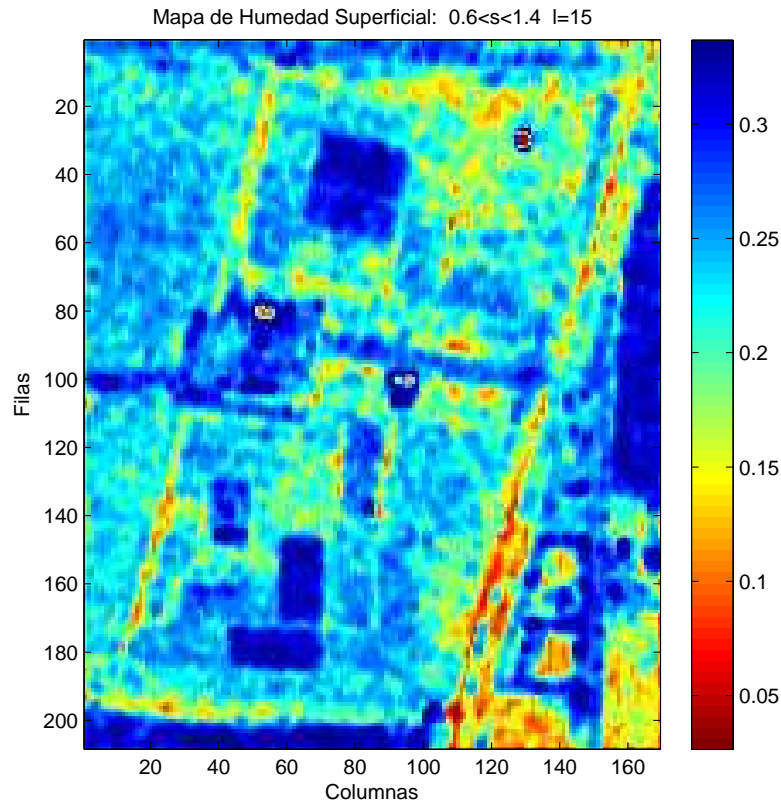


Figura 6.5: Mapa de HS considerando integración de rugosidad para valores $0,6\text{cm} < s < 1,4\text{cm}$.

En las parcelas 1 y 2 Norte, se obtienen valores de humedad alrededor del 15 %, lo que representa una sub-estimación del valor real de alrededor de un 5 %. Para las parcelas 1 y 2 Sur, la estimación resulta mejor, obteniendo valores entre un 22 a un 24 %. Nuevamente aquí se observa el factor de cambio de rugosidad aparente dado por la orientación del surco respecto de la señal SAR. Dado que para el Caso 1 se pudo modelar con una buena precisión las parcelas 1N y 2N con una baja rugosidad, al costo de perder precisión en las parcelas sur, aquí al modelar con una rugosidad mayor para observar un mejor desempeño en las parcelas 1S y 2S, se obtienen resultados con errores importantes en las parcelas Norte.

Como es notable en este caso, el problema de la rugosidad es complejo, y requiere que los modelos utilizados deban incluir una componente periódica de la rugosidad. Además hay que destacar aquí que se trata de una validación limitada debido a la variabilidad de los valores de la humedad, es decir, los valores de humedad en las mediciones de campo se redujeron considerablemente. De hecho, estos valores varían entre 20-25 %, y sólo en un caso, se tiene una humedad de alrededor de 30 %. Dada la sensibilidad del radar para la humedad del suelo, esto representa una clase única de humedad.

