



PROYECTO SAOCOM

Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías  
Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

# **Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L Polarimétricas**

Proyecto N° 17

**- 1° Informe de Avance -**

**MONITOREO DE OFERTA HÍDRICA DE SUELOS DEL PARTIDO DE AZUL  
CON ÉNFASIS EN USO AGRÍCOLA: SIMULACIONES, GENERACIÓN Y  
VALIDACIÓN DE PRODUCTOS DE LOS SISTEMAS SARAT-SAOCOM**

Francisco Grings\*, Marcela Piscitelli\*\*

\*Grupo de Teledetección, Instituto de Astronomía y Física del Espacio, Buenos Aires

\*\* Cátedra de Conservación y Manejo de Suelos, Facultad de Agronomía, Universidad  
Nacional del Centro de la Pcia. de Buenos Aires (UNICEN), sede Azil, Argentina.

30 Marzo 2012



**PROYECTO SAOCOM**

**Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías  
Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas**

---

COMISIÓN NACIONAL DE ACTIVIDADES ESPACIALES  
MISIÓN SAOCOM  
ANUNCIO DE OPORTUNIDAD

**ÍNDICE**

1. Objetivos
2. Descripción general
3. Resultados esperados
4. Estatus de los resultados
5. Situación de acuerdo al Plan de Trabajo
6. Presupuesto ejecutado
7. Descripción de Actividades
8. Conclusiones



## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

#### 1. Objetivos

(Describa una síntesis de los objetivos de su proyecto, no más de 1 carilla)

##### Objetivo general

Desarrollar metodologías para la estimación de la condición hidrológica de suelos agrícolas a partir de mediciones de la matriz de scattering en Banda L e información auxiliar.

##### Objetivos específicos

- 1) Poner a punto un esquema *testbed* (“banco de pruebas”) para esta propuesta.
- 2) Llevar a cabo un experimento de campo según los estándares requeridos por la aplicación.
- 3) Testear los algoritmos de obtención de humedad del suelo más usados en el marco del *testbed*.
- 4) Proponer algoritmos de obtención de humedad del suelo alternativos basados en, eventualmente, inferencia bayesiana, teoría de lógica difusa (“*fuzzy logic*”) y teoría de la posibilidad.
- 5) Aprovechar datos multibanda en el marco del sistema SIASGE en la elaboración de algoritmos alternativos/esquemas de validación.



## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

#### 2. Descripción General

(Descripción general del proyecto, síntesis de su proyecto, no más de 2 carillas)

La propuesta se asienta en el desarrollo de un experimento en el partido de Azul (Pcia. de Buenos Aires) para poder caracterizar *in situ* la dinámica hídrica de suelos vinculados a diferentes actividades agronómicas. El experimento está diseñado para determinar la humedad del suelo como un continuo tanto superficial como en profundidad. Esto apunta a encontrar un vínculo entre la humedad del suelo superficial (que es la única que puede ser estimada mediante sistemas de observación remota que operan en las microondas) y la humedad del suelo en profundidad, que está fuertemente vinculada con el acceso al agua de los cultivos y es por ello la variable de interés desde el punto de vista agronómico. Para caracterizar la vinculación entre humedad superficial y su perfil en profundidad, se propone la construcción y puesta en marcha de un sitio de calibración/validación, destinado a vincular las observaciones satelitales con mediciones *in situ* de las variables biogeofísicas que determinan la dinámica del agua.

Para ello, se medirán *in situ* variables agrometeorológicas que determinan la dinámica hídrica. Entre otros, se medirán la humedad del suelo superficial y en profundidad, del aire, la precipitación, la temperatura del suelo y del aire, la velocidad y dirección del viento, la evapotranspiración y la irradiación solar. Esta modalidad/arreglo se repetirá eventualmente en 5 situaciones representativas de distintas condiciones ambientales y usos (1 parcela de referencia en estado inalterado, 1 en la llanura aluvial del arroyo Azul -con condiciones extremas de exceso de agua- y 3 situaciones de explotación agrícola).

Una vez puesto en marcha el experimento, se diagramarán campañas intensivas que incluirán trabajo de campo *ad hoc* específicamente diseñado para monitorear las variables del terreno que no se pueden monitorear de manera continua (principalmente rugosidad del suelo). Estas campañas coincidirán con las adquisiciones del sistema SAR-AT en modo full polarimétrico, de manera de generar la información necesaria para intentar vincular la matriz de scattering medida a la humedad superficial del suelo, y esta a la humedad en profundidad.

Los resultados obtenidos se integrarán usando simulaciones previas. Entre ellas, simulaciones de la interacción entre la radiación y el suelo (modelo directo), simulación del instrumento de medición (modelo del sistema-1), simulación del proceso de generación de la imagen (modelo del sistema-2), y simulaciones del proceso de obtención de la variable biogeofísica. En este sentido, este experimento forma parte de un banco de pruebas (*testbed*) para evaluación y validación de datos SAR diseñado para evaluar cuales son las condiciones de observación/procesamiento que minimizan el error en la humedad del suelo estimada. Por ende, este experimento permitirá incluir otras simulaciones (modelos de interacción, modelos de obtención (*retrieval*), instrumento y modelo de superficie) a fin de determinar la sensibilidad de los sistemas activos de microondas para la aplicación propuesta (dinámica hídrica, riesgo hídrico). Por último, y con el fin de evaluar la calidad de las observaciones, se utilizarán *corner reflectors* en cada uno de los sitios de medición.



## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

#### 3. Resultados esperados

(Desarrollos o productos esperados de su proyecto, no más de 1 carilla)

Los resultados esperados están relacionados directamente con los objetivos específicos.

R1. Haber completado el esquema de *testbed* para generación y análisis de resultados así como para estimación de errores del producto a obtener (oferta hídrica de suelos agrícolas). Se contempla que este esquema tenga una estructura modular, modificable para otras misiones y que esté documentada, de modo de que pueda ser utilizada también para otros instrumentos y productos.

R2. La generación de un sistema de información geográfica (SIG) de AZUL que incluya las siguientes capas de información: Ambientes físico-geográficos, suelos, hidrografía, rutas y caminos, límite del partido, poblaciones y localidades, sitios propuestos, otros.

R3. Contar con un experimento de campo “plausible” que funcione para los fines precisados y como sitio de validación del futuro SAOCOM acorde a los objetivos de la misión. Esto incluye la generación de una base de datos (dentro del SIG) de mediciones de precipitaciones, humedad y temperatura del suelo superficial y en profundidad, rugosidad, permitividad, textura, estructura, contenido de materia orgánica, densidad, pendiente, humedad y temperatura del aire, velocidad y dirección del viento, evapotranspiración, irradiación solar, manejo y uso previos, porcentaje de cobertura, otros.

R4. En el marco del *testbed* desarrollado, haber probado distintos algoritmos de *retrieval* (los propuestos en el marco de la misión SAOCOM y alternativos).

R5. En los sitios propuestos haber generado una definición clara de las condiciones a monitorear (seco, normal, saturado e inundado), que esté basada en la edafología y en el tipo de uso y manejo del suelo y sea claramente identificable en el campo.

R6. Contar con un producto validado. Esto implica dentro de la zona de estudio, haber contado con varias campañas de medición y de adquisición de imágenes, de preferencia una por estación y/o según tipo de cultivo planificado por el productor, de manera de poder cuantificar el impacto de las distintas variables ambientales en el algoritmo de monitoreo de la condición hidrológica del suelo.

R7. Haber generado un producto que dé cuenta de la evolución de la oferta hídrica para cultivos específicos como una herramienta para la toma de decisiones.



## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

#### 4. Estatus de los resultados del proyecto

Resultado esperado	Porcentaje de Avance de la Etapa (%)	Porcentaje de Avance Acumulado (%)	Porcentaje de Avance Total (%)
R1	50 %	50 %	50 %
R2	60 %	60 %	60 %
R3	15 %	15 %	15 %
R4	0 %	0 %	0 %
R5	0 %	0 %	0 %
R6	0 %	0 %	0 %
R7	0 %	0 %	0 %

(Incluya todos los resultados esperados en su proyecto y el porcentaje que le asigna de avance hasta la fecha).

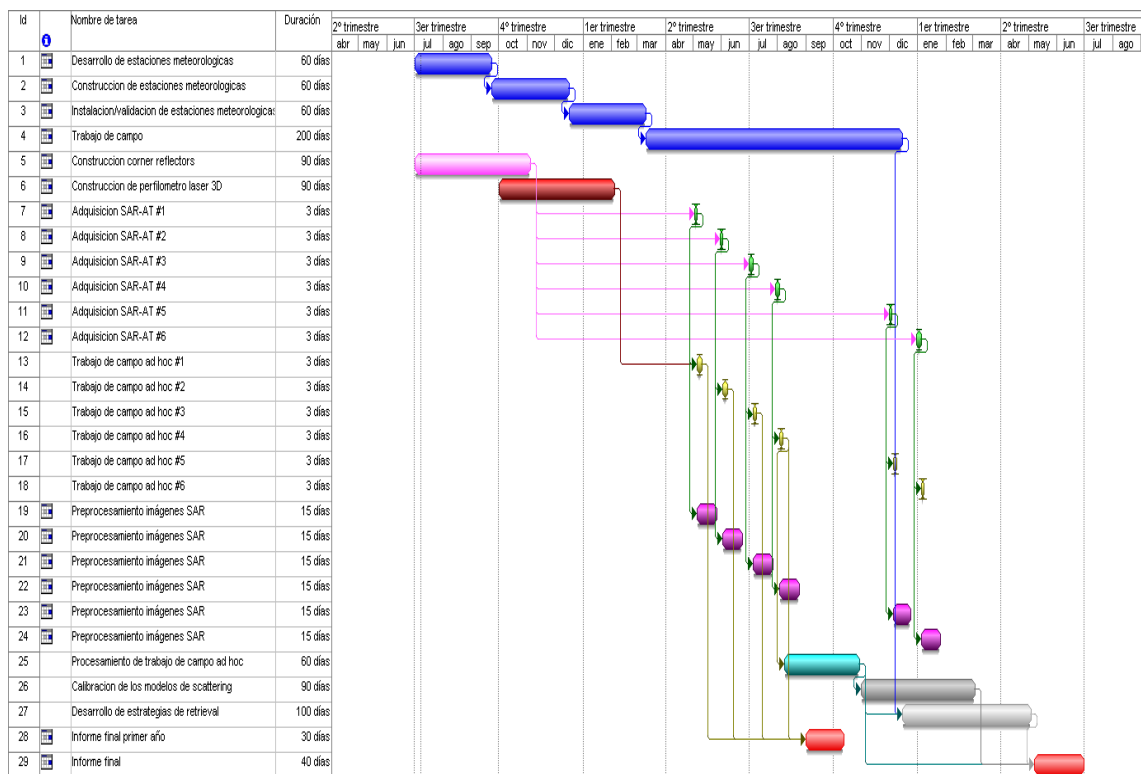


## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

#### 5. Situación de acuerdo al Plan de Trabajo

(Incluya el cronograma original e indique las actividades y tiempos total o parcialmente cumplidos)



Los tareas planteadas inicialmente asociadas a adquisiciones y trabajo de campo (4, 7 - 25) se replantaron en función del nuevo cronograma de adquisiciones.



**PROYECTO SAOCOM**

**Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas**

**6. Presupuesto**

(Incluya su planilla de presupuesto completa para todo el proyecto pero indicando, en las primeras dos columnas y según el rubro correspondiente, lo ejecutado de fuente CONAE y de otras fuentes de financiamiento)

PRESUPUESTO	Ejecutado CONAE 1 <sup>er</sup> Sem.	Ejecutado otras fuentes	Año 1			Año 2			Total
			1 <sup>er</sup> Sem.	2 <sup>do</sup> Sem.	Total	1 <sup>er</sup> Sem.	2 <sup>do</sup> Sem.	Total	
compra/actualización de equipamiento	25,132		47,480	2,280	49,760	0	0	0	49,760
compra/actualización de software			0	0	0	0	0	0	0
bibliografía			0	0	0	0	0	0	0
gastos de publicaciones en revistas nacionales e internacionales de los trabajos realizados en el marco del AO			0	0	0	0	0	0	0
compra de datos no provistos por la CONAE			0	0	0	0	0	0	0
traslado y viáticos para las reuniones de avance del proyecto especificadas en el cronograma <sup>1</sup>			1,120	1,120	2,240	1,120	2,240	3,360	5,600
gastos de servicios técnicos especializados	5,000		0	4,320	4,320	4,320	0	4,320	8,640
becas			0	0	0	0	0	0	0
insumos	1,030		400	1,560	1,960	1,160	0	1,160	3,120
otros viajes para asistencia a <i>workshops</i> , simposios, estadías de integrantes del grupo fuera del lugar de residencia, o estadías de integrantes de grupos externos en Argentina.			0	0	0	0	0	0	0
otros no contemplados			8,200	8,200	16,400	8,200	8,200	16,400	32,800
contingencias			0	0	0	0	0	0	0
									<b>99,920</b>





## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

#### 7. Descripción de actividades

(Describa una síntesis de las actividades desarrolladas para obtener los resultados alcanzados en esta etapa. Incluya gráficos, imágenes, tablas, etc. No use más de 10 carillas).

#### Marco teórico del AO, necesidad de información a priori sobre el estado del suelo

(ver paper e informes adjuntos)

Durante este primer año de trabajo, se formularon las bases teóricas de un algoritmo de obtención de humedad del suelo a partir de datos SAR e información auxiliar. El algoritmo está basado en un esquema de inferencia Bayesiana, que incluye un modelo de interacción SAR y un modelo de *Speckle*. El algoritmo fue publicado recientemente [Barber12a]. Este trabajo consta del análisis de un conjunto de simulaciones, que pretenden modelar una imagen SAR de un blanco extendido complejo (un suelo de agricultura) incluyendo la heterogeneidad del terreno para los parámetros que controlan el coeficiente de backscattering (humedad y rugosidad) y el fenómeno de *Speckle*. Los detalles se encuentran en el trabajo adjunto.

De este trabajo pueden desprenderse una serie de conclusiones:

- I. La inclusión en el *retrieval* de información previa sobre la condición del terreno (humedad y rugosidad) es crucial para disminuir el error en la estimación de la humedad del suelo.
- II. La variabilidad espaciotemporal de la humedad y rugosidad del suelo son críticas en la implementación práctica de un modelo de *retrieval*. En particular al momento de definir un producto humedad del suelo operacional, ya que el tamaño de pixel del producto final está fuertemente vinculado a la incerteza radiométrica.
- III. El buen desempeño del modelo de interacción (que vincula las variables biofísicas del terreno con el coeficiente de backscattering) es crítico para disminuir el error en la estimación de la humedad del suelo.

Estas conclusiones nos llevan a continuar/profundizar las siguientes líneas de acción:

1. **Compilación de información sobre la condición del suelo en el área de estudio.** Compilación de información en 5 niveles de análisis: geomorfológicos, hidrológicos/geográficos/relieve, tipo de suelos, uso y manejo. Esta base de datos debería aportar información previa sobre la condición típica del suelo para una fecha dada en una zona dada.
2. **Medición de la variabilidad espaciotemporal de la humedad del suelo.** Con este fin, se desarrolló un sistema de medición de humedad del suelo en campo basado en los sensores Hydra Probe, el cual asocia una medición de humedad del suelo a una posición geográfica y un tiempo dados. La geolocalización se realiza utilizando técnicas de GPS avanzadas, que permite precisiones del orden del metro. Con este dispositivo, es posible medir en campo la variabilidad espaciotemporal de la



## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

humedad del suelo en función del tipo y uso de suelo. Se prevé el uso de varios de estos dispositivos en las campañas futuras.

3. **Desarrollo de modelos de interacción avanzados.** Con el fin de contar con un modelo de scattering robusto basado en primeros principios, se está desarrollando el modelo IEM completo siguiendo el esquema de [Fung08] pero sin considerar hipótesis simplificadoras difíciles de probar en el terreno (fase estacionaria, otras). Asimismo, se implementara la solución para el coeficiente de backscattering crosspolarizado, el cual aporta información significativa para el *retrieval* de humedad del suelo a partir de datos SAR. Esto permitirá implementar el esquema de *retrieval* Bayesiano basado en un modelo de scattering robusto.
4. **Análisis de campañas CETT.** Se realizó una campaña en el CETT en conjunto con CONAE para estimar la rugosidad de suelos de agricultura reales en distintas condiciones de uso/manejo, cuyos resultados fueron analizados e informados [Barber12b]. Las mediciones hechas con el perfilómetro láser 2D reflejan las diferencias de rugosidad observada entre parcelas y aún dentro de cada parcela en distintas direcciones relativas a los surcos. Las variaciones intra-parcelas se deben a los surcos producto del laboreo mientras que diferencias inter-parcelas (para un mismo laboreo) presentan leves variaciones debidas a la orientación de las mismas respecto de la pendiente topográfica. Más aún, la magnitud de los parámetros de rugosidad aquí usados ( $s$  y  $l$ ) coincide con valores reportados en la literatura. Las parcelas aradas en contra de la pendiente conservaron levemente una mayor rugosidad que aquellas donde se aró a favor de la pendiente favoreciendo así la erosión hídrica por escorrentía. Un modelo de “superposición” de dos superficies, una periódicamente rugosa (determinista) y la otra aleatoriamente rugosa puede explicar en conjunto las mediciones longitudinales y transversales. Se requieren estudios complementarios para validar tal modelo. Como trabajo futuro se propone repetir los ensayos en diferentes condiciones de suelo: diferentes laboreos, texturas, etc., con el fin de determinar parámetros de rugosidad característicos de cada condición.
5. **Análisis de datos de campo proveniente de cooperaciones.** Se comenzó el análisis de datos adquiridos durante la campaña 2008-2009 por el grupo de Heather McNairn. La campaña a analizar incluye 10 adquisiciones del sistema Radarsat-2, asociadas a trabajo de campo simultaneo (mediciones de humedad gravimétricas y de rugosidad del suelo). Utilizando estos datos, se espera validar las hipótesis expuestas en [Barber12a] utilizando datos reales.