6.4.3. Caso 6: rugosidad fija y utilización de CAV a partir de Spot. Suelo con vegetación.

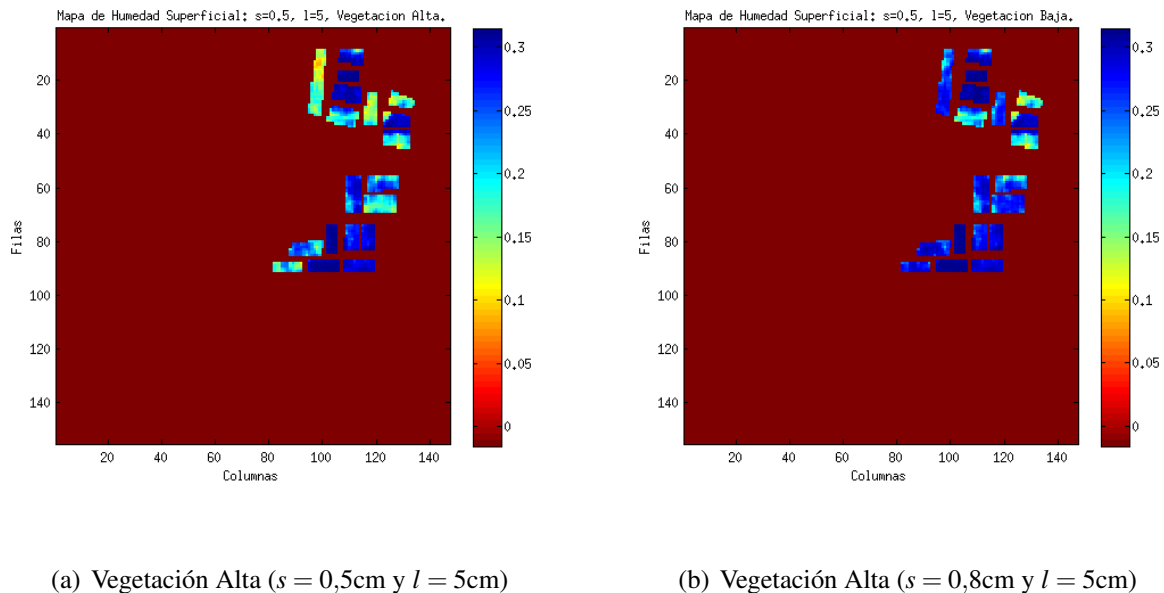


Figura 6.6: Mapa de HS considerando rugosidades fijas ($s = 0,5\text{y}$ $s = 0,8\text{cm}$, $l = 5\text{cm}$) y utilización de CAV a partir de una imagen SPOT. Caso 6.

Los datos SMEX'02 se utilizaron principalmente como referencia para la calibración del Water Cloud Model, porque como se ha mencionado, para la estimación bayesiana es necesario contar con una importante cantidad de datos que permitan calibrar la PDF y la función de ruido. En este caso los datos SMEX'02 ha sido utilizados en la fase de calibración, como es típico en esta etapa utilizar datos de distintos experimentos. El método que se utiliza es general, y en la fase de entrenamiento se utiliza no un solo valor de humedad, sino todos los valores posibles.

Los datos SMEX'02 tienen similitud con los datos del CETT, como lo muestra la Figura 5.4, 5.5 y 5.6, donde se muestran el comportamiento de ambos conjuntos de datos, y que en conjunto están bien representados por el modelo MNA calibrado. Obviamente que si se hubiese contado con los mismos valores en el CETT, la calibración podría haber sido más robusta.

Es por esto que, si bien aquí se plantea un método válido para la estimación de la humedad del suelo en áreas con presencia de cultivos, el cual considera el CAV como factor importante en la estimación, es necesaria la realización de ajustes complementarios para cada área bajo estudio.

6.5. Probables fuentes de error en los resultados

Suponiendo que las imágenes SARAT están calibrados correctamente, se lista a continuación distintos factores que podrían ser los causales del error presente en los resultados.