## PROYECTO SAOCOM

### Anuncio de Oportunidad para el Desarrollo de Aplicaciones y Puesta a Punto de Metodologías Utilizando Imágenes SAR banda L polarimétricas

---

#### 8. Conclusiones

(Incluya, en no más de 1 carilla, los comentarios y conclusiones alcanzados por su proyecto en esta primera etapa).

En esta primera etapa, se cimentaron las bases teóricas para un algoritmo capaz de estimar la oferta hídrica en suelos de agricultura. La metodología se desarrolló desde un esquema de inferencia bayesiana. La pregunta a responder es: ¿cuál es la condición hídrica más probable dados un conjunto de mediciones SAR (HH, VV, HV en una frecuencia, ángulo de incidencia y modo dados) y datos auxiliares (tipo/uso de suelo, época del año, historia de la zona, etc.)? Para acercarse a una respuesta a esta pregunta fue necesario encarar dos problemas simultáneamente: (1) la relación entre coeficiente de backscattering y parámetros del suelo (humedad y rugosidad) para un suelo de agricultura (modelo de interacción) y (2) la estimación/monitoreo de las características típicas de un suelo de agricultura sometida a distintos manejos. Se acercaron soluciones a ambas tareas simultáneamente, como se describe en los puntos anteriores. Por último, del análisis de los resultados obtenidos, se derivaron estrategias para diseñar campañas capaces de medir la información necesaria en el terreno. En particular, la distribución espaciotemporal de la humedad y rugosidad del suelo en un lote de agricultura típico.

#### Referencias

- [Barber12a] M. Barber, F. Grings, P. Perna, M. Piscitelli, M. Maas, C. Bruscantini, J. Jacobo Berlles, H. Karszenbaum. "Speckle noise and soil heterogeneities as error sources in a Bayesian soil moisture retrieval scheme for SAR data", *IEEE JOURNAL OF SELECTED TOPICS IN APPLIED EARTH OBSERVATIONS AND REMOTE SENSING*, en prensa.
- [Barber12b] M. Barber, F. Grings, P. Perna, C. Bruscantini, H. Karszenbaum. "Participación IAFE: Análisis de las mediciones de rugosidad del CETT". CAMPAÑA CONAE MAYO 2011.
- [Fung08] Tzong-Dar Wu, Kun-Shan Chen, Jiancheng Shi, Hung-Wei Lee, and A. K. Fung, "A Study of an AIEM Model for Bistatic Scattering From Randomly Rough Surfaces," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, no. 9, pp. 2584–2598, Sep. 2008.

# Speckle noise and soil heterogeneities as error sources in a Bayesian soil moisture retrieval scheme for SAR data

Matias Barber, *Student Member, IEEE*, Francisco Grings, Pablo Perna, Marcela Piscitelli, Martin Maas, Cintia Bruscantini, *Student Member, IEEE*, Julio Jacobo-Berlles and Haydee Karszenbaum.

**Abstract**—Soil moisture retrieval from SAR images is always affected by speckle noise and uncertainties associated to soil parameters, which impact negatively on the accuracy of soil moisture estimates. In this paper a soil moisture Bayesian estimator from polarimetric SAR images is proposed to address these issues. This estimator is based on a set of statistical distributions derived for the polarimetric soil backscattering coefficients, which naturally includes models for the soil scattering, the speckle and the soil spatial heterogeneity. As a natural advantage of the Bayesian approach, prior information about soil condition can be easily included, enhancing the performance of the retrieval. The Oh's model is used as scattering model, although it presents a limiting range of validity for the retrieval of soil moisture. After fully stating the mathematical modeling, numerical simulations are presented. First, traditional minimization-based retrieval is investigated. Then, it is compared with the Bayesian retrieval scheme. The results indicate that the Bayesian model enlarges the validity region of the minimization-based procedure. Moreover, as speckle effects are reduced by multilooking, Bayesian retrieval approaches the minimization-based retrieval. On the other hand, when speckle effects are large, an improvement in the accuracy of the retrieval is achieved by using a precise prior. The proposed algorithm can be applied to investigate which are the optimum parameters regarding multilooking process and prior information required to perform a precise retrieval in a given soil condition.

**Index Terms**—Soil moisture, radar applications, Bayesian methods, synthetic aperture radar, inverse problems.

## I. INTRODUCTION

**S**URFACE soil moisture content plays a key role in the interaction between the land surface and the atmosphere, and accurate knowledge about this variable is of interest for a variety of reasons. First, it is strongly related to vegetation development. Second, it determines the partitioning between rainfall into infiltration and runoff, which is strongly related to erosion of top soil through leaching. Third, when soil moisture is high, infiltration decreases and the risk of floods due to rainfall increases. And finally, soil evaporation and transpiration depends on soil moisture and therefore it influences the heat and mass transfers between the Earth and the atmosphere [1].

M. Barber, F. Grings, P. Perna, M. Maas, C. Bruscantini and H. Karszenbaum are with the Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Argentina (e-mail: mbarber@iafe.uba.ar).

M. Piscitelli is with the Cátedra de Conservación y Manejo de Suelos, Facultad de Agronomía, Universidad Nacional del Centro de la Pcia. de Buenos Aires (UNICEN), Argentina.

J. Jacobo-Berlles is with the Departamento de Computación, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales (FCEN), Universidad de Buenos Aires (UBA), Argentina.

Following this demand of information, there is a systematic effort to develop maps of soil moisture of the Earth's surface. Orbiting microwave synthetic aperture radar (SAR) systems offer the opportunity of monitoring soil moisture content at different scales and under almost any weather condition, through the known sensitivity that the backscattered signal exhibits to soil parameters, including, among others, soil moisture and soil roughness [2]. Polarimetric SAR systems are able to transmit and receive radiation that is linearly polarized in the horizontal ( $h$ ) and vertical ( $v$ ) planes (relative to the plane defined by the wave vector and the normal to the surface being illuminated), giving rise to four intensity images  $\sigma_{hh}^0$ ,  $\sigma_{hv}^0$ ,  $\sigma_{vh}^0$ , and  $\sigma_{vv}^0$  of the target of interest [3].

However, the relation between backscattered signal and soil parameters is not straightforward, and consequently there are still no operational SAR-derived soil moisture products. There are two main reasons for this: (1) the scattering processes that relate backscattering to soil properties (moisture, roughness, and others) are difficult to model [4], and (2) the necessary input parameters are difficult to measure in the field [5], [6]. The former is mainly related to the SAR imaging system whereas the latter to soil parameters heterogeneity.

Moreover, usually there are several combinations of surface parameters producing the same SAR observations. As a consequence, any retrieving scheme is an ill-posed inverse problem. Accordingly, soil parameters retrieval remains challenging, and soil moisture products derived from remotely-sensed SAR data are still poorly accurate [7].

Restricting this study to bare soils, surface soil moisture presents a high degree of spatial variability at different scales, even for relatively small areas. This is associated to water-routing processes, radiative effects and heterogeneity in soil characteristics [5]. On the other hand, heterogeneity of surface roughness arises from both man-made and natural factors: tillage system, soil texture and soil type among others [6].

When using SAR images for retrieving soil properties, the speckle phenomenon, characteristic of SAR images, further hinders soil moisture retrieval. Speckle leads to a grain-like appearance of SAR images decreasing their contrast and radiometric quality [3]. It is characteristic of the coherent nature of the SAR imaging system, can be modeled as a multiplicative noise and it is usually reduced in a post-processing stage by: (1) averaging neighboring pixels (multilooking process) at the expense of spatial resolution [8] or (2) using adaptive filters [9], to reduce radiometric uncertainties without losing

spatial resolution, but at the expense of introducing artifacts. It is important to note that the process of averaging to reduce radiometric uncertainties implicitly assumes that soil properties within the average window are constant, which is usually not the case in most of the bare soils. Therefore, a trade-off between averaging and soil properties heterogeneity is usually accepted. However, heterogeneity of soil properties and speckle are usually considered as independent problems, whereas they are indeed a part of the same inference problem.

In this general framework, soil moisture retrieval over bare soils from SAR images can be considered an inference problem, where one essentially wants to infer soil condition given a set of measured backscatter coefficients and ancillary information. Polarimetric methods [10], [11], change detection procedures [12], [13], [14], possibilistic approaches [15], [16], radar backscatter modeling (theoretical and semi-empirical) [17], [18], [19], [4] and Bayesian approaches [20], [21], [22] are among the retrieval methodologies offered in the literature.

Polarimetric methods are based on modeling the backscatter response in terms of a certain polarimetric matrix decomposition (see [23] for a review) and taking into account the amplitude as well as the phase difference of the measured backscattering coefficients. Although polarimetry looks promising, a major effort is still needed to achieve an operational soil moisture retrieval algorithm using these techniques. Such algorithm was only developed in closed form for the Small Perturbation Model [11], which has a highly restrictive range of validity for the normalized RMS height ( $ks \ll 0.3$ , where  $k = \frac{2\pi}{\lambda}$  is the wavenumber,  $\lambda$  the wavelength and  $s$  the RMS height), limiting operational soil parameter retrieval to very smooth surfaces. Therefore, this method is not suitable for real applications, where it is usually found values of  $ks \sim 0.3$  for L-band (i.e.  $s = 1$  cm). In addition, speckle noise is not taken into account, although a polarimetric SAR speckle noise model was developed in [10].

Change detection methods exploit the availability of temporal series of SAR acquisitions from space platforms to monitor near-surface soil moisture content globally. The rationale behind this method is that temporal changes of surface roughness, canopy structure, and vegetation biomass occur over longer temporal scales than soil moisture changes, excluding periods of cultivation. Therefore, variations in surface backscatter observed with a short repeat cycle are expected to mainly reflect changes in soil moisture, since other parameters affecting radar backscatter can be considered fairly constant. Clearly, this sort of technique is constrained to spaceborne sensors with short-repeating cycles [12].

The possibilistic methods make use of an alternative set of axioms called fuzzy logic. As an advantage, they enable and require the use of prior information, which is used to improve the retrieving of soil parameters. On the other hand, they do not take into account speckle and they are computationally intensive [15].

Regarding radar backscatter modeling approaches, a wide range of forward models, ranging from semi-empirical to theoretical, physically-based models have been developed in order to assess the dependency of soil parameters to backscattered signal. These models are important to understand the physics

related to soil backscattering. They can also play a key role in the retrieval of soil condition from SAR measurements if an inverse problem approach is used [24], [25].

Physical Optics model (PO), Geometrical Optics model (GO), the first-order Small Perturbation Model (SPM) and the Integral Equation Model (IEM) [4] with its further improvements and updates [26], [27], [28] are the analytical electromagnetic backscattering models available. Their strength lies in the fact that they are derived from the well-established electromagnetic theory. However, the first three of them have been derived considering some specific assumptions and therefore have a limited applicability in terms of surface roughness. Although IEM is valid for a wider range of surface roughness conditions, the complexity of the model and the inherent relationship between soil parameters and soil backscattering make difficult to perform a direct retrieval.

Semi-empirical models are among the most popular for soil moisture retrieval applications. This is related to their simple algebraic formalism, that allows a straightforward retrieval scheme being the usual ones the direct inversion [18] and minimization (look-up table) procedures [19], [29]. The standard approach for the development of these models is to measure soil backscattering at different polarizations, incidence angles and soil conditions using scatterometers, for deriving a model by means of these measurements. In all the semi-empirical models available [17], [18], [19], only the mean value of the backscattering coefficient as a function of soil parameters is modeled, disregarding the spread around the average value and its causes. This gives rise to characteristic artifacts where several values of soil moisture estimated from scatterometer data correspond to the same soil moisture measured on the field [20]. Reasons for mismatches between model estimations and measured data include system measurement errors, the inhomogeneity of soil parameters within a given system resolution cell (or from one cell to the next) and the difficulty to measure soil parameters on the field [6], [30], [20]. Regarding this, the most difficult parameter to measure and to interpret is the surface correlation length [6]. Concerning the Oh's model [19], a simplified alternative version was modeled ignoring the correlation length, motivated by the insensitivity of the  $\sigma_{vh}^0 - \sigma_{vv}^0$  ratio on this roughness parameter.

To the authors' knowledge, it was not until Haddad *et al.* [20] that a systematic way to include uncertainties in a forward model based on Bayes' theorem was presented for the retrieval of soil parameters. The Bayesian framework has the relevant feature of naturally including many sources of uncertainty as well as many sources of information about the variables involved in the retrieval. Whereas the radar backscatter models give rise to several combinations of surface parameters that map the same SAR observations, the Bayesian algorithm appropriately assimilates prior information on geophysical parameters in order to constrain the inversion of forward models. Despite these outstanding features, in their original paper Haddad *et al.* [20] only included as error source a term related to model uncertainties, and used only uniform distributions as prior. In addition, the potential of such Bayesian methodology is pointed out in [21] where data from active and passive sensors were merged in order to retrieve

soil moisture. Nevertheless, up to date there is no model that incorporates multilooking speckle noise as an error source.

In this paper, we propose a Bayesian retrieval methodology which incorporates in a natural way soil parameters heterogeneity and speckle as sources of uncertainty that degrade the estimated soil moisture. Such a Bayesian approach (1) needs only a forward model, (2) gives the optimal estimator for the soil moisture and its error, (3) can include as many error sources as required and (4) can include prior information in a systematic way. The methodology will be presented using a simplified version of the Oh's model [19] as the forward model.

The present paper has been divided as follows. In Section II a brief description of the general properties of scatterometer-based semi-empirical forward models is presented, focused on Oh's model and the multiplicative model. Section III is devoted to present the statistical model, and Bayesian estimators are derived. Numerical results are reported in Section IV. Finally, Section V presents the main conclusions derived from this study.

## II. SCATTEROMETER-BASED SEMI-EMPIRICAL FORWARD MODELS

### A. Oh's Model

One of the most widely used semi-empirical soil scattering models is the one developed by Oh [19], where model expressions are physically-based, but model parameters are fitted using data from an extensive database of polarimetric radar scatterometer measurements over bare soils. In its simplified version, where the correlation length is disregarded, the Oh's model relates backscattering coefficients and certain bare soil properties through a set of three analytical functions  $\sigma_i^0$ , that can be symbolically expressed as [19, eqs. (1),(2) and (4)],

$$x_i = \sigma_i^0(m, ks) \quad (i = 1, 2, 3), \quad (1)$$

where  $x_i$  is the backscattering (measured) coefficients and the subscript  $i = 1, 2, 3$  stands respectively for the  $hh$ -,  $vv$ - and  $vh$ -polarizations. The backscattering coefficients  $x_i$  are functionally related to the volumetric soil moisture content  $m$  ( $cm^3/cm^3$ ) and the normalized surface soil RMS height  $ks$  (where  $k = \frac{2\pi}{\lambda}$  is the wavenumber and  $s$  the RMS height) throughout the functions  $\sigma_i^0$ . This model also depends on the system incidence angle  $\theta$ , which is a known parameter. Throughout this paper, it will be assumed that  $\theta = 35^\circ$ . The Oh's model is constrained to the range  $0.04 \leq m \leq 0.291$  and  $0.13 \leq ks \leq 6.98$ , although a better agreement between the model and the experimental results is obtained for  $ks \leq 3.5$  [19]. Explicitly from [19, eqs. (1),(2) and (4)],

$$\sigma_{vh}^0 = 0.11m^{0.7}(\cos\theta)^{2.2}[1 - \exp(-0.32(ks)^{1.8})], \quad (2)$$

$$\sigma_{vv}^0 = \frac{\sigma_{vh}^0(m, ks)}{0.095(0.13 + \sin(1.5\theta))^{1.4}[1 - \exp(-1.3(ks)^{0.9})]}, \quad (3)$$

$$\sigma_{hh}^0 = \sigma_{vv}^0(m, ks)[1 - (\frac{\theta}{90^\circ})^{0.35m^{-0.65}} \exp(-0.4(ks)^{1.4})]. \quad (4)$$

Concerning the  $\sigma_i^0$  functions, it is worth mentioning that they are not independent of each other, since by (1) there are three equations and only two variables. Then, providing that  $m$  and  $ks$  are given, it always holds

$$\sigma_{hh}^0 = \tilde{f}_1(m, ks)\sigma_{vv}^0 \quad (5)$$

$$\sigma_{vh}^0 = \tilde{f}_3(m, ks)\sigma_{vv}^0, \quad (6)$$

thus indicating that both  $hh$  and  $vh$  backscattering coefficients are a rescaled version of  $vv$ , where the derivation of functions  $\tilde{f}_1$  and  $\tilde{f}_3$  is straightforward from (4) and (3), respectively. This is a consequence of the deterministic nature of the Oh's model. From (2), (3) and (4), it is easy to show that the backscattering coefficients for  $\sigma_{hh}^0$ ,  $\sigma_{vv}^0$  and  $\sigma_{vh}^0$  increase monotonically with  $m$  and  $ks$ , but with different slopes in each variable; for a bare soil,  $\sigma_{vv}^0$  is always greater than  $\sigma_{hh}^0$  and the latter greater than  $\sigma_{vh}^0$ . Any retrieval scheme using Oh's model is based on the differential sensitivity exhibited by the backscattering coefficients to  $m$  and  $ks$ . The dynamic range in dB of the backscattering coefficients (eqs. (2-4)) is given in a nested way from the simplified formulation of the Oh's model, constrained to  $ks \leq 3.5$  and for  $\theta = 35^\circ$ :

$$-42.2dB < \sigma_{vh}^0 < -15.6dB, \quad (7)$$

$$\sigma_{vh}^0 + 10.8dB < \sigma_{vv}^0 < \sigma_{vh}^0 + 18.0dB \quad (8)$$

and

$$\sigma_{vv}^0 - 2.7dB < \sigma_{hh}^0 < \sigma_{vv}^0. \quad (9)$$

The inequations (7), (8) and (9) define a region where Oh's model is valid (Oh's model validity region). Only points  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$  within this region may be used to retrieve  $(m, ks)$  using Oh's model.