- Se cuenta con una sola medición de rugosidad en campo, que funciona como referencia para todo el conjunto de imágenes utilizado. Esta medición fue realizada 8 meses antes de la fecha de la imagen procesada (14/02/2012). Es notable la diferencia en los resultados obtenidos en las parcelas 1N y 1S, al momento de la captura de la imagen, que poseen las mismas características de rugosidad y que la única diferencia que presentan es la orientación de los surcos (las parcelas S fueron aradas en favor de la pendiente, mientras que las parcelas N fueron aradas en contra de la pendiente.). Además, al mes de Febrero, estas parcelas han sido afectadas por distintas precipitaciones y presentaban crecimiento de la vegetación (malezas), factor que puede llegar a influenciar en los resultados.
- El efecto speckle introduce una variabilidad dentro de cada parcela que dificulta la obtención de resultados precisos. Aunque la media es un buen estimador que permite disminuir el efecto del speckle, cuando considero el algoritmo de valor medio, en teoría, disminuye notablemente el efecto de ruido del speckle. De todas formas, los mapas se generan a partir de una imagen, píxel a píxel.
- Para el caso de la medición de humedad en parcelas con vegetación, y en relación a la estimación Bayesiana, se hace necesario contar con una importante cantidad de datos. De allí que antes la poca disponibilidad de datos en campo en las parcelas del CETT, se hizo necesario recurrir a datos de un proyecto experimental como es el proyecto SMEX'02. La validación del método no es en este caso completa porque se tienen pocos puntos de validación y con limitada variabilidad. También aquí es necesario hacer mención a la condición de extrema variabilidad en el interior de cada parcela.

Conclusiones y lineamientos futuros

En la presente investigación se ha analizado la aplicabilidad de un método de inferencia bayesiana para la estimación de humedad superficial del suelo, tanto en parcelas de suelo desnudo como en parcelas con vegetación. Como aspectos positivos generales se pueden mencionar la flexibilidad del método, la capacidad de introducir datos de distinta naturaleza (como los datos Spot) y la posibilidad de cuantificar el error sobre la estimación hecha gracias a la PDF.

En cambio, una de las desventajas que presentó el método fue el alto tiempo de procesamiento requerido, específicamente para uno de los algoritmos implementados donde se realiza una integración sobre un rango de valores obtenidos con información a priori. En este caso, y como los valores son determinísticos, una posible solución sería diseñar una tabla de datos que incluya todas las simulaciones hechas, y una vez que el algoritmo realice el cálculo del IEM, se seleccionen los valores resultantes de la integración directamente de la tabla.

Por otra parte, el método necesita de una gran cantidad de datos tanto para la fase de calibración como para la comparación de los resultados. Además, el algoritmo requiere suponer una distribución de los datos, que en este caso se ha admitido gaussiana.

Una de las principales conclusiones que se pueden extraer de los resultados obtenidos están relacionadas a la alta influencia que ejerce la rugosidad superficial, especialmente en las parcelas con suelo desnudo. Por otra parte, la estimación en las parcelas con vegetación fue posible aunque la comparación de los resultados de los mapas con las medidas en campo (para este caso específico provisto por los datos SMEX'02) presentó dificultades, cuyas particularidades ha sido explicadas en el apartado 6. En este sentido, sería relevante poder contar en el sitio experimental del CETT con datos suficientes en las parcelas de vegetación para poder evaluar la aplicación el método aquí desarrollado.

Por otra parte, es importante considerar también que los resultados están en directa relación con las condiciones de adquisición de un sensor aerotransportado, en los cuales tiene una influencia considerable las características espaciales de la rugosidad y la variación del ángulo de incidencia. En este caso la evaluación se ha llevado a cabo en un área agrícola experimental de dimensiones reducidas,

a la cual se podría referir como a “escala local”. Cuando la escala de trabajo es otra, y el análisis se vuelve, por citar un ejemplo, a “escala regional”, la sensibilidad a esos parámetros (rugosidad, etc.) también se modifica. Se pueden dar distintas situaciones. 1) Si se usa un sensor con una baja resolución, los efectos de la rugosidad disminuyen. Por ejemplo, si se utiliza la imagen producto de un sensor que trabaja a 1-10 km de resolución, el efecto de la rugosidad superficial no sería claramente evidente. 2) Lo mismo sucede con la influencia que puede llegar a tener la dirección del arado en los campos recién arados o la dirección de las líneas de cultivo sobre la señal SAR. En las verdaderas zonas agrícolas, que son de mayor extensión y son más homogéneas en cuanto a tipo de cultivo, como la región de la Pampa Húmeda Argentina, este efecto desaparece, o bien se aprecia solo en pequeñas áreas. De hecho, los mapas de humedad que estarán disponibles con la misión SAOCOM, tendrán una resolución de 1 Km.