Considering the aim of this work, differences between the backscattering coefficients measured from SAR systems and the ones measured from ground-based scatterometers have to be analyzed. First, the ground-based scatterometer footprint is small; the actual size varies for different experiments and sensors, but it is always of the order of a few squared meters. This is justified assuming that the soil properties on which measured microwave backscattering depends (soil moisture and roughness) are constant inside the sampled area. Therefore, it is reasonable to assume that the backscattering coefficient of the study area is a function of a single soil moisture value and roughness profile. In other words, the terrain scattering properties within the footprint can be considered constant. Second, it is easy to average several measurements upon the same surface's target and thus reduce the speckle noise.

On the other hand, SAR system resolution is larger (of the order of hundreds of  $m^2$ ) and even larger if we want to average and increase the number of looks to reduce speckle. Therefore, any retrieval scheme based on SAR data that uses scatterometer-based models should deal with the heterogeneity of soil properties and speckle. This will lead to non-constant soil scattering properties in the averaging window and/or non-negligible speckle noise, which in any case will degrade soil moisture retrieval.

## B. Multiplicative Model

The multiplicative model is generally used to model the SAR response of a target as a function of the combined effect of terrain backscattering and speckle noise. Specifically, the model states that the observed intensity value in every pixel of a SAR image is the outcome of a random variable  $Z$ , called return, defined as the product between the random variables  $X$  and  $Y$ , where  $X$  represents the random variable modeling the variations of terrain backscattering properties and  $Y$  represents the random variable modeling the speckle noise; i.e.  $Z = XY$  [3].

Different probability density distributions (PDF) for  $X$  and for  $Y$  yield different models for the observed data  $Z$ . For homogeneous regions, the terrain scattering properties are assumed constant. Therefore, the distribution of  $Z$  is a rescaled version of the distribution of  $Y$ , which is usually assumed as Gamma-distributed with parameters  $(n, n)$  and mean value  $E[Y] = 1$  [3],

$$P_Y(y) = \frac{n^n}{\Gamma(n)} y^{n-1} e^{-ny} \quad (10)$$

where  $n$  is the equivalent number of looks and  $\Gamma(n)$  is the Gamma function. Since  $Var[Y] = \frac{1}{n}$ , as  $n$  approaches to infinity, the radiometric uncertainty becomes negligible.

The basic hypothesis that governs the modeling of inhomogeneous regions ( $X \neq constant$ ) is that they can be modeled by a convenient distribution. In our case, we will propose a PDF for  $X$  that arises as the result of inter-pixel soil parameters heterogeneity. Indeed, if soil parameters changes from pixel to pixel, soil backscattering (which is a function of soil parameters) will also change accordingly. In order to account for backscattering variability arising from soil parameters heterogeneity, we will derive the corresponding PDF using Oh's model, for all the polarizations.

By means of the multiplicative model, we can include two independent sources of SAR image inhomogeneity: soil spatial variability and speckle. This idea can be formalized as follows. First, we will assume that  $X$  and  $Y$  are independent. Second, that the average properties of the return  $Z$  will be determined by the average properties of both  $X$  and  $Y$ , since by virtue of the multiplicative model,

$$E[Z] = E[X]E[Y]. \quad (11)$$

Suitable distributions for  $X$  and  $Y$  will be introduced in sections III-C and III-D.

## III. STATISTICAL MODEL

### A. Bayesian Approach

The deterministic forward model developed by Oh can be extended to a stochastic model following [20]. In doing so, we can include in the forward model both the terrain heterogeneity and speckle through the multiplicative model,

$$Z_i = X_i Y_i \quad (i = 1, 2, 3), \quad (12)$$

where  $Z_i$  is the random variable which represents the return  $z_i$  and the subscript  $i$  stands for the different polarizations, as stated before.  $X_i$  and  $Y_i$  are independent random variables

that model the heterogeneity of the target backscattering and the speckle noise, respectively.

We assumed that the target response to the backscatter is modeled through the Oh's model by  $X_i = \sigma_i^0(M, KS)$  ( $i = 1, 2, 3$ ), where the  $\sigma_i^0$  are the same as in (1) and represent here the deterministic way in which the random variable  $X$  depends on the random variables  $M$  and  $KS$  (which represent the  $m$ 's and  $ks$ 's of the target). In other words, an heterogeneous soil will produce a wide range of possible outcomes  $x$  of  $X$ , provided a wide range of soil moisture and roughness values were presented in the soil. On the other hand, an extremely homogeneous soil (i.e. a certain mean value  $(\bar{m}, \bar{ks})$  with a very low variance) will produce a very narrow probability density function for  $X$ . This statement is mathematically grounded by means of a Taylor expansion, namely  $E[X_i] = E[\sigma_i^0(M, KS)] = \sigma_i^0(\bar{m}, \bar{ks}) + O(Var(M), Var(KS))$ , where  $\bar{m}$  and  $\bar{ks}$  are the expected or mean values of  $M$  and  $KS$  within the resolution cell and higher order terms are neglected. Therefore,  $E[X_i] \approx \sigma_i^0(\bar{m}, \bar{ks})$  as long as the variance remains low, for all  $i = 1, 2, 3$ . In addition, following [3] the speckle adds only a multiplicative noise so that  $E[Y_i] = 1$  ( $i = 1, 2, 3$ ). This approach leads into a proper average behavior for the returns  $Z_i$  in terms of the forward Oh's model since  $E[Z_i] = \sigma_i^0(\bar{m}, \bar{ks})$  under the assumption of independence of  $X$  and  $Y$ .

From the set of equations (12) and using Bayes' theorem, an expression for the conditional ("posterior") probability of measuring  $m$  and  $ks$  given measurements of returns  $z_1, z_2$  and  $z_3$  can be obtained,

$$P(m, ks | z_1, z_2, z_3) = \frac{P_{Z_1 Z_2 Z_3}(z_1, z_2, z_3 | m, ks) P_{MKS}(m, ks)}{P_{Z_1 Z_2 Z_3}(z_1, z_2, z_3)} \quad (13)$$

where  $P_{Z_1 Z_2 Z_3}(z_1, z_2, z_3 | m, ks)$  is the probability of measuring a certain set  $(z_1, z_2, z_3)$  of returns given measurements of  $m$  and  $ks$  (the "likelihood"),  $P_{MKS}$  is the prior joint density function of  $m$  and  $ks$  (where it is included all the prior information about  $m$  and  $ks$ ) and  $P(z_1, z_2, z_3)$  works as a normalizing factor and it is the probability of a certain set  $(z_1, z_2, z_3)$  to be measured. Then, providing the conditional density function (13) is exact, the optimal unbiased estimator of  $m$  that has the minimum variance is the mean of (13) [31],

$$m_{est}^{Bayes} = \iint_D m P(m, ks | z_1, z_2, z_3) dm dks \quad (14)$$

and similarly the squared standard deviation of this estimator will be:

$$m_{std}^2 = \iint_D (m - m_{est}^{Bayes})^2 P(m, ks | z_1, z_2, z_3) dm dks \quad (15)$$

where an explicit expression for (13) must be found in order to calculate  $m_{est}^{Bayes}$  and  $m_{std}$ . The integration domain  $D$  in (14) and (15) spans the same range of  $(m, ks)$  where the forward Oh's model was originally constrained, except for  $ks$  which is taken to be  $\leq 3.5$  as discussed in Section II-A. The standard deviation  $m_{std}$  can be used as a measure of the error of the estimate  $m_{est}^{Bayes}$ .

## B. Derivation of the Likelihood

The posterior distribution  $P(m, ks|z_1, z_2, z_3)$  in (13) can be computed as follows. First, using recursively the definition of conditional probability yields

$$P_{Z_1 Z_2 Z_3}(z_1, z_2, z_3|m, ks) = P_{Z_1}(z_1)P_{Z_2|Z_1=z_1}(z_2) \times P_{Z_3|Z_1=z_1, Z_2=z_2}(z_3) \quad (16)$$

where in the right term the given  $m$  and  $ks$  were suppressed for simplicity. In (16),  $P_{Z_1}(z_1)$  is calculated using the change of variables theorem upon (12) ( $i = 1$ ) and the assumption of independence between  $X$  and  $Y$ ,

$$P_{Z_1}(z_1) = \int_0^\infty P_{X_1}(w)P_{Y_1}\left(\frac{z_1}{w}\right)\frac{1}{w}dw. \quad (17)$$

In order to calculate the remaining two terms in (16), it might be noted that replacing  $m$  by  $M$  and  $ks$  for  $KS$  in (5) and (6) the following relationships concerning  $X_i$  hold

$$X_1 = \tilde{f}_1(M, KS)X_2 \quad (18)$$

$$X_3 = \tilde{f}_3(M, KS)X_2 \quad (19)$$

Replacing this set of equation in (12) and then equating for  $Z_2$  and  $Z_3$  one obtains

$$Z_2 = \frac{1}{\tilde{f}_1(M, KS)} \frac{Y_2}{Y_1} Z_1 \quad (20)$$

$$Z_3 = \tilde{f}_3(M, KS) \frac{Y_3}{Y_2} Z_2 \quad (21)$$

Finally, given  $m$  and  $ks$  and using again the change of variables theorem upon (20) and (21) separately, the remaining conditional probabilities are

$$P_{Z_2|Z_1=z_1}(z_2|m, ks) = \frac{\tilde{f}_1(m, ks)}{z_1} P_{\frac{Y_2}{Y_1}}\left(\frac{\tilde{f}_1(m, ks)z_2}{z_1}\right), \quad (22)$$

$$P_{Z_3|Z_1=z_1, Z_2=z_2}(z_3|m, ks) = \frac{1}{\tilde{f}_3(m, ks)z_2} P_{\frac{Y_3}{Y_2}}\left(\frac{z_3}{\tilde{f}_3(m, ks)z_2}\right), \quad (23)$$

where  $P_{\frac{Y_i}{Y_j}}$  ( $i \neq j$ ) is the joint distribution of the ratio of two multilooked random variables that are affected by speckle. The likelihood in (16) is constructed then by multiplying (17), (22) and (23).

## C. Modeling the Terrain Backscatter $X$

Natural variability of soil moisture are always present at different scales, and thus also at the scale of SAR systems [32]. In general, this implies that soil moisture inside a field cannot be considered constant; i.e. the field is heterogeneous in terms of soil moisture. Soil roughness can also be framed within this description. In agricultural fields, roughness is generated artificially by tilling and naturally by wind and water erosion. Moreover, soil surface roughness is very dependent on soil type [33].

In order to define the PDF of  $X$  arising from randomness in  $M$  and  $KS$ , a forward model is needed. It is important to remark that errors introduced by the forward model set a lower bound of uncertainty in any retrieval scheme. In the approach developed in this paper, forward model uncertainties

were not considered, because the focus is placed on addressing the relative contribution of prior information and multilooking process on the retrieval errors.

This mapping will be completely defined by the functions  $\sigma_i^0$  from (1) that associate soil backscattering with soil parameters (i.e. the forward model). To compute this mapping, we will use a three-step procedure given in [34, §2.12]. Such a procedure allows to find the distribution  $P_R$  of a general function  $r(u, v)$  which depends on two random variables  $U$  and  $V$  of known distribution. In our case, we are interested on the computation of the distribution of  $x_1 = \sigma_{hh}^0(m, ks)$  used in (17) as  $P_{X_1}$  when the soil moisture  $m$  and roughness  $ks$  are considered random variables  $M$  and  $KS$ , respectively. Ignoring the subscript 1, such computation states that

$$F_X(x) = \iint_{A_x} P_{MKS}(m, ks) dm dks, \quad (24)$$

where  $F_X(x)$  is the cumulative distribution function of the random variable  $X$  and the integration domain is  $A_x = \{(m, ks) : \sigma_{hh}^0(m, ks) \leq x\}$ . Then  $P_X(x)$  is readily obtained by deriving (24) with respect to  $x$ . In what follows, it would be assumed that  $M$  and  $KS$  are uncorrelated and Gaussian random variables, so that  $P_{MKS} = P_M P_{KS}$  where  $P_M \sim N(\bar{m}, \sigma_m)$  and  $P_{KS} \sim N(\bar{ks}, \sigma_{ks})$ . Therefore, the heterogeneity of the soil parameters within a SAR pixel is controlled throughout the variance  $\sigma_m^2$  and  $\sigma_{ks}^2$ . The Gaussian assumption is not restricting or fundamental in any way, and the procedure can be also applied to different distributions for  $m$  and  $ks$ , even empirical ones. On the other hand, under this assumption the computation of (24) can be only performed numerically.

## D. Modeling the Speckle Noise $Y$

Statistical properties of multilook polarimetric data are quite different from those of single-look data [8]. Therefore, in order to model the expected speckle phenomena, we need to know the probability density function of polarimetric data as a function of the number of looks  $n$ . In the case of multilook intensity values, the corresponding distribution  $P_Y$  is that of (10) and is used in (17). On the other hand, the probability density function of the ratio of two multilook polarimetric data sets  $P_{Y_i/Y_j}$  which are not independent is required in (22) and (23). Such a distribution was derived by Lee *et al.* [8]:

$$P_U(u) = \frac{\Gamma(2n)}{\Gamma(n)\Gamma(n)} \frac{\tau^n (1 - |\rho_u|^2)^n (\tau + u) u^{n-1}}{[(\tau + u)^2 - 4\tau|\rho_u|^2 u]^{n+1/2}} \quad (25)$$

where  $U = \frac{Y_i}{Y_j}$  ( $i \neq j$ ),  $n$  is the number of looks,  $\rho_c$  is the correlation between the numerator and the denominator and  $\tau = \frac{E[Y_i]}{E[Y_j]}$  is the ratio of the expected value of  $Y_i$  and  $Y_j$ . In order to determine the expected value of the returns only by the expected value of the forward model, we stated that  $E[Y_i] = 1$  ( $i = 1, 2, 3$ ) and then  $\tau = 1$ . Thus the expected value of  $Z$  is determined only by  $X$  as follows from (11). The ratio distribution also depends on the correlation between the numerator and the denominator  $\rho_u$ . This is very important, since when numerator/denominator correlation increases, the variance of the distribution decreases [8]. As expected, when



$n$  increases the distribution becomes narrower and thus the variance of the estimates decreases, leading to a more precise retrieval. Up to this point, we presented all the mathematics needed in a Bayesian retrieval scheme. In the next sections we present the results of numerical simulations.

#### IV. NUMERICAL RESULTS

##### A. Minimization Estimate

Since Oh's model is not directly invertible, in [19] it is presented an algorithm for retrieving soil moisture and roughness from a set of measured backscattering coefficients  $\sigma_{hh}^0$ ,  $\sigma_{vv}^0$  and  $\sigma_{vh}^0$  through a minimization procedure. Such a procedure is based on the simultaneous solution of model equations (2), (3) and (4), leading to the following non-linear expression [19, eq. (6)],

$$1 - \left(\frac{\theta}{90^\circ}\right)^{0.35m^{-0.65}} \exp(-0.4(ks(\theta, m, \sigma_{vh}^0))^{1.4}) - \frac{\sigma_{hh}^0}{\sigma_{vv}^0} = 0 \quad (26)$$

where  $ks(\theta, m, \sigma_{vh}^0)$  is directly obtained after solving (2). For a given  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$ , the estimated value of  $m$  is the one that minimizes this expression, namely  $m_{est}^{Oh}$ . It is important to note that (26) can be solved only for the values of  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$  that are allowed by the forward model, specifically those values that lie within the region bounded by inequations (7), (8) and (9). This means that this approach is not robust to high statistical fluctuations in the backscattering coefficients, that are commonly found in real applications.

Assuming a certain value for  $\sigma_{vh}^0$  ( $\sigma_{vh}^0 = -25dB$ ) and  $\theta = 35^\circ$ , when applying to the entire  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0)$ -space a root-finding procedure applied on (26) gives rise to the contour lines depicted on Fig. 1. Although the levels of the contour lines span the entire range of Oh's model ( $0.04 - 0.291 cm^3/cm^3$ ), only the levels corresponding to 0.05, 0.10, 0.15, 0.20 and 0.25 (in units of  $cm^3/cm^3$ ) are drawn. The linear trend of the contour lines is consistent with the fact that at fixed  $vh$ , the dynamical range of the minimization estimates from (26) is governed by the ratio  $\sigma_{hh}^0/\sigma_{vv}^0$ , which takes constant values over lines in the entire  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0)$ -space. To corroborate the inversion, the exact values of  $m$  were computed using the deterministic forward Oh's model (1), constrained to the assumption that  $\sigma_{vh}^0 = -25dB$  ('+' marks in Fig. 1). The levels of the exact values agree with those of the minimization estimates.

Every value of  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$  yields in a value of  $m_{est}^{Oh}$  inside Oh's model validity region, as expected, whereas for the values of  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$  lying outside that region the inversion technique cannot produce a retrieval. The latter situation could be related to shortcomings of the forward model, landcover uncertainties (i.e. the target is not completely bare soil), speckle noise and/or system fluctuations. In an operational implementation, the spurious estimations related to the landcover can be reduced using ancillary information about landcover status. Nevertheless, it is important to remark that even bare soil can produce values of  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$  outside the Oh's model validity region, due to speckle and system fluctuations.

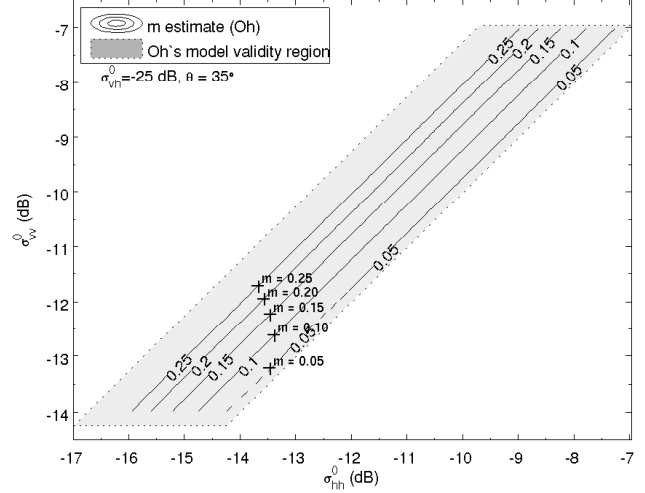


Fig. 1. Soil moisture  $m_{est}^{Oh}$  estimated on the  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0)$ -plane (at fixed  $\sigma_{vh}^0 = -25dB$ ) from Oh's model, in units of  $cm^3/cm^3$ . The light gray area encloses the pairs  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0)$  where the model is valid.

The estimation procedure from (26) produces a single value of  $m_{est}^{Oh}$  given a set of measured values  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$ . No ancillary information about soil status (previous or estimated by other means) is allowed. Moreover, it is implicitly assumed that image radiometric uncertainties are very low, since small fluctuation of measured values can produce strong variations in soil moisture estimation. Therefore, in order to successfully use this type of retrieval, a speckle reduction technique is mandatory.

##### B. Bayesian Estimate

An alternative method for the estimation of  $m$ , which is suitable for taking into account the speckle, arises when using the expressions (14) and (15). In order to test the goodness of the Bayesian approach, a uniform prior is used as  $P_{MKS}$  in (13). This kind of prior represents the lack of knowledge about soil condition. Specifically, it is taken  $P_M \sim U(0.04, 0.35)$  and  $P_{KS} \sim U(0.13, 3.5)$  as reasonable priors, covering the range of Oh's model.

Fig. 2 shows a contour plot of the estimate  $m_{est}^{Bayes}$  for soil moisture, as a function of the measured values of  $\sigma_{hh}^0$  and  $\sigma_{vv}^0$  with  $n = 3$ , for  $\sigma_{vh}^0 = -25dB$  and  $\theta = 35^\circ$ . The light shaded area represents Oh's model validity region, where the contour lines of soil moisture derived from the Oh's model are also shown. The remaining model parameters are  $\sigma_m = 0.005 cm^3/cm^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$ ,  $\rho_{\sigma_{vv}^0/\sigma_{hh}^0} = 0.7$  and  $\rho_{\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0} = 0.1$ . When using the Bayesian methodology, the retrieved soil moisture values cover the entire  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$ -space, although the extreme values (the ones that are far away from Oh's model validity region (shaded area)) will present a very low probability of occurrence associated. The high spread shown by the contour lines is consistent with the high variance of the speckle noise for this small number of looks ( $n = 3$ ).

In Fig. 2 the results of both estimations (minimization and Bayesian) are compared. It is readily seen that  $m_{est}^{Oh}$  and

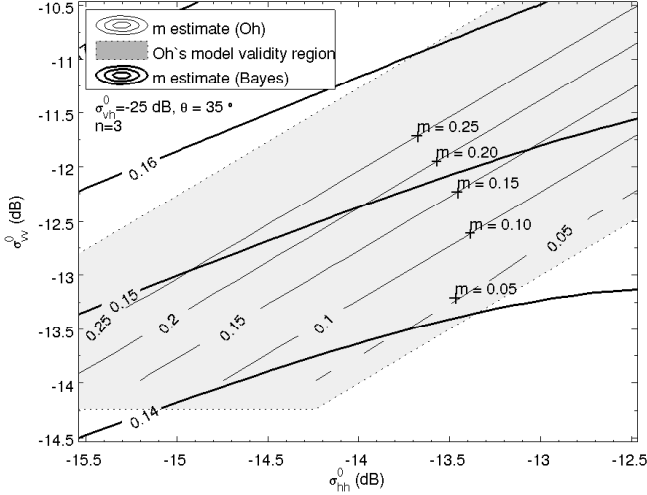


Fig. 2. Comparison between the soil moisture estimated using Oh's model and the Bayesian retrieval approach, in units of  $cm^3/cm^3$ . The parameters adopted by the simulation are:  $n = 3$ ,  $\sigma_m = 0.005 cm^3/cm^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$ ,  $\rho_{\sigma_{vv}^0/\sigma_{hh}^0} = 0.7$  and  $\rho_{\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0} = 0.1$ .

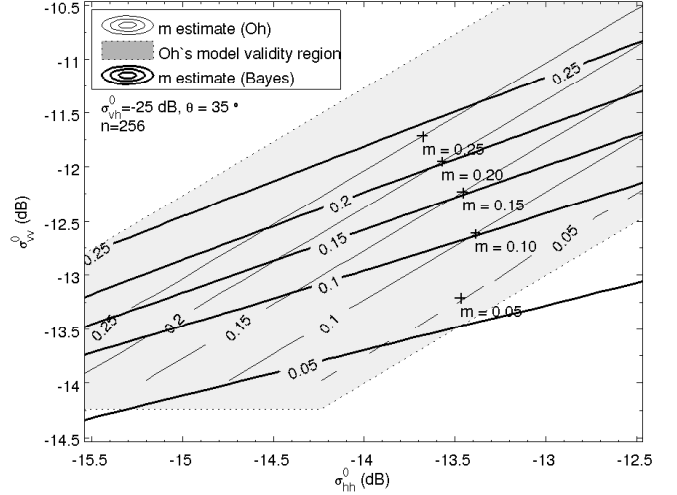


Fig. 4. Comparison between the soil moisture estimated using Oh's model and the Bayesian retrieval approach, in units of  $cm^3/cm^3$ . The parameters adopted by the simulation are:  $n = 256$ ,  $\sigma_m = 0.005 cm^3/cm^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$ ,  $\rho_{\sigma_{vv}^0/\sigma_{hh}^0} = 0.7$  and  $\rho_{\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0} = 0.1$ .

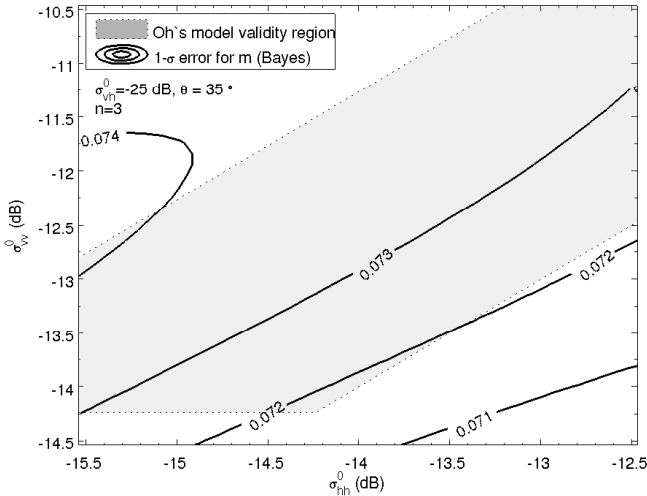


Fig. 3. One-sigma standard deviation of  $m_{est}^{Bayes}$  for a number of looks  $n = 3$ , in units of  $cm^3/cm^3$ . The parameters adopted by the simulation are:  $\sigma_m = 0.005 cm^3/cm^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$ ,  $\rho_{\sigma_{vv}^0/\sigma_{hh}^0} = 0.7$  and  $\rho_{\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0} = 0.1$ .

$m_{est}^{Bayes}$  do not coincide. Since the prior is uniform, this discrepancy is related to the chosen values of model parameters  $\sigma_m$ ,  $\sigma_{ks}$  and  $n$ . The choice of  $\sigma_m = 0.005 cm^3/cm^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$  corresponds to a very homogeneous soil, which corresponds to low variance in the soil backscattering  $X$ . However,  $n = 3$  corresponds to a high variance in the speckle  $Y$ , which ultimately leads to a poor soil moisture estimation. This statement is reflected in the contour lines of one-sigma standard deviation of  $m_{est}^{Bayes}$  depicted on Fig. 3 and calculated by means of (15). The standard deviation reaches a relative high value (about 2/5 of the dynamic range for soil moisture) of  $\sim 0.07 cm^3/cm^3$  in everywhere.

Fig. 4 shows the contour lines retrieved after increasing the

number of looks to  $n = 256$ . When significant multilooking is present, the Bayesian retrieval looks more compact around the contour lines of Oh's model indicating, to some extent, a correct asymptotical behavior. It could be seen that the '+' marks and the Bayes' contour lines agree, especially for the levels of 0.10, 0.15 and 0.20 in units of  $cm^3/cm^3$ . Of course, since the minimization and Bayesian estimators are different, an overlap of the contour lines is not expected. In the same way, Fig. 5 depicts the contour lines of one-sigma standard deviation of  $m_{est}^{Bayes}$  calculated by means of (15) for  $n = 256$ . In this case, the standard deviation ranges between a minimum of  $\sim 0.005 cm^3/cm^3$  and reaches a maximum value of  $\sim 0.03 cm^3/cm^3$ . The relative improvement in the case shown in Fig. 3 is due to the increasing number of looks, which is a way to reduce the uncertainties due to speckle in soil moisture estimation.

### C. Including Prior Information

If prior information is on hand, the Bayesian retrieval scheme can include it straightforwardly. Prior information can be available from historical records, estimations from other sensors, in situ data and/or contextual information about soil texture/use. Using this information, suitable distributions for the prior distributions of soil moisture and roughness can be estimated.

As an example, we now assumed that the prior distribution for soil roughness in the study area is Gaussian distributed  $N(\mu_{ks}, \sigma'_{ks})$  and we will assess the performance of the retrieval as a function of the number of looks. We start using a  $(\sigma_{hh}^0, \sigma_{vv}^0, \sigma_{vh}^0)$  simulated from  $m = 0.20 cm^3/cm^3$  and  $ks = 0.66$  through the functions  $\sigma_i^0(m, ks)$  (eqs. (2-4)). In the following paragraph, the behavior of the retrieval when the precision (spread)  $\sigma'_{ks}$  of the prior varies will be analyzed.

Fig. 6 shows the estimated  $m$  for the Bayesian retrieval using uniform and Gaussian distributions as priors for soil

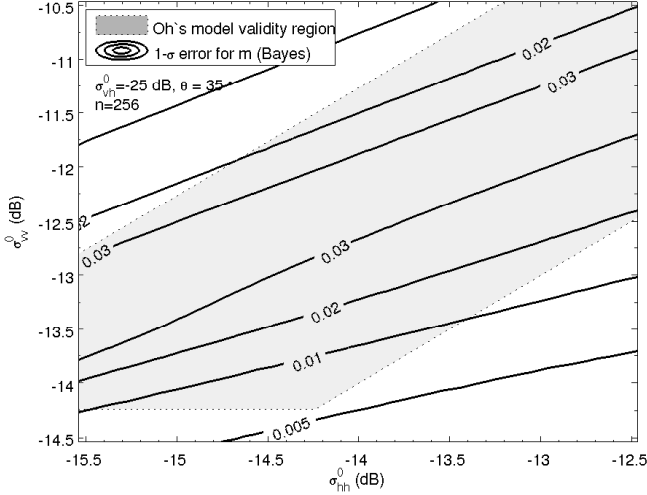


Fig. 5. One-sigma standard deviation of  $m_{est}^{Bayes}$  for a number of looks  $n = 256$ , in units of  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ . The parameters adopted by the simulation are:  $\sigma_m = 0.005 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$ ,  $\rho_{\sigma_{vv}^0/\sigma_{hh}^0} = 0.7$  and  $\rho_{\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0} = 0.1$ .

roughness, where the latter distributions are centered at the true value  $ks = 0.66$  and the precision takes values of 0.05, 0.1 and 0.25. A uniform prior  $U(0.04, 0.35)$  is used for soil moisture. For the number of looks  $n > 300$ , all the estimates tend to the true value of  $m = 0.20 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$  within the  $0.005 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$  range, which is the intrinsic heterogeneity of the soil given by  $\sigma_m$ . This true value is also the estimated  $m$  derived from Oh's model ( $m_{est}^{Oh}$ ), which does not depend on  $n$  since Oh's model does not take into account speckle. As expected, the retrieval schemes weights the likelihood using the prior, and different rates of convergence are reached. However, two regions are readily determined. On one hand, a region for large  $n$ , where it is observed that the retrieval with uniform prior converges faster than when a Gaussian prior is used. On the other hand, a precise prior is preferable for low  $n$  ( $n < 50$ ), where it is observed that  $N(0.66, 0.05)$  approaches to the true  $m = 0.20 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$  value faster (i.e. with a higher slope) than an imprecise one ( $N(0.66, 0.25)$ ) and even faster than when a uniform prior  $U(0.13, 3.5)$  is used. In other words, when variance from speckle is significant (low values of  $n$ ), a precise prior improves the retrieval by strongly restricting the possible values of  $m$ , whereas for large  $n$  any prior performs equally well, specially the uniform one. For  $n > 300$ , the error  $m_{std}$  is less than  $0.03 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ , where for  $n < 50$  the error is about  $0.06 - 0.07 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ .

In Fig. 6, a small overestimation of  $m_{est}^{Bayes}$  is observed ( $< 0.005 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ) for large  $n$  ( $> 350$ ). Further numerical simulations suggest that this bias is related to the choice of the priors. In the particular case of Fig. 6, the roughness priors were normally distributed centered at the true value of  $ks$  whereas a uniform prior for soil moisture was employed. In these cases, the Bayesian retrieval scheme may suggest an overestimation of the true soil moisture values. On the other hand, when a Gaussian assumption for soil moisture is made (results not shown) overestimation as well as underestimation

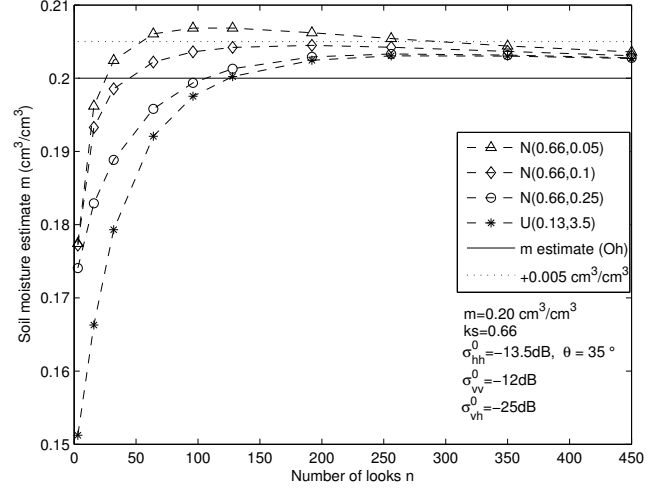


Fig. 6. Bayesian retrievals of soil moisture using Gaussian and uniform distributions as prior information for soil roughness, as a function of the number of looks  $n$ , in units of  $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ . Uniform prior  $U(0.04, 0.35)$  is used for soil moisture. The true value from Oh's retrieval is shown along with the  $\sigma_m$ -line, thus indicating the minimum uncertainty that every retrieval might have. The parameters adopted by the simulation are:  $\sigma_m = 0.005 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ,  $\sigma_{ks} = 0.01$ ,  $\rho_{\sigma_{vv}^0/\sigma_{hh}^0} = 0.7$  and  $\rho_{\sigma_{vh}^0/\sigma_{vv}^0} = 0.1$ .

is found for  $m_{est}^{Bayes}$ . In more general cases, where the priors are neither necessary normally distributed nor centered around the true value, a more complex behavior was observed which deserves further analysis.

## V. CONCLUSION

Surface soil moisture estimation from SAR data is a complex task. This is related to many issues, but the spatiotemporal dynamics of soil moisture and the low dynamic ranges of soil backscatter involved are among the most important ones. Solutions to this complex problem should include better and more tested forward and inverse models. However, it is important to understand that inverse models should address in some way the two phenomena that most degrade the retrieval: speckle and soil spatial heterogeneities. In order to address these issues, a Bayesian methodology has been proposed.