Uno de los primeros aspectos a mencionar como línea abierta de investigación es la posibilidad de realizar una validación más amplia del método con un conjunto mayor de datos de campo en distintas condiciones. Incluso se podría evaluar la posibilidad de usar datos de la misión ALOS en áreas donde se cuenta con datos, o bien utilizar otros datos SARAT. Además, en lo que respecta a la inversión, cabe también mencionar la posibilidad de utilizar y comparar la estimación con otros métodos, como la técnica de Support Vector Regression (SVR), que frente al enfoque bayesiano, requiere pocos datos para la etapa de calibración.

También queda abierta la posibilidad de implementar otros modelos a ser utilizados en la inversión, como el modelo de Oh (2004) para suelos desnudos, y un modelo más preciso para la evaluación de las condiciones de la vegetación. En este caso, si bien existen numerosos modelos desarrollados en los últimos tiempos, se considera que el modelo Tor Vergata (Bracaglia et al., 1995; Della Vecchia, 2006) representa una alternativa viable a considerar.

Por último, una forma de obtener un mapa que modele la humedad del suelo con más precisión, especialmente en el mapa final que incluya el área con vegetación, sería generar una clasificación total de la imagen, utilizando como base imágenes ópticas, donde sea posible distinguir distintas clases tales como: suelo desnudo, vegetación alta, vegetación baja, caminos, árboles, zonas urbanas, etc. Este mapa de clases sería otra entrada al algoritmo, el cual, dependiendo la clase de cada píxel aplica distintos criterios para estimar la humedad de suelo (i.e. sea IEM o WCM).

Es de destacar que esta investigación representa un avance en la investigación sobre estimación de humedad del suelo. Es sabido que este campo de investigación mediante técnicas de teledetección de radar no está completamente operativa, por lo tanto esta investigación intenta ser un aporte a los avances significativos que se están produciendo en esta área.

Se considera que el desarrollo del presente trabajo ha realizado los siguientes aportes generales: 1) en lo que concierne a la instancia formativa de la autora, 2) en lo referente a aspectos operativos y, 3) aportes desde el punto de vista científico. En el primer caso, se destaca que fue posible realizar la implementación de los distintos modelos planteados, tanto directos como inversos, como así también procesar datos de distinta naturaleza (SAR, ópticos, etc.). En lo referente a aspectos operativos, el presente trabajo permitió continuar con la investigación en el tema y poder participar de proyectos específicos para la estimación de humedad del suelo, los que a través de distintos organismos oficiales, como la OEA (Organización de los Estados Americanos) y el BID (Banco Interamericano de Desarrollo), continúan hasta la actualidad. Por último, desde el punto de vista científico, se realiza una contribución innovadora en cuanto al análisis de la información a priori de rugosidad y vegetación en la aproximación bayesiana. Por lo tanto, todas las pruebas realizadas permitieron comprender cuales

son las mejores combinaciones (integración sobre rugosidad, rugosidad fija, integración sobre vegetación, etc.) para obtener buenas estimaciones desde el satélite. De hecho, ésta es la parte principal del trabajo realizado para el IGARSS (International Geoscience And Remote Sensing Symposium) 2013, que será presentado en Julio próximo.-