In this methodology, a model for the soil backscattering and a model for the speckle are combined using the framework of the multiplicative model and Bayes' theorem. Therefore, this methodology is able to take into account terrain features as well as speckle noise to achieve a robust retrieval of soil parameters from SAR data. This Bayesian methodology: (1) needs only a forward model (as the Bayesian approach itself is the inversion procedure applied to forward model data), (2) gives an estimation of soil parameters as well as their associated error, (3) can include as many error sources as necessary, and (4) can include prior information in a systematic way.

To illustrate the retrieval scheme, a simplified formulation of Oh's model was used throughout this work. Furthermore, the speckle was modeled using appropriate distributions. Using reasonable hypothesis about functions and model parameters,

the retrieval scheme was tested in different scenarios by means of numerical simulations.

For any soil condition, when the number of looks  $n$  is low and uniform priors for soil parameters are used, the retrieval errors are large. However, when significant multilooking ( $n = 256$ ) is present, the retrieval error decreases. The relative improvement due to the increasing of  $n$  is displayed by the one-sigma contour lines, where error decreases from  $\sim 0.07 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$  to  $\sim 0.03 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ .

The effect on the retrieval of different prior distributions was also studied. Comparing Gaussian and uniform priors gives rise to two well-defined behavior for the soil moisture estimates in terms of the number of looks  $n$ . For large  $n$  ( $n > 300$ ), both uniform and Gaussian priors work well (i.e. convergence is assured within the intrinsic variance of the soil moisture). For low values of  $n$  ( $n < 50$ ), a precise prior (i.e.  $\sigma'_{ks} = 0.05$ ) determines a rate of convergence higher than an imprecise one (i.e.  $\sigma'_{ks} = 0.25$ ). A small overestimation is observed ( $< 0.005 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ ) for large  $n$  ( $> 350$ ). This bias could be related to the the choice of the priors.

In summary, the proposed soil moisture retrieval scheme takes as inputs the measured soil backscattering coefficients, soil ancillary parameters and the number of looks, among others. Soil ancillary parameters are related to the expected distribution of soil parameters within the SAR pixel. So defined, soil moisture estimation converges to the expected behavior when  $\sigma_m \rightarrow 0$ ,  $\sigma_{ks} \rightarrow 0$  and  $n \rightarrow \infty$ , confirming that the standard Oh's model regime is reached.

Due to its conception, the presented model is able to study the performance of different retrieval schemes for different types of soils and/or different soil moisture spatial distributions. Furthermore, since soil variance increases with scale, multilooking will reduce speckle variance but also will increase observed soil parameters variance ( $\sigma_m^2$ ,  $\sigma_{ks}^2$ ), thus ultimately degrading the retrieval. Therefore, the proposed scheme is a useful tool to investigate, given an error requirement, which is the optimum number of looks for soil moisture retrieval in a given soil condition (degree of heterogeneity).

#### ACKNOWLEDGMENT

The authors would like to thank C. Notarnicola and D. Dadamia for their helpful review comments. This work was funded by the Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (ANPCyT) (PICT 1203) and MinCyT-CONAE-CONICET project 12. The author thanks the anonymous reviewers for their thoughtful comments for improving the manuscript.

#### REFERENCES

- [1] Y. Kerr, "Soil moisture from space: Where are we?," *Hydrogeology Journal*, vol. 15, pp. 117–120, 2007, 10.1007/s10040-006-0095-3.
- [2] F. T. Ulaby, R. K. Moore, and A. K. Fung, *Microwave remote sensing: Active and passive. Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission Theory*, vol. 2, Addison-Wesley, 1982.
- [3] C. Oliver and S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images*, SciTech Publishing, 2004.
- [4] A. K. Fung, *Microwave scattering and emission models and their applications*, The Artech House remote sensing library. Artech House, 1994.
- [5] A. W. Western, R. B. Grayson, G. Blöschl, G. R. Willgoose, and T. A. McMahon, "Observed spatial organization of soil moisture and its relation to terrain indices," *Water Resources Research*, vol. 35, no. 3, pp. 797–810, 1999.
- [6] N. E. C. Verhoest, H. Lievens, W. Wagner, J. Alvarez-Mozos, M. S. Moran, and F. Mattia, "On the soil roughness parameterization problem in soil moisture retrieval of bare surfaces from synthetic aperture radar," *Sensors*, vol. 8, pp. 4213–4248, Jul. 2008.
- [7] G. Satalino, F. Mattia, M.W.J. Davidson, Thuy Le Toan, G. Pasquariello, and M. Borgeaud, "On current limits of soil moisture retrieval from ERS-SAR data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 40, no. 11, pp. 2438–2447, Nov. 2002.
- [8] J. S. Lee, K. W. Hoppel, S. A. Mango, and A. R. Miller, "Intensity and phase statistics of multilook polarimetric and interferometric SAR imagery," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 32, no. 5, pp. 1017–1028, Sep. 1994.
- [9] J. S. Lee, Jen-Hung Wen, T.L. Ainsworth, Kun-Shan Chen, and A.J. Chen, "Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, no. 1, pp. 202–213, Jan. 2009.
- [10] C. Lopez-Martinez, I. Hajnsek, J.S. Lee, E. Pottier, and X. Fabregas, "Polarimetric speckle noise effects in quantitative physical parameters retrieval," *Radar, Sonar and Navigation, IEE Proceedings -*, vol. 153, no. 3, pp. 250–259, Jun. 2006.
- [11] I. Hajnsek, E. Pottier, and S.R. Cloude, "Inversion of surface parameters from polarimetric SAR," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 41, no. 4, pp. 727–744, Apr. 2003.
- [12] A. Balenzano, F. Mattia, G. Satalino, and M.W.J. Davidson, "Dense temporal series of C- and L-band SAR data for soil moisture retrieval over agricultural crops," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 4, no. 2, pp. 439–450, June 2011.
- [13] F. Mattia, G. Satalino, V. R. N. Pauwels, and A. Loew, "Soil moisture retrieval through a merging of multi-temporal l-band sar data and hydrologic modelling," *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 13, no. 3, pp. 343–356, 2009.
- [14] Yunjin Kim and J.J. van Zyl, "A time-series approach to estimate soil moisture using polarimetric radar data," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, no. 8, pp. 2519–2527, Aug. 2009.
- [15] N. E. C. Verhoest, B. De Baets, F. Mattia, G. Satalino, C. Lucau, and P.A. Defourny, "A possibilistic approach to soil moisture retrieval from ERS synthetic aperture radar backscattering under soil roughness uncertainty," *Water Resources Research*, vol. 43, no. 7, pp. W07435, 2007.
- [16] H. Vernieuwe, N.E.C. Verhoest, H. Lievens, and B. De Baets, "Possibilistic soil roughness identification for uncertainty reduction on SAR-retrieved soil moisture," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 49, no. 2, pp. 628–638, Feb. 2011.
- [17] Y. Oh, K. Sarabandi, and F.T. Ulaby, "An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 30, no. 2, pp. 370–381, Mar. 1992.
- [18] P.C. Dubois, J. van Zyl, and T. Engman, "Measuring soil moisture with imaging radars," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 33, no. 4, pp. 915–926, Jul. 1995.
- [19] Y. Oh, "Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 3, pp. 596 – 601, Mar. 2004.
- [20] Z. S. Haddad, P. D. Dubois, and J. J. van Zyl, "Bayesian estimation of soil parameters from radar backscatter data," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 34, no. 1, pp. 76–82, Jan. 1996.
- [21] C. Notarnicola and F. Posa, "Bayesian algorithm for the estimation of the dielectric constant from active and passive remotely sensed data," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 1, no. 3, pp. 179–183, Jul. 2004.
- [22] F. Mattia, G. Satalino, L. Dente, and G. Pasquariello, "Using a priori information to improve soil moisture retrieval from ENVISAT ASAR AP data in semiarid regions," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 44, no. 4, pp. 900–912, Apr. 2006.
- [23] S.R. Cloude and E. Pottier, "A review of target decomposition theorems in radar polarimetry," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 34, no. 2, pp. 498–518, Mar. 1996.
- [24] A. Tarantola, *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA., 2005.

- [25] C. R. Vogel, *Computational Methods for Inverse Problems*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 2002.
- [26] K.S. Chen, Tzong-Dar Wu, Leung Tsang, Qin Li, Jiancheng Shi, and A.K. Fung, "Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 41, no. 1, pp. 90–101, Jan. 2003.
- [27] A.K. Fung and K.S. Chen, "An update on the IEM surface backscattering model," *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, vol. 1, no. 2, pp. 75–77, Apr. 2004.
- [28] Kaijun Song, Xiaobing Zhou, and Yong Fan, "Empirically adopted IEM for retrieval of soil moisture from radar backscattering coefficients," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 47, no. 6, pp. 1662–1672, Jun. 2009.
- [29] A. Merzouki, H. McNairn, and A. Pacheco, "Mapping soil moisture using RADARSAT-2 data and local autocorrelation statistics," *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*, vol. 4, no. 1, pp. 128–137, Mar. 2011.
- [30] M. Callens, N. E. C. Verhoest, and M. W. J. Davidson, "Parameterization of tillage-induced single-scale soil roughness from 4-m profiles," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 44, no. 4, pp. 878–888, Mar. 2006.
- [31] D. J. C. MacKay, *Information Theory, Inference, and Learning Algorithms*, Cambridge University Press, 2003.
- [32] A. W. Western and G. Blöschl, "On the spatial scaling of soil moisture," *Journal of Hydrology*, vol. 217, no. 3–4, pp. 203–224, 1999.
- [33] T.J. Jackson, H. McNairn, M.A. Weltz, B. Brisco, and R. Brown, "First order surface roughness correction of active microwave observations for estimating soil moisture," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, vol. 35, no. 4, pp. 1065–1069, Jul. 1997.
- [34] L. Wasserman, *All of Statistics: A Concise Course in Statistical Inference*, Springer Texts in Statistics. Springer, 2004.



**Matias Barber** received the degree in physics from the University of Buenos Aires, Argentina, in 2009. He is currently pursuing the Ph.D. degree working on surface scattering models at the Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Buenos Aires, Argentina. Since 2007 he is also responsible for development of laser profilers and field work.



**Francisco Grings** received the Ph.D. degree in 2008. He is a physicist and a junior research member of Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) working at Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Buenos Aires, Argentina. He is responsible for remote sensing modeling within IAFE's remote sensing group. He is leading the Observing System Simulation Experiment (OSSE) project at IAFE.



**Pablo Perna** is a student in computer science finishing his career at the University of Buenos Aires. He is a consultant for Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Buenos Aires, Argentina, and responsible for computer simulations and data acquisition algorithms.



particular emphasis on satellite data applications in soil properties.

**Marcela Piscitelli** is an agronomist graduated from the University of Buenos Aires, Argentina, in 1980, and received her Magister degree in Remote Sensing and Geographic Information Systems from the Universidad del Centro (UNCPBA) in 2009. Since 1989 she is Professor of Soil Management and Conservation at UNCPBA. Her research here is focused on soil cartography, soil physical degradation and soil water erosion. She has field experience in soil conservation tillage using experimental plots. Latterly, she focused her research on soil remote sensing with



**Martin Maas** is currently pursuing the Licenciatura degree in Applied Mathematics, at the University of Buenos Aires. He works in numerical electromagnetics and statistical modeling in microwave remote sensing, at the Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Buenos Aires, Argentina.



**Cintia Bruscantini** is an electronic engineer currently pursuing the engineering Ph.D. degree in observing systems simulations at the Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Buenos Aires, Argentina. She has been working on developing an Observing System Simulation Experiment (OSSE) for the Aquarius soil moisture product. She is also collaborating with the National Commission on Space Activities (CONAE) of Argentina for the calibration of the microwave radiometer (MWR) on board the Aquarius/SAC-D.



**Julio Jacobo-Berlles** received the Eng. degree in electronics and the Ph.D. degree in computer science from the University of Buenos Aires, Buenos Aires, Argentina, in 1983 and 2005, respectively. His current research interests include microwave remote sensing, image processing, and computer vision. He is currently an Adjoint Professor at the Computer Science Department, Faculty of Exact and Natural Sciences, University of Buenos Aires and is currently involved in a collaboration project related to the Argentine SAOCOM SAR mission.



applications and quality analysis of the future Argentine SAOCOM SAR mission products.

**Haydee Karszenbaum** is a physicist and research member of Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), a remote sensing specialist, and Director of the Remote Sensing Group at the Instituto de Astronomía y Física del Espacio (IAFE), Buenos Aires, Argentina. Since 1983, she has worked in remote sensing, and since 1997, she has been dedicated to microwave remote sensing. She is currently the PI of national projects and of Space Agencies AO projects. She is also coordinating a technology transfer project related to

# Sensor de humedad

N. Echebarrena y T. Zanfrini

Laboratorio 7, FCEyN, Universidad de Buenos Aires (UBA).

22 de febrero de 2012

## Resumen

*El presente trabajo tiene como objetivo final el diseño y construcción de un instrumento capaz de medir la humedad en una porción de suelo y al mismo tiempo, tomar las coordenadas geográficas espaciales de dicha medición con el fin de generar mapas de humedad de la región medida. Este aparato será utilizado en el marco de las misiones satelitales de la CONAE, con el objetivo de hallar un vínculo entre la humedad superficial del suelo con el coeficiente de backscattering arrojado por un satélite en el rango de las microondas ( $\lambda \sim 25\text{cm}$ ).*

## 1. Introducción.

### 1.1. El proyecto global

Actualmente la CONAE tiene en ejecución un conjunto de misiones satelitales enfocadas fundamentalmente en la medición y determinación de mapas de humedad del suelo en el territorio argentino. En estas misiones se intenta averiguar cual es la humedad presente en la primer capa del suelo que llega hasta los 10 cm de profundidad aproximadamente. El conocer la humedad del suelo a esta profundidad tiene una gran importancia económica, productiva y ambiental entre otras. FALTA EJEMPLO CONCRETO. Esto es así porque muchas actividades productivas como por ejemplo, la agricultura y el criado de animales, dependen fuertemente de éste parámetro.

La técnica utilizada para la determinación de la humedad superficial utiliza el principio de backscattering que se presenta cuando se incide con una onda electromagnética sobre una superficie. Para el envío de la onda incidente y la medición de la onda reflejada se utilizan satélites que orbitan la tier-

ra a una distancia de 600 kilómetros aproximadamente. El coeficiente de backscattering  $\sigma_{pq}^o$  en la escala de las microondas depende de la humedad  $m_v$  y rugosidad del suelo  $s$ , como también del ángulo de incidencia  $\theta$ , salinidad  $\kappa$  y porosidad  $\varrho$  entre otros, como se ve en la ecuación 1.

$$\sigma_{pq}^o = f(m_v, s, \theta, \kappa, \varrho \dots) \quad (1)$$

En otros trabajos<sup>1</sup> se analizó la dependencia de la onda reflejada en función de estos parámetros, donde se llegó a la conclusión de que los mas significativos son la humedad del suelo y la rugosidad del mismo, mientras que los demás son correcciones a segundo orden y que se desprecian en el modelo utilizado por las misiones mencionadas. Entonces, despejando la humedad en función de la rugosidad y del coeficiente de backscattering, y tirando los demás parámetros de menor peso, se obtiene la humedad del suelo, como se ve en la ecuación 2.

$$m_v = g(\sigma_{pq}^o, s) \quad (2)$$

Gracias a este modelo es posible conocer la humedad del suelo si uno conoce la rugosidad y la amplitud de la onda reflejada. En

<sup>1</sup>P. Ferrazzoli, L. Guerreiro, S Paloscia, P. Pampaloni and D. Solimini, "Modeling polarization properties of emission from soil covered with vegetaion"(1992).

otros estudios<sup>2</sup> sobre la rugosidad del suelo a la escala de las microondas, se determinó que la variación de ésta a lo largo del tiempo y espacio es mucho mas baja que la variación de la humedad en una zona específica. Mientras que la humedad depende de las lluvias y del ángulo de incidencia del Sol principalmente, la rugosidad depende de la actividad que se desarrolla en la zona y de procesos geológicos de largo plazo, como la erosión debida a los vientos por ejemplo. Por este motivo el método de tele-detección por backscattering es útil, pues efectuando una medición *in situ* de la rugosidad, se pueden obtener resultados inmediatos sobre la humedad del suelo.

La resolución del satélite está determinada por el tamaño mínimo de los pixels, que es el área mínima donde el satélite puede discernir entre dos valores. Como la radiación emitida por el satélite es coherente, aparece un problema en la medición llamado *Speckle*. Por este motivo la distribución de probabilidades en función de la potencia recibida es una exponencial donde la varianza es muy grande. La solución es promediar aquellos pixeles que uno espera que sean parecidos.

Si uno conoce la distribución espacial de la humedad, puede proponer una cantidad de pixeles relacionada con el tamaño característico de la distribución, para luego promediar. Así se obtienen distribuciones de probabilidad  $\gamma$  con una varianza menor. Si se promedia sobre una cantidad que representen una región mayor al tamaño característico de la distribución espacial, se comete un error estadístico al promediar magnitudes que uno espera poder distinguir. Osea, lo que se quiere hacer es establecer el área óptima sobre la cual realizar el promedio.