Bibliografía

- E. P. Attema y F.T. Ulaby. Vegetation Modeled as a Water Cloud. *Radio Science*, 13(2):357–364, 1978.
- M. Autret, R. Bernard, y D. VidalMadjar. Theoretical study of the sensitivity of the microwave backscattering coefficient to the soil surface parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 10:171–179, 1989.
- Nicolas Baghdadi, Maelle Aubert, y Mehrez Zribi. Use of TerraSAR-X Data to Retrieve Soil Moisture Over Bare Soil Agricultural Fields . *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(3):512–516, 2012.
- Anna Balenzano, Giuseppe Satalino, Antonella Belmonte, Guido D’Urso, Fulvio Capodici, Vito Iacobellis, Andrea Gioia, Michele Rinaldi, Sergio Ruggieri, y Francesco Mattia. On the use of multi-temporal series of COSMO-SkyMed data for LANDcover classification and surface parameter retrieval over agricultural sites. En *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, páginas 142–145, July 2011.
- M. Barber, F. Grings, P. Perna, C. Bruscantini, y H. Karszenbaum. Análisis de las mediciones de rugosidad del Centro Espacial Teófilo Tabanera, Córdoba. Technical report, CONAE - IAFE, Mayo 2011.
- S. Baronti, F. Del Frate, P. Ferrazzoli, S. Paloscia, P. Pampaloni, y G. Schiavon. Sar polarimetric features of agricultural areas. En *International Journal of Remote Sensing*, volumen 16, páginas 2639–2356, 1995.
- B. Barrett, E. Dwyer, y P. Whelan. Soil moisture retrieval from active spaceborne microwave observations: An evaluation of current techniques. *Remote Sensing*, 1:210–242, 2009.
- N. Beaulieu, G. Leclerc, y Y. Moisan. Détermination de la rugosité de surface par des méthodes accessibles. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21(2):198–203, 1995.
- J. Behari. *Microwave Dielectric Behavior of Wet Soils*. Anamaya Publishers, 2005.

BIBLIOGRAFÍA

- R. Bindlish, T. Jackson, y R. van der Velde. High Resolution Soil Moisture Mapping Using AIRSAR Observations During SMEX'02. En *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2006.
- M. Bracaglia, P. Ferrazzoli, y L. Guerriero. A fully polarimetric multiple scattering model for crops. *Remote Sensing of the Environment*, 54:170–179, 1995.
- Canada Centre for Remote Sensing (CCRS). Glossary of remote sensing terms. http://www.nrcan.gc.ca/earth-sciences/glossary/index_e.php?id=2806. Último acceso 13 de Marzo de 2012.
- K.S. Chen, S.K. Yen, y W.P. Huang. A simple model for retrieving bare soil moisture from radar scattering coefficients. *Remote Sensing of Environment*, 54:121–126, 1995.
- E. Chuvieco. *Teledetección ambiental. La observación de la tierra desde el espacio*. Ariel, 2010.
- CONAE. Análisis de laboratorio de la textura del suelo en muestras del predio del centro espacial teófilo tabanera, Diciembre 2011.
- I.G. Cumming y F.H. Wong. *Digital Processing of Synthetic Aperture Radar. Algorithms and Implementation*. Artech House, 2005.
- K. Dabrowska-Zielinska, Y. Inoue, W. Kowalik, y M. Gruszczynska. Inferring the effect of plant and soil variables on C- and L-band SAR backscatter over agricultural fields, based on model analysis. *Advances in Space Research*, 39:139–148, 2007.
- A. Della Vecchia. *Advances in modelling microwave interactions with vegetation for active and passive remote sensing*. Tesis de Doctorado, Tor Vergata University, December 2006.
- M.C. Dobson y F. T. Ulaby. *Mapping Soil Moisture Distribution With Imaging Radar*, capítulo 8, páginas 407–433. John Wiley and Sons Inc., 1998.
- M.C. Dobson, F.T. Ulaby, L.E. Pierce, T.L. Sharik, K.M. Bergen, J. Kellindorfer, J.R. Kendra, E. Li, Y.C. Lin, A. Nashshibi, K. Sarabandi, y P. Siqueira. Estimation of forest biophysical characteristics in northern michigan with sir-c/x-sar. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33: 877–895, 1995.
- S. Dowdy, S. Weardon, y D. Chilko. *Statistics for Research*. Wiley Series, 2004.
- P. Dubois, J. Van Zyl, y T. Engman. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 33-4:915–926, 1995.
- E.T. Engman. Applications of microwave remote sensing of soil moisture for water resources and agriculture. *Remote Sensing of Environment*, 35:213–226, 1991.
- ESA. Radar and SAR Glossary. <http://envisat.esa.int/handbooks/asar/CNTR5-2.htm>. Último acceso 13 de marzo de 2012.
- P.A. Euillades, L.D. Euillades, M.H. Blanco, G.A. Cabrera, J. Witte, y J.L. Bergamasco. Aplicación de Modelos Digitales de Elevación basados en imágenes SAR en el estudio de la geología estructural. En *II Jornadas de Geotecnología*, 2005.