Por estos motivos, el modelo teórico utilizado necesita conocer *a priori* cual es la distribución espacial de la rugosidad en el área de interés. Entonces con este dato y el de coeficiente de backscattering  $\sigma_{pq}^o$  se puede obtener la humedad de la zona a partir de la obser-

vación satelital. Sin embargo, la medición se ve afectada por el problema de *Speckle* y por este motivo, es necesario conocer la distribución espacial de la humedad para corregirlo.

Debido a que actualmente no existen en la Argentina estudios acerca de la distribución de la humedad de los suelos, se vuelve necesario el desarrollo de un proyecto que se enfoque en este fenómeno. Dicho proyecto debería contemplar la toma de datos en zonas de interés, el diseño y armado del instrumental necesario para dicha tarea y finalmente, el análisis teórico de los mismos.

## 1.2. Nuestro proyecto y contribución

Nuestro proyecto radica en el armado y construcción de un instrumento que permite medir la humedad del suelo junto con la posición sobre el globo con el fin de poder estudiar la distribución espacial de la humedad en distintas escalas. El almacenamiento de la información y manejo del dispositivo se realiza mediante una *tablet PC* con comunicación vía bluetooth. Para el armado del instrumento, la idea es integrar un sensor de humedad y un GPS comerciales, sobre un soporte en forma de bastón que permite la fácil manipulación y transporte del mismo, y vincularlos con la *tablet PC* vía bluetooth. El fin de este instrumento es poder medir la humedad del suelo en cierta posición, con facilidad, rapidez y precisión razonables.

El instrumento consiste en en el montaje del sensor de humedad y el GPS sobre un soporte como muestra la figura 1. Se observa un bastón rígido de PBC de un metro veinte de altura aproximadamente que tiene el sensor de humedad en un extremo y el GPS más los módulos bluetooth en el otro. La idea de la *tablet PC* es que la lleve consigo quien vaya a medir con el instrumento, y pueda observar datos de la medición realizada en el momento.

<sup>2</sup>M. Barber, C. Pepe, P. Perna, F. Grings, J.J. Berles, M. Thibeault and H. Karszenbaum, "A novel method for 2-D agricultural soil roughness characterization based on a laser scanning technique" (2008).

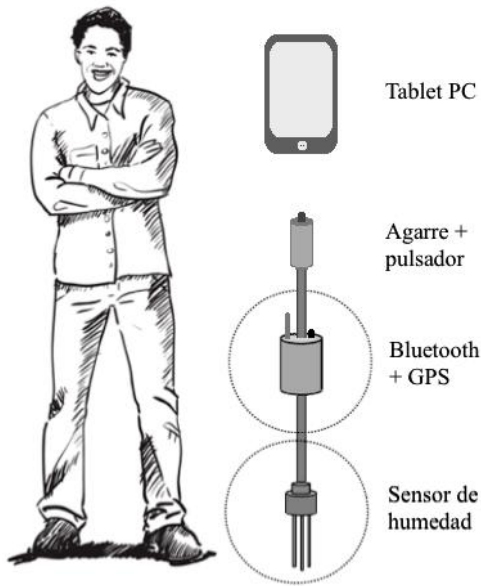


Figura 1: Esquema del bastón armado.

La idea global sería la siguiente; quien vaya a utilizar el instrumento puede configurar desde la *tablet PC* las opciones del sistema. Al llegar al lugar deseado, se clava el sensor donde se quiera medir y apretando un botón en la parte superior del bastón se da la orden de realizar una medición. Si la medición es buena se toma, sino se descarta. La medición realizada por el sensor es enviada a la *tablet PC* vía bluetooth, junto con el dato de la posición global que adquiere el GPS en simultaneo. Los datos de la medición pueden ser visualizados en la tablet en el momento que fueron realizados.

Para mejorar la precisión del dato del GPS, los mismos se van a corregir con los datos que se obtienen de una estación fija a la tierra que posee el servicio geográfico militar. Para poder hacer esta corrección es necesario pedirle al GPS los datos sin procesar de los tiempos medidos con los distintos satélites. Los módulos comerciales normalmente se comunican mediante un protocolo que no dispone esta información y es por eso que se debe cambiar a otro protocolo levemente mas complejo llamado *Sirf*. Trabajando en este protocolo es posible obten-

er los datos compatibles con los datos de la estación terrena y una vez juntos, corregir los datos obtenidos durante las mediciones. Con este método se puede obtener un error en la medición de aproximadamente un metro. Si se quisiera obtener un error del mismo orden utilizando solamente un GPS se debería recurrir a módulos muchos mas caros.

El sensor de humedad utilizado es un *Hydra Probe Soil Sensor* de la marca *Stevens* que funciona bajo un protocolo digital serie llamado RS-485. Junto con el sensor viene un manual<sup>3</sup> que trae la lista de comandos para interactuar con el dispositivo. El principio de funcionamiento y la forma en la que el sensor toma una medición será detallada en la sección referida al mismo.

El GPS utilizado es un ET-332 de la marca *GlobalSat* y se lo eligió por su bajo costo y reducido tamaño. Junto con este módulo viene la antena necesaria para su uso y el manual<sup>4</sup> donde se detallan las características y los distintos protocolos disponibles para el mismo.

El instrumento no será calibrado en nuestro trabajo ya que el método que se utiliza para la calibración del dato e humedad requiere de mucho tiempo o de instrumental del cual el grupo no dispone hasta la fecha. Por este motivo no se presentaron mediciones realizadas con el instrumento. De todos modos, si se corroboró el funcionamiento del aparato observando la recepción de datos.

Los datos medidos por el sensor, así como los obtenidos por el GPS serán transmitidos por bluetooth. La *tablet PC* será la encargada de manejar al sensor y al GPS en simultáneo.

### Sensor de humedad Hydra Probe

El sensor *Hydra Probe* es capaz de medir la temperatura del suelo, la humedad, la conductividad eléctrica y la permitividad dieléctrica compleja. ACÁ VA LA JUSTIFICACIÓN DEL SENSOR?. Los materiales y

<sup>3</sup>[http://www.stevenswater.com/soil\\_moisture\\_sensors/Hydra%20probe%20Manual.PDF](http://www.stevenswater.com/soil_moisture_sensors/Hydra%20probe%20Manual.PDF)

<sup>4</sup>[http://www.globalsat.com.tw/globalsat\\_admin/new\\_file\\_download.php?Pact=FileDownloadPval=1749](http://www.globalsat.com.tw/globalsat_admin/new_file_download.php?Pact=FileDownloadPval=1749)



la construcción del instrumento fueron pensados para soportar un periodo de varios años enterrado en el suelo. Este consiste en cuatro puntas de acero inoxidable, una carcasa de plástico resistente y sellado con un epoxy de alto rendimiento que protege los circuitos internos de la corrosión y propiedades reactivas del suelo.

El instrumento tiene cuatro calibraciones dependiendo de la composición del suelo. Las calibraciones son arena, limo, arcilla o *loam*<sup>5</sup>. El modo *loam* es el que viene seteado de fábrica y se adapta bien a suelos *loam* arcillosos, *loam* arenosos y *loam* arcillosos y arenosos.

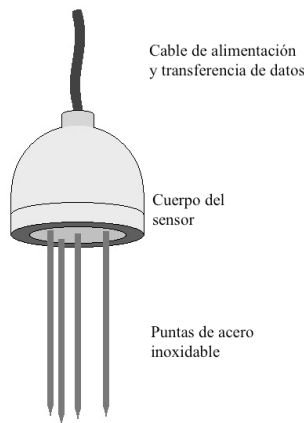


Figura 2: Esquema del sensor de humedad Hydra Probe.

En la figura 2 se puede ver un dibujo esquemático del sensor. Los componentes estructurales del sensor son los siguientes. Cuatro puntas de acero inoxidable en la base inferior del instrumento son las que realizan las mediciones. Cada punta tiene un largo de 5,5 cm, un ancho de 3 mm y salen de una base circular de 4,2 cm de diámetro. La separación entre las cuatro puntas es de 1 cm aproximadamente. El cuerpo del instrumento contiene los circuitos, microprocesadores y demás componentes eléctricos. Este último es de ABS (un termo-plástico muy resistente), las dimensiones externas son 4,2 cm diámetro y 12,4 cm de alto. En la parte superior tiene un cable de salida que sirve para la

<sup>5</sup>*loam*: una mezcla de arena, arcilla y materiales orgánicos.

alimentación y transferencia de datos. Tiene un peso de 200 gramos y funciona entre 7 Volts y 20 Volts, siendo 12V la tensión recomendada. Además trabaja en un rango de temperaturas de -30C a 65C. El consumo es mayor a los 10 mA cuando esta en *standby* y del orden de los 30 mA cuando está activo.

Las mediciones del sensor Hydra Probe están basadas en la física y comportamiento de la onda electromagnética reflejada que se propagan a partir de las puntas metálicas bajo tierra. El volumen eficaz de medición es 5,7 cm de alto y 3 cm de diámetro. El instrumento utiliza algoritmos patentados para convertir la señal recibida en valores de permitividad dieléctrica. La permitividad dieléctrica compleja está relacionada con la capacitancia eléctrica y conductividad eléctrica. A partir de la permitividad dieléctrica compleja, el sensor calcula simultáneamente los valores de humedad y conductividad eléctrica del suelo. Además, estos valores de humedad y conductividad eléctrica son corregidos por un valor de temperatura provisto de forma independiente.

En el cuadro 1 se muestra la precisión y exactitud de los distintos parámetros que puede medir el sensor:

Parámetros	Exactitud/Precisión
Temperatura (C)	± 0.6 Grados Celcius (From -30C to 36C)
Humedad del suelo wfv ( $m^3m^{-3}$ )	± 0.03 wfv ( $m^3m^{-3}$ ) de exactitud
Humedad del suelo wfv ( $m^3m^{-3}$ )	± 0.003 wfv ( $m^3m^{-3}$ ) de precisión
Conductividad eléctrica (S/m) TUC*	± 0,0014 S/m o ± 1%
Conductividad eléctrica (S/m) TC**	± 0,0014 S/m o ± 5%
Constante dieléctrica Real/Imaginaria TUC*	± 0,5 o ± 1%
Constante dieléctrica Real/Imaginaria TC**	± 0,5 o ± 5%

wfv cantidad de agua por volumen.

\*TUC valores sin corrección de temperatura.

\*\*TC valores corregidos con la temperatura.

Cuadro 1: Precisión y exactitud de los parámetros.

Existen tres versiones del sensor dependiendo de la forma en que se transfieren los

datos; dos versiones digitales y una analógica. La que aquí se utiliza es la versión digital llamada RS-485 que tiene incorporado un microprocesador que procesa la información del sensor en datos y los transfiere de manera digital. Las ventajas de los sensores digitales sobre el analógico es que la información viene ya procesada, que se pueden utilizar cables largos para la transferencia de datos sin pérdida de información y que se pueden conectar varios sensores en paralelo a un mismo puerto de comunicación del instrumento que recolecta la información.

El protocolo RS-485 es *Half-Duplex*, lo cual significa que se debe controlar el sentido de envío y recepción de datos.

### GPS ET-332

El modulo GPS utilizado es el ET-332 de la Marca *GlobalSat*. Se eligió este módulo por su bajo costo y su pequeño tamaño, junto con la posibilidad que ofrece de trabajar en el modo *SiRF*. La necesidad de trabajar en éste protocolo se detalló anteriormente en la sección 1.2. El error en la posición de éste módulo es  $\pm 10$  mts antes de ser corregido y tiene un consumo promedio de  $42$  mA. El módulo trabaja con una alimentación de continua entre los  $3.8$  V y los  $6.5$  V.



Figura 3: GPS ET-332 marca GlobalSat.

Como se dijo en la sección 1.2, el protocolo *SiRF* sirve para extraer información que con el protocolo *NMEA* (el otro protocolo que maneja el módulo) no se puede obtener.

Los comandos en el código *SiRF* se escriben siguiendo el esquema mostrado en la figura 4.

Start Sequence	Payload Length	Payload	Message Checksum	End Sequence
0xA0 , 0xA2	Two-bytes (15-bits)	Up to $2^{10}-1$ ( $<1023$ )	Two-bytes (15-bits)	0xB0, 0xB3

Los caracteres precedidos por 0x simbolizan un valor hexadecimal.

Figura 4: Forma general de escribir un mensaje.

El *Pay load* contiene la información que detalla cuál es el comando utilizado y cuales son los valores que éste puede mostrar. El *pay load lenght* contiene la información sobre el largo en bytes del *Pay load*. El *checkSum* contiene la información sobre una cuenta que realiza el instrumento con los valores de cada uno de los bytes del *pay load* para verificar si el mensaje que se transmite es el correcto. Finalmente, el *start sequence* y *end sequence* son iguales para todos los comandos del protocolo y son los que indican el inicio y finalización de un mensaje.

La operación que realiza el *CheckSum* consiste en sumar todos los valores de cada uno de los bytes del *pay load* y finalmente quedarse solo con los 2 bytes menos "pesados" de dicha cuenta, que son los dos número que mas cambian en una secuencia numérica. La función del *CheckSum* es la de verificar el correcto funcionamiento del canal de comunicaciones. Uno recibe un mensaje, le calcula el *CheckSum* y, si éste no da lo mismo que el que venía con el mensaje, entonces el aparato sabe que hubo algún tipo de error en la comunicación, de lo contrario, el mensaje es el correcto.

### Tablet PC

La *tablet PC* utilizada es una *adifdsjhfkdsjfh*. Consta de dos puertos bluetooth para la recepción de datos del sensor y del GPS. La *tablet* tiene el sistema operativo *Android* que permite correr programas hechos en lenguaje *Java*, que es el lenguaje en el cual se desarrolló el programa de control del instrumento.

También se puede conectar a una computadora para poder pasar los datos obtenidos y almacenados en la memoria.



Figura 5: Tablet PC con *Android*.

## 2. Diseño y construcción del instrumental.

### 2.1. Sensor

Tal como se explicó en la sección 1.2 el protocolo RS-485 es *Half-Duplex*. Esto significa que la comunicación sólo puede suceder en un sentido; nunca en ambos sentidos a la vez. Esta característica dificulta la adaptación de este protocolo a otro que sea *Full-Duplex*, como lo es el RS-232. La razón por la cuál nos interesa el protocolo RS-232 es que la comunicación entre la *tablet PC* y el instrumento de medición (sensor de humedad y GPS) son vía bluetooth. Los módulos bluetooth de los que disponemos, utilizan el protocolo RS-232. Para poder adaptar el protocolo RS-485 al protocolo RS-232 se utilizó un PIC (microprocesador), el cual cumple la función de poner el canal de transmisión en un sentido o en el otro.

Por un lado, el protocolo RS-485 dispone de dos cables para la comunicación. Los dispositivos conectados con éste protocolo utilizan la tensión diferencial entre los dos cables del canal de comunicación. El microprocesador es programable y los programas se cargan con un software y un programador que distribuye la misma marca.

El microprocesador utilizado es el modelo PIC-16F873 de la marca *Microchip*. Se hizo uso de este procesador ya que cumplía con los requerimientos mínimos necesarios, como es la capacidad de almacenamiento y la cantidad de salidas configurables que éste trae.

Por otro lado, el protocolo RS-232 dispone de tres cables; uno de envío, uno de recepción y masa. La tensión en el cable en envío y recepción están referidos a masa.

El circuito armado para controlar el sensor se muestra en la figura 6.

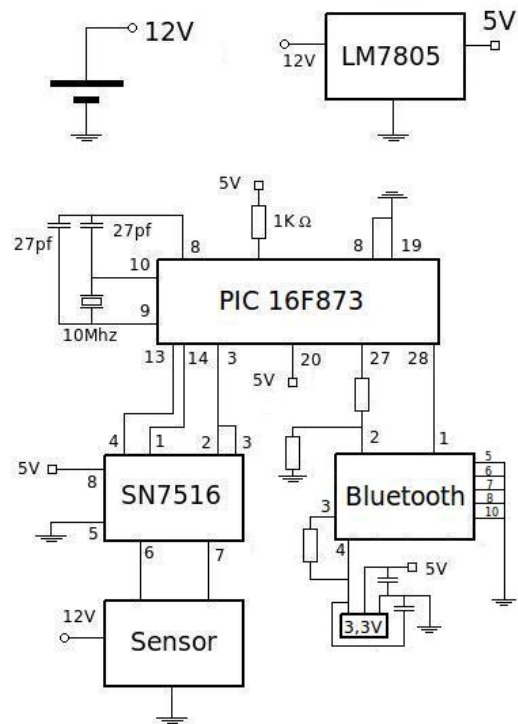


Figura 6: Circuito para la comunicación con la *tablet PC*.

En este circuito uno envía un mensaje de la lista de comandos del sensor (ver apéndice 5.1), a través del puerto bluetooth de la *tablet PC*. El PIC interpreta el mensaje, pone al SN7516 en modo transmisor y envía el mensaje al sensor de humedad que actúa según el mensaje recibido. Inmediatamente después de enviar el mensaje, el PIC pone al SN7516 en modo receptor. La respuesta del sensor de humedad contiene la información que uno quiere acorde a lo que uno le pidió. Este mensaje es interpretado nuevamente por el PIC

que lo envía a la *tablet* mediante el módulo bluetooth. El PIC realiza todas estas operaciones de acuerdo al programa que tiene cargado y que se muestra en el apéndice 5.2.