- P. Ferrazzoli, S. Paloscia, P. Pampaloni, y G. Schiavon. The potential of multifrequency polarimetric sar in assessing agricultural and arboreous biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35:5–17, 1997.
- G. Franceschetti y R. Lanari. *Synthetic Aperture Radar Processing*. CRC Press LLC, 1999.
- A. Fung, Z. Li, y K. Chen. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 30:356–369, 1992.
- A. Fung, M. Dawson, K. Chen, A. Hsu, P. Engman, E. O’Neill, y J. Wang. A modified model for scattering from soil surfaces with application to soil moisture sensing. En *IGAARS Proceedings*, 1996.
- A. Gelman, J.B. Carlin, H.S. Stern, y D. Rubin. *Bayesian Data Analysis*. Chapman and Hall CRC, 2 edition, 2003.
- Z.S. Haddad y P. Dubois. Bayesian Estimation of soil parameters from remote sensing data. En *Proc. IGARSS*, páginas 1421–1423, 1994.
- M.T. Hallikainen, F.T. Ulaby, M.C. Dobson, M.A. El Rayes, y L.K. Wu. Microwave dielectric behavior of wet soil-part 1: Empirical models and experimental observations. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, GE-23(1):25–34, 1985.
- Eugene Hecht. *Óptica*. Addison Wesley Iberoamericana, Madrid, 3ra edition, 2000.
- F.M. Henderson y A. J. Lewis. *Introduction*, capítulo 1, páginas 1–7. John Wiley and Sons Inc., 1998a.
- F.M. Henderson y A. J. Lewis. *Radar Fundamentals: The Geoscience Perspective*, capítulo 3, páginas 131–181. John Wiley and Sons Inc., 1998b.
- N. Holah, N. Baghdadi, M. Zribi, A. Bruand, y C. King. Potential of asar/envisat for the characterization of soil surface parameters over bare agricultural fields. *Remote Sensing of Environment*, 96: 78–86, 2005.
- M. Hornacek, W. Wagner, D. Sabel, H.L. Truong, P. Snoeij, T. Hahmann, E. Diedrich, y M. Doubkova. Potential for High Resolution Systematic Global Surface Soil Moisture Retrieval Via Change Detection Using Sentinel-1. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, PP:1–9, 2012.
- T. Jackson, H. McNairn, M. Weltz, B. Brisco, y R. Brown. First order surface roughness correction of active microwave observations for estimating soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(4):1065–1069, 1997.
- T. Jackson, D. Chen, M. Cosh, F. Li, M. Anderson, C. Walthall, P. Doriaswamy, y E. Ray Hunt. Vegetation water content mapping using landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. *Remote Sensing of Environment*, 92:475–482, 2004.
- Z. Li, X. Ren, X. Li, y L. Wang. Soil moisture measurement and retrieval using envisat asar imagery. En *Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS 2004)*, páginas 3539–3542, Anchorage, AK, USA, 2004.