## 2.2. GPS

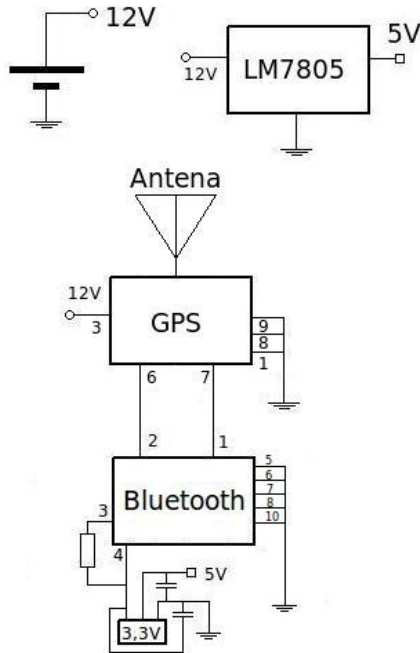


Figura 7: Circuito para la comunicación con la *tablet PC*.

Para la comunicación del GPS con un puerto serial con protocolo RS-232, se armó el circuito de la figura 7.

El GPS viene configurado de fábrica para trabajar en el protocolo *NMEA*. Como los datos necesarios para el análisis mencionado en la sección 1.2 sólo pueden ser pedidos mediante el protocolo *SiRF*, lo primero que se hizo fue pasar de *NMEA* al protocolo necesario. Una vez configurado el GPS para que trabaje en éste protocolo, queda así configurado aunque se reinicie el módulo.

A diferencia del sensor de humedad, el GPS envía datos constantemente. Esto es posible porque el protocolo RS-232 es *Full-Duplex* y permite la comunicación en ambos sentidos al mismo tiempo. En el protocolo

*SiRF* existe una lista<sup>6</sup> de comandos de petición y de respuesta que son utilizados para comunicarse con el módulo. Cualquier información que se le pida o envíe el módulo, es codificada en alguno de los mensajes de la lista mencionada. De fábrica, el GPS viene configurado para mandar algunos de estos mensajes que en particular, no son de interés para este proyecto.

Utilizando el circuito de la figura 7 se comunica el GPS con la *tablet*. Se escribió un programa (ver apéndice 5.3) en lenguaje *Python* que utiliza un comando que para habilitar o deshabilitar los mensajes de interés. Lo que se hizo fue deshabilitar todos los mensajes que el GPS envía por *default* y habilitar los mensajes necesarios para luego poder utilizarlos junto con los datos del IGN.

## 2.3. El instrumento.

Se armaron los circuitos correspondientes al sensor de humedad y al GPS en una plaqueta (ver apéndice 5.4). En la figura 8 se muestra una imagen de la misma donde se observan los componentes utilizados.

La plaqueta junto con el módulo GPS y el sensor de humedad se montaron en un bastón hueco de PVC de 1,20m de largo y 45mm de diámetro. Se montó una batería de 12V para la alimentación del circuito, el sensor y el GPS. En el extremo superior del bastón se colocaron 3 leds que indican el encendido del aparato y la comunicación de cada uno de los bluetooth con la *tablet PC*. También se colocó una llave de alimentación y un botón para dar inicio a una medición.

<sup>6</sup>[www.sirf.com](http://www.sirf.com), "SiRF Binary Protocol Reference Manual".

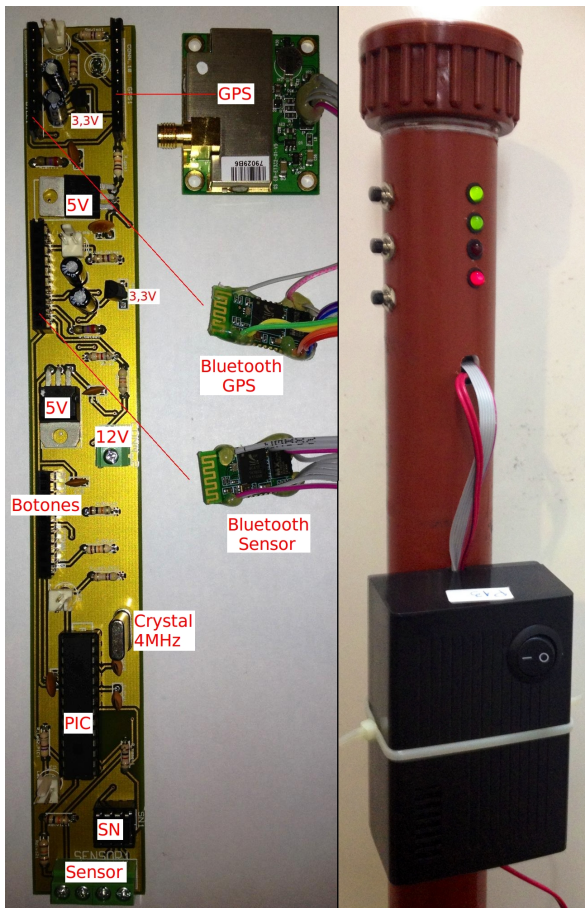


Figura 8: Imagen de la plaqueta final.

### 3. Objetivos logrados.

Hasta la fecha se logró la comunicación vía bluetooth y el control del sensor *Hydra Probe* desde una *tablet PC*. Esto requirió la utilización de un microprocesador (PIC), un modulo bluetooth y un integrado SN7516 para realizar la adaptación del protocolo RS-232 al RS-485, que es el protocolo nativo del sensor. Se corroboró el correcto funcionamiento de la comunicación del *Hydra Probe*, dado que se obtienen datos a partir de una medición.

Se utilizó un modulo bluetooth para establecer la comunicación entre el GPS

y la *tablet PC*. Se escribió un programa que permite la comunicación con el módulo GPS utilizando el protocolo *SiRF*. Mediante este programa se pueden configurar distintos parámetros del funcionamiento del GPS y realizar la petición de los datos de interés para el proyecto.

Se logró ensamblar el sensor de humedad y el GPS en un instrumento que cumple con las condiciones impuestas acerca de la portabilidad, robustez y facilidad de manejo necesarias para la realización de mediciones en el campo argentino.

### 4. Futuro del proyecto.

El control y manejo del instrumento se realizará desde la *tablet* con un programa escrito en *Java*. Esta tarea que ya está en desarrollo, se encuentra a cargo de otro integrante del grupo. El programa que fue hecho *Python* será reescrito en *Java* para el control del GPS, y se agregará otra parte para manejar el sensor de humedad. Se trabaja en *Java* porque este lenguaje permite la confección de programas que manejan varias tareas en simultáneo. El programa también deberá encargarse de guardar en la *tablet* los datos adquiridos.

Un vez realizado éste programa queda la realización de mediciones y calibración del instrumento.

### Referencias

- [1] F.T. Ulaby, R.K. Moore and A.K. Fung, "Microwave remote sensing: Active and Passive. Vol III" (1986).
- [2] T.J. Jackson and T.J. Schmugge, "Vegetation effects on the microwave emission from soils" (1991).

## 5. Apéndice

### 5.1. Comandos del sensor Hydra Probe

La lista que a continuación se muestra es la lista de comandos que viene adjunta con el manual del sensor *Hydra Probe*. Los primeros dos comandos son de configuración, éstos son: el tipo de suelo (ST) en que uno quiere a medir, y el *warm-up time* (WT) que establece el tiempo de estabilización que requiere el instrumento para realizar una buena medición. El sensor necesita ser habilitado antes de tomar una medición, esto se realiza mediante el comando *probe enable* que debe ser puesto en 1. Finalmente están los dos comandos para realizar (TR) y transmitir (T3) una medición.

En los comandos se puede observar como enviar un comando de lectura (*read command*) o de escritura (*write command*) y cuál es la respuesta que envía el sensor al recibir ese comando (*read response* o *write response*). Los comandos de lectura son para ver cuál es el valor de configuración actual del parámetro, y los comandos de escritura son justamente para setear un nuevo valor.

Los últimos dos comandos son de ejecución y son para indicarle al sensor que tome una medición y la transmita. Se ingresan tal como indica el *execute command*. Las respuestas a estos comandos son; ninguna para cuando se le indica tomar una medición, y la respuesta a *transmit reading* es justamente los valores de la medición.

La medición que nosotros le pedimos en este trabajo es la más completa que ofrece el sensor y es la que lleva el nombre T3. Al final de todo se puede observar que se recibe al pedir ésta medición.

#### Soil Type

Description: Gets/sets the probe soil type.  
Access Level: Read/Write  
Read Addresses: Broadcast, Exact  
Read Command: <addr>ST=?<CR><LF>  
Read Response: <addr><CR><LF>  
Write Addresses: Broadcast, Exact, Wildcard  
Write Command: <addr>ST=<soil><CR><LF>  
Write Response: <addr><soil><CR><LF> (No response for wildcard address)

#### Warmup Time

Description: Gets/sets the custom probe warmup time.  
Access Level: Read/Write  
Read Addresses: Broadcast, Exact  
Read Command: <addr>WT=?<CR><LF>  
Read Response: <addr><warmup><CR><LF>  
Write Addresses: Exact  
Write Command: <addr>WT=<warmup><CR><LF>  
Write Response: <addr><warmup><CR><LF>

#### Probe Enable

Description: Gets/sets whether the probe circuitry is enabled.  
Access Level: Read/Write  
Read Addresses: Broadcast, Exact  
Read Command: <addr>PE=?<CR><LF>  
Read Response: <addr><bool><CR><LF>  
Write Addresses: Exact  
Write Command: <addr>PE=<bool><CR><LF>  
Write Response: <addr><bool><CR><LF>

**Take Reading**

Description: Instructs a probe or group of probes to take a reading sample.  
Access Level: Execute  
Execute Addresses: Broadcast, Exact, Wildcard  
Execute Command: <addr>TR<CR><LF>  
Execute Response: (none)

**Transmit Reading Set**

Description: Instructs a probe to transmit a specific reading set.  
Access Level: Execute  
Execute Addresses: Broadcast, Exact  
Execute Command: <addr>T<set><CR><LF>  
Execute Response: <addr><readings><CR><LF>

**T3 - Transmit Set 3:**

- F) Temp C
- G) Temp F
- H) Moisture
- I) Loss Tangent
- J) Soil Electrical Conductivity (tc)
- K) Real Dielectric Permittivity
- L) Real Dielectric Permittivity (tc)
- M) Imag Dielectric Permittivity
- N) Imag Dielectric Permittivity (tc)
- O) Soil Electrical Conductivity
- P) Diode Temperature
- Q) Blank

## 5.2. Programa PIC

El programa cargado en el PIC es:

```
#include <16f870.h>

#fuses NOWDT, XT, PUT, BROWNOUT, NOLVP, NOCPD, NOWRT, NOPROTECT

#use delay(clock=4000000)
#USE rs232 (STREAM=pc,BAUD=9600,XMIT=PIN_B6,RCV=PIN_B7, BITS=8, PARITY=N, STOP=1, ERRORS)
#USE rs232 (STREAM=sensor,BAUD=9600,XMIT=PIN_C2,RCV=PIN_C3, BITS=8, PARITY=N, STOP=1, ERRORS)

#include <libsd.c>
#define led PIN_B5
#define ledA PIN_C4
#define pulsador PIN_B1
#define sn pin_A1

char respuesta1[20];
char respuesta2[20];
char a;
char b;
char c;
char d;
char e;
int1 error;
long timeout;
char w;
char x;
char y;
char z;

void main (void){

    output_high(led);

while (1){
output_low(ledA);
fprintf(pc , "Comienzo" );
    principio:
    if (kbhit(pc)){
        goto inicio;
    }
    if (input(pulsador) == 1){
        delay_ms(200);
        if (input(pulsador) == 1){
            output_high(ledA);
            fprintf(pc , "start" );
        }
        goto principio;

    inicio:
    a = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    b = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    c = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    d = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    w = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    x = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    y = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    z = fgetc(pc);
    delay_ms(100);
    fputc( a , pc);
    fputc( b , pc);
    fputc( c , pc);
    fputc( d , pc);
    fputc( w , pc);
    fputc( x , pc);
    fputc( y , pc);
    fputc( z , pc);
```



```

//fprintf(pc , " es el comando correcto: si(y) o no(n)??\n");
//e = fgetc(pc);
//if (e == 'y'){
output_high(sn);
fputc('0',sensor);
fputc('0',sensor);
fputc('0',sensor);
fputc(a,sensor);
fputc(b,sensor);
if (c == 0x20){}
else{fputc(c,sensor);}
if (d == 0x20){}
else{fputc(d,sensor);}
if (w == 0x20){}
else{fputc(w,sensor);}
if (x == 0x20){}
else{fputc(x,sensor);}
if (y == 0x20){}
else{fputc(y,sensor);}
if (z == 0x20){}
else{fputc(z,sensor);}
fputc(0x0D,sensor);
fputc(0x0A,sensor);

        output_low(sn);

timeout=0;
error=0;
while(!kbhit(sensor)&&(++timeout<50000)){
    delay_us(10);}
if (kbhit(sensor)){
    fgets(respuesta1,sensor);}
else{
    error=1;
}

fprintf(pc, "%s" , respuesta1);
fprintf(pc , " \n");
//}
}
}

```

Primero se define el microprocesador a utilizar, luego la frecuencia a la que va a trabajar y las librerías que se van a cargar. Luego defino los puertos de comunicación (serial), fijando los parámetros del protocolo. Éstos son los baudios a los que funciona, las patas del PIC que se van a utilizar para enviar y para recibir, la cantidad de bits, la paridad y si tienen o no bit de *stop*. Definimos una pata (PIN\_A1) para controlar la dirección de transmisión del SN7516. Defino el largo de las respuestas 1 y 2, defino variables, defino el *timeout* y la variable *error*. Lo primero que hace el programa principal es quedarse esperando que se pulse un botón. Luego de eso el programa espera recibir 8 caracteres por el puerto serie del PIC. Envía estos caracteres al sensor y luego se queda esperando la respuesta de este mismo. El sensor envía la respuesta al comando solicitado y esta es guardada por el PIC.

La rutina que sigue en el programa espera a que llegue una respuesta antes de un cierto tiempo fijado. Si no llega nada, el programa vuelve al *inicio*. Si llega algo, lo muestra en pantalla. Esta rutina fue puesta para que el sistema no se quede colgado en caso de no recibir ninguna respuesta, como sucede al enviar el comando *take reading* por ejemplo.