- David P. Lusch. *Introduction To Microwave Remote Sensing*. Center For Remote Sensing and Geographic Information Science Michigan State University, 1999.
- C. Notarnicola. *Ensemble of retrieval algorithms and electromagnetic models for soil and vegetation water content estimation from SAR images*, capítulo 25, páginas 555–578. Geoscience and Remote Sensing, 2009.
- C. Notarnicola y F. Posa. Bayesian algorithm for the estimation of the dielectric constant from active and passive remotely sensed data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 1(3):179–183, Julio 2004.
- C. Notarnicola, M. Angiulli, y F. Posa. Use of radar and optical remotely sensed data for soil moisture retrieval over vegetated areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(3):925–935, Julio 2006.
- C. Notarnicola, M. Angiulli, y F. Posa. Soil moisture retrieval from remotely sensed data: Neural network approach versus bayesian method. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 46-2:547–557, 2008.
- Y. Oh. Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soils surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(3): 596–601, 2004.
- Y. Oh, K. Sarabandi, y F.T. Ulaby. 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, 1992.
- S. Paloscia. An empirical approach to estimating leaf area index from multifrequency sar data. *International Journal of Remote Sensing*, 19(2):359–364, 1998.
- P. Pampaloni, E. Santi, S. Paloscia, S. Pettinato, y P. Poggi. Radar Remote Sensing of Soil Moisture - ENVISNOW Project - SMC algorithms. Technical report, IFAC - CNR, October 2004.
- N. Pierdicca, L. Pulvirenti, y C. Bignami. Soil moisture estimation over vegetated terrains using multitemporal remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 114:440–448, 2010.
- J. Richards y X. Jia. *Remote sensing digital image analysis: an introduction*. Springer, 2006.
- J. A. Richards. *Remote Sensing with Imaging Radar*. Springer, 2009.
- H. Salgado. Distribución Espacial de la Rugosidad en Parcelas Agrícolas en Provincia de Buenos Aires, Argentina. *Engenharia Agricola*, 26(2):600–609, 2006.
- J. Shi, J. Wang, A.Y. Hsu, P.E. O'Neill, y E.T. Engman. 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, 1997.
- L.C. Silva y A. Benavidez. El enfoque bayesiano: otra manera de inferir. *Gaceta Sanitaria*, 15(4): 341–346, 2001.
- F. Ulaby, P. Dubois, y J. Van Zyl. Radar mapping of surface soil moisture. *Journal of Hydrology*, 184:57–84, 1996.

- F. T. Ulaby. Radar measurement of soil moisture content. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 22(2):257–265, 1974. doi: 10.1109/TAP.1974.1140761.
- F.T. Ulaby, A. Aslam, y M.C. Dobson. Effects of vegetation cover on the radar sensitivity to soil moisture. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*, 20(4):476–481, 1982.
- F.T. Ulaby, R.K. Moore, y A.K. Fung. *Microwaves Remote Sensing: Active and Passive.*, volumen III - Surface Scattering and Emission Theory. Artech House, Dedham, MA, 1986.
- J. Van Zyl y Y. Kim. *Synthetic Aperture Radar Polarimetry*. JPL Space Science and Technology Series, 2010.
- N.E.C. Verhoest. *Retrieval of soil moisture information from synthetic aperture radar data*. Tesis de Doctorado, Laboratory of Hydrology and Water Management, Ghent University, Ghent, Belgium, 2000.
- S.D. Wall, T.G. Far, J.P. Muller, P. Lewis, y F.W. Leberl. Measurement of surface microtopography. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(8):1075–1078, 1991.
- J.R. Wang, A. Hsu, J.C. Shi, P.E. O’Neill, y E.T. Engman. A comparison of soil moisture retrieval models using sir-c measurements over the little washita river watershed. *Remote Sensing of Environment*, 59:308–320, 1997.
- T. Zhang, Q. Zeng, Y. Li, y Y. Xiang. Study on relation between insar coherence and soil moisture. En *Proceedings of the ISPRS Congress*, Beijing, China, 2008.
- M. Zribi y M. Dechambre. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from c-band radar data. *Remote Sensing of Environment*, 84:42–52, 2002.
- Álvarez Mozos J., Casalí J., González-Audícana, y López J. Estimación de la Humedad Superficial del Suelo mediante Teledetección de Radar en Presencia de una Cubierta de Cereal. *Estudios de la Zona No Saturada del Suelo*, VII:313–318, 2005.