### 5.3. Programa Python

Primero se abre un archivo .TXT llamado "prueba". Luego se importan las librería *serial* que habilita la comunicación mediante el puerto serie, luego se importa la librería *string* para manejar cadenas de caracteres y finalmente se importa la librería *binascii* para pasar caracteres de valores ascii a hexadecimales y viceversa. Luego se define una rutina que calcula el *Checksum* del mensaje. A continuación se definen los parámetros del puerto serial. Lo siguiente que hace el programa es crear las subrutinas "deshabilitar", "habilitar". En estas rutinas se escriben en el puerto serie los comandos que deshabilitan y habilitan los mensajes que queremos. Posteriormente se llaman a estas dos subrutinas. Lo siguiente que hace el programa es quedarse esperando los mensajes que devuelve el GPS. Muestra en pantalla todos los mensajes que tienen el encabezado correcto. Finalmente guarda todos estos mensajes en el archivo "prueba.TXT" lo cierra.

```
#####
f=open('prueba.txt','w')
#####
import serial
import string
import binascii
#####
## rutina para calcular el checksum ##

def checksum(st):
    res = 0
    for c in st:
        res = res + ord(c)
    res = res & (2**15-1)
    hi = (res & 0xFF00) >> 8
    lo = (res & 0x00FF)
    return chr(hi) + chr(lo)
#####
## definicion del puerto y sus parametros ##

ser = serial.Serial('/dev/rfcomm0', baudrate=4800, timeout=10)
print ser.portstr
s = "$PSRF100,0,4800,8,1,0*0F"
#s = s + cs(s.replace('$','').replace('*','')) + '\r\n'
s = s + '\r\n'
print (s)
ser.write(s)

#####
ser = serial.Serial('/dev/rfcomm0', baudrate=4800, timeout=10)
#####
## Deshabilito todos los mensajes que me manda por default ##

def deshabilitar():
    r = ('A6' '02' '00' '00' '00' '00' '00' '00')
    o = binascii.unhexlify(r)
    m = binascii.hexlify(checksum(o))
    h = binascii.unhexlify('A0' 'A2' '00' '08' + r + m + 'B0' 'B3')
    ser.write(h)

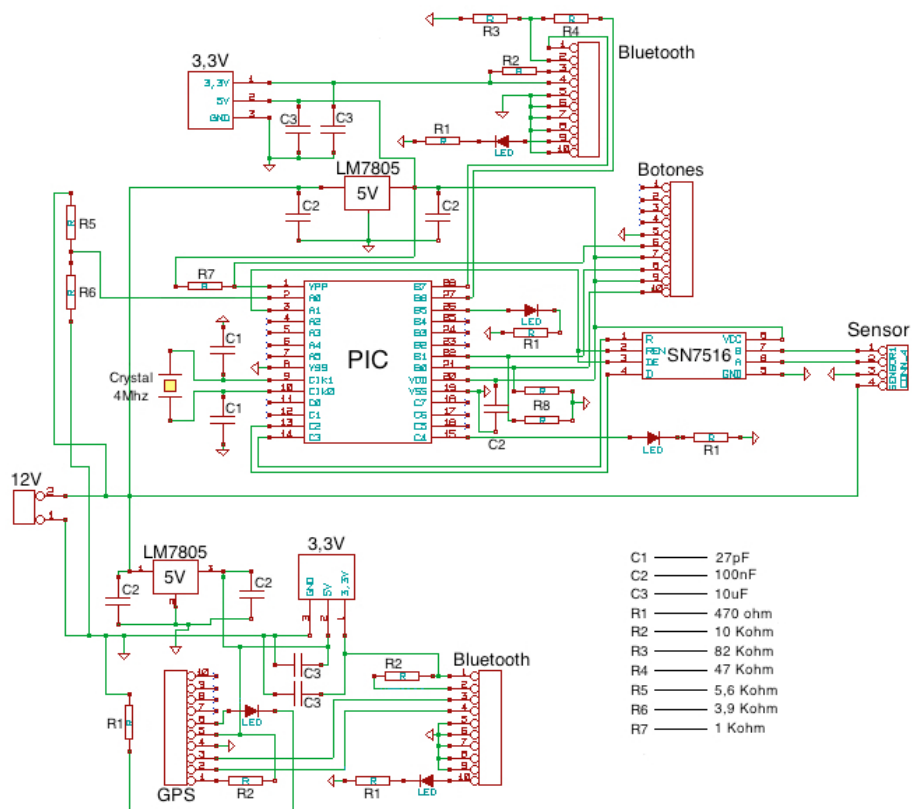
#####
## Habilito los mensajes que me interesan ##

def habilitar():
    r = ('A6' '00' '1C' '01' '00' '00' '00' '00') ## Measurement data cada 1 seg
    o = binascii.unhexlify(r)
    m = binascii.hexlify(checksum(o))
    h = binascii.unhexlify('A0' 'A2' '00' '08' + r + m + 'B0' 'B3')
    ser.write(h)
    r = ('A6' '00' '07' '01' '00' '00' '00' '00') ## Measurement data cada 1 seg
    o = binascii.unhexlify(r)
    m = binascii.hexlify(checksum(o))
    h = binascii.unhexlify('A0' 'A2' '00' '08' + r + m + 'B0' 'B3')
    ser.write(h)
    r = ('A6' '00' '02' '01' '00' '00' '00' '00') ## Measurement navigation data cada 1 seg
    o = binascii.unhexlify(r)
    m = binascii.hexlify(checksum(o))
    h = binascii.unhexlify('A0' 'A2' '00' '08' + r + m + 'B0' 'B3')
    ser.write(h)
    r = ('BB' '00' '00' '00' 'C8') ## elevation Mask = 200
    o = binascii.unhexlify(r)
    m = binascii.hexlify(checksum(o))
    h = binascii.unhexlify('A0' 'A2' '00' '05' + r + m + 'B0' 'B3')
    ser.write(h)
    r = ('97' '00' '00') ## poll Ephemeris
    o = binascii.unhexlify(r)
    m = binascii.hexlify(checksum(o))
    h = binascii.unhexlify('A0' 'A2' '00' '03' + r + m + 'B0' 'B3')
    ser.write(h)

#####
deshabilitar()
habilitar()
#####
```

```
for i in range(3000):
    line = ser.read()
    if ord(line) == 0xA0 :
        line = ser.read()
        if ord(line) == 0xA2 :
            dummy = ser.read()
            length = ord(ser.read())
            line = ser.read(length)
            print binascii.hexlify(line)
            cola = ser.read(4)
            print binascii.hexlify cola
            f.write(binascii.unhexlify('A0' + 'A2' ))
            f.write(line+cola)
            #f.write('A0' + 'A2' )
            #f.write(binascii.hexlify(line+cola))
#####
f.close()
#####
```

## 5.4. El circuito



En este circuito se juntaron los correspondientes al sensor y al GPS. El circuito es alimentado por una batería de 12V ya que el sensor funciona con esta tensión, por ello se pusieron además dos reguladores LM7805 para garantizar una alimentación de 5V estable para el resto de los componentes y dos reguladores de 3,3V para los módulos bluetooth.

Se diagramó este circuito en el programa *KiCad* en *Linux*, con el fin de diseñar la plaqueta (ver figura 9). Debido al poco espacio disponible en el interior del bastón, se diseñó la plaqueta doble faz utilizando *through-holes*. La misma fue mandada a hacer a un fabricante de plaquetas.

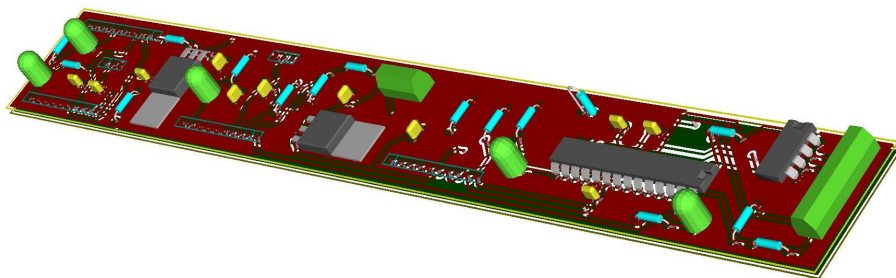


Figura 9: pre-visualización 3D de la plaqueta en KiCad.

# **CAMPAÑA CONAE MAYO 2011**

## **Participación IAFE: Análisis de las mediciones de rugosidad del CETT**

Autores: M. Barber, F. Grings, P. Perna, C. Bruscantini, H. Karszenbaum

**Marzo 2012**

## Resumen

En este informe se analizan las mediciones de rugosidad adquiridas por el perfilómetro láser 2D en la campaña de Mayo 2011 en el CETT (Córdoba). Se muestrearon cuatro parcelas dentro de las cuales se tomaron 10 mediciones de rugosidad longitudinales a los surcos y otras tantas transversales a los mismos. Dos parcelas fueron laboreadas con arado de discos y las otras dos con un arado de reja y vertedera, siendo éstas últimas las que presentaban una mayor rugosidad. Los parámetros de rugosidad usados fueron la altura rms  $s$  y la longitud de correlación  $l$ . Los resultados de tales mediciones son consistentes con el tipo de implemento utilizado en el laboreo así como con la pendiente topográfica en la que se encontraban las parcelas.

## Introducción

Los suelos agrícolas desnudos presentan una heterogeneidad espacial asociada principalmente a dos procesos:

- 1) Surcos generados por el arado en suelos bajo sistema de labranza tradicional.
- 2) Filas generadas por la sembradora en donde eventualmente crecerá un cultivo (filas de cultivo) en suelos bajo sistema de labranza cero o “siembra directa”.

Normalmente a dicha heterogeneidad se la conoce con el nombre de *rugosidad orientada* ya que presenta un patrón regular de surcos y/o filas. La magnitud de esta rugosidad depende enteramente del implemento usado para generarla (arado o sembradora). En contraposición, y sobreimpuesta a la anterior, se encuentra presente la *rugosidad aleatoria*. La misma está formada por agregados de suelo de entre 1 mm y 10 cm de tamaño y presentan un patrón irregular y aleatorio. Tal rugosidad “no orientada” se ve afectada por condiciones climáticas (viento –especialmente cuando el suelo se encuentra muy seco-, precipitaciones –que eventualmente derivan en escorrentía con la consecuente modificación de la rugosidad-) y el estado/tipo de suelo (humedad, contenido de materia orgánica, textura).

Dentro del marco de la observación remota usando microondas, dada la sensibilidad del radar a la rugosidad es esperable que el ángulo de mirada del radar respecto de los surcos presentes en el suelo afecte de manera no despreciable el coeficiente de retrodispersión medido por éstos. Cuantificar primero la rugosidad orientada y aleatoria y luego estudiar el impacto del ángulo de mirada, cobra relevancia dentro del marco de la adquisición de imágenes de radar con la finalidad de obtener parámetros físicos del blanco.

## Cuantificación de la rugosidad

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 descripta al conocer todos sus perfiles.

La rugosidad de una superficie genérica se caracteriza mediante dos parámetros obtenidos de los perfiles unidimensionales que la componen y que describen su componente vertical y horizontal, respectivamente. La componente vertical,  $s$ , se relaciona con el tamaño de las irregularidades, mientras que la componente horizontal,  $l$ , 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. La rugosidad aumenta al aumentar  $s$  mientras que perfiles con  $l$

grande tienden a ser chatos y por lo tanto con una menor rugosidad. La combinación  $s \gg 1$  y  $l \ll 1$  resulta en perfiles extremadamente rugosos. El límite opuesto,  $s \rightarrow 0$  y  $l \rightarrow \infty$  representa una superficie plana. Debido a su origen estocástico, aún perfiles con los mismos parámetros de rugosidad lucen visualmente distintos.

### Sitio de muestreo y ensayos

Las mediciones de rugosidad se realizaron sobre cuatro parcelas de tamaño 120 x 50 m de suelo desnudo y labranza tradicional del CETT: En la Fig. 1 (izq.), parcelas N1, N2, S1 y S2. Con respecto al laboreo, las parcelas N1 y S1 fueron trabajadas con un arado de reja y vertedera (Fig. 2, izq.), a 24 cm de profundidad. En cambio, para las parcelas N2, S2 se utilizó una rastra de discos doble acción a 12 cm. de profundidad (Fig. 2, der.). Consecuentemente, las parcelas tipo “1” presentaban una rugosidad mayor que las parcelas tipo “2”; a éstas se les asignó el nombre de RA (rugosidad alta) y RB (rugosidad baja), respectivamente. El período espacial de los surcos también difería, siendo de ~47-52 cm para las parcelas RA y de ~22 cm para las parcelas RB. Con respecto a la topografía, las parcelas S fueron aradas a favor de la pendiente, favoreciendo la erosión hídrica por escorrentía mientras que las parcelas N fueron labreadas en contra de la pendiente, disminuyendo así la pérdida de suelo por erosión hídrica.

Respecto de los ensayos realizados, en cada una de las cuatro parcelas mencionadas se tomaron 20 mediciones de rugosidad sobre un grillado como muestra las Fig 1 (der.): 10 longitudinales (L) a los surcos y 10 transversales (T). Por consiguiente, en total se tomaron 80 mediciones entre las cuatros parcelas S1, S2, N1 y N2.

Planificación Primavera-Verano 2009-2010. Sitio Experimental CETT



Figura 1: (Izq.) Esquema de las parcelas del CETT al momento de la campaña. Las parcelas N1, S1 se denominan RA (rugosidad alta), mientras que N2, S2 se denominan RB (rugosidad baja). La dirección de la pendiente es Este-Oeste. (Der.) Esquema de mediciones (cruces amarillas) sobre la parcela S1: 10 sitios, 2 mediciones por sitio (rugosidad longitudinal y transversal). Dicho esquema se repite en S2, N1 y N2 (cruces no mostradas).



Figura 2: (izq.) Arado de reja y vertedera (*moldboard plow*). (der.) Arado de disco doble acción (*double-acting disk*); nótese las dos hileras de discos una detrás de la otra.

### Resultados

En la Fig. 3 se muestran los pares  $(s, l)$  medidos, diferenciándose entre aquellos medidos longitudinalmente respecto a los surcos (marcadores negros) y aquellos medidos transversalmente (rojos). Dentro de cada categoría también se hace diferencia entre aquellas mediciones hechas sobre parcelas de rugosidad alta (RA) y baja (RB). Se observa que las rugosidades presentes cubren casi todo el rango de  $s$  desde 0.5 cm a 4 cm, casi sin dejar zonas en blanco. El mismo análisis aplica para  $l$ , dentro del rango  $l=1.5\text{ cm}$  a  $l=9.8\text{ cm}$ . Las mediciones se agrupan de manera natural en dos grupos disjuntos 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 presenta un marcada diferencia entre la 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  $l \approx 7\text{ cm}$ .

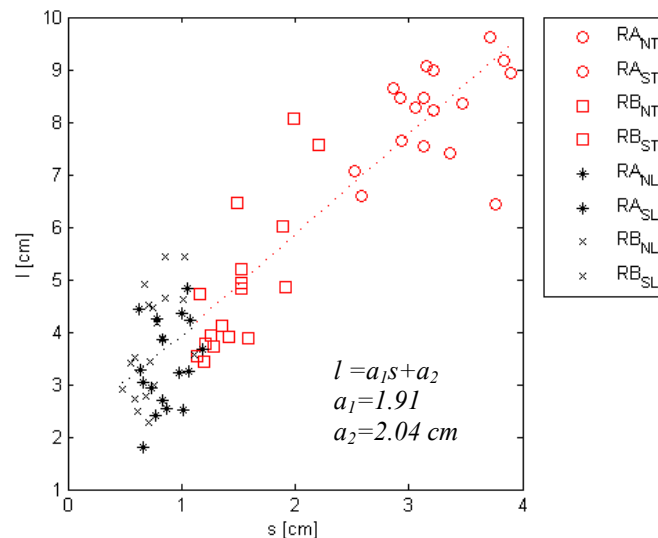


Figura 3: Longitud de correlación  $l$  en función de la altura rms  $s$ . Se presentan los parámetros del ajuste lineal  $l=a_1s+a_2$ .

Adicionalmente se realizó un ajuste lineal  $l=a_1s+a_2$  para la región de mediciones longitudinales y transversales por separado, no arrojando ninguna diferencia significativa entre ellos, como puede verse en el gráfico (curvas punteadas de color rojo y negro). A partir de la unificación de este ajuste se encuentra  $a_1=l/s=1.91$  lo que



equivale a  $s/l=0.52$ , con una ordenada al origen  $a_2=2.04$  cm. En Davidson *et al.* [1], se informa un ajuste similar,  $l=1.64 s + 1.47$  cm realizado en base a datos ( $s,l$ ) medidos sobre suelos con un rango dinámico de  $s$  entre 0.6 y 2.7 cm y de  $l$  entre 3.7 y 6.9 cm, aunque dicho ajuste sólo toma datos medidos longitudinalmente a la dirección del laboreo.

A continuación en la Tabla 1 se presentan estadísticos básicos para cada conjunto de datos.

Condición	$S_{med}$ [cm]	$\sigma_s$ [cm]	$CV_s$ [-]	$l_{med}$ [cm]	$\sigma_l$ [cm]	$CV_l$ [-]
RB_L	0.75	0.17	0.22	3.80	0.98	0.26
RA_L	0.87	0.18	0.20	3.37	0.85	0.25
RB_T	1.55	0.35	0.23	5.03	1.50	0.30
RA_T	3.22	0.41	0.13	8.17	0.92	0.11

Tabla 1: Media, desvío estándar  $\sigma$  y coeficiente de variación CV (definido como  $\sigma$ /media) para cada conjunto de datos por separado y para  $s$  y  $l$ . El coeficiente de variación CV da una idea aproximada de la dispersión de los datos relativa al valor medio de los mismos y en cierta medida cuantifica el grado de agrupamiento de los mismos.

Las parcelas con rugosidad “alta” presentan una mayor altura rms en la dirección transversal ( $s=3.22$  cm) respecto de las parcelas de rugosidad “baja” ( $s=1.55$  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. Más aún, los valores obtenidos de  $s$  coinciden plenamente con aquellos presentados en la literatura (ver Tabla 2).

La longitud de correlación también presenta una comportamiento dependiente del laboreo realizado, donde se observa un incremento de  $l$  a medida que el período de los surcos aumenta, siendo  $l=5.03$  cm para surcos de 22 cm y  $l=8.17$  cm para surcos de 47-52 cm, respectivamente. Estos valores de longitud de correlación también se encuentran en concordancia con los disponibles en la literatura [2].

TABLE I  
AVERAGE RANDOM ROUGHNESS ( $s$ ) VALUES  
BASED ON SINGLE TILLAGE OPERATIONS [12].

Tillage Operation	$s$ (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 2: Valores promedios de rugosidad  $s$  para distintas operaciones de laboreos. Nótese la concordancia entre “Moldboard plow” y RA\_T (Tabla 2) y entre “Disk” y RB\_T. Tomado de [3].

Con respecto a la orientación, las mediciones longitudinales (L) presentan una marcada agrupación en torno a  $(s_{med}, l_{med}) \approx (0.81, 3.60)$  cm con un CV del orden de 20-25% y son prácticamente independientes de la condición “a priori” de la rugosidad (“alta” o “baja”). Esto induce a pensar que la rugosidad total de un suelo proviene de una componente de rugosidad homogéneamente aleatoria en torno a  $s_{al}=0.8$  cm sobreimpuesta a una rugosidad orientada fuertemente dependiente del laboreo utilizado  $s_{or}=1.6$  cm o 3.2 cm según corresponda.

Dentro de un mismo tipo de laboreo (RA o RB), resta estudiar la influencia de la pendiente en la rugosidad. A priori es de esperarse que un suelo erosionado por escorrentía presente una superficie suavizada por la acción del movimiento del agua y el traslado de las partículas más livianas a través de la misma. La Fig. 4 muestra el residuo de las mediciones a las cuales se les restó la tendencia lineal encontrada anteriormente, es decir  $res=l-(a_1s+a_2)$ , para el caso transversal (T). De esta manera es posible identificar alguna tendencia sistemática de los datos respecto de la recta de ajuste. Para la categoría RA, se observa una ligera tendencia hacia rugosidades más bajas (superficies más “lisas”) para la parcela arada favoreciendo la pendiente (S). En cambio, para RB el comportamiento con la pendiente es menos significativo, ya que existen puntos tanto por encima como por debajo de la línea media para ambas parcelas N y S. Las mediciones longitudinales (L) no presentan ninguna tendencia sistemática, siendo independientes de la orientación de labranza (puntos no mostrados). Nuevamente la rugosidad refleja las condiciones externas a las que fue sometida la superficie.

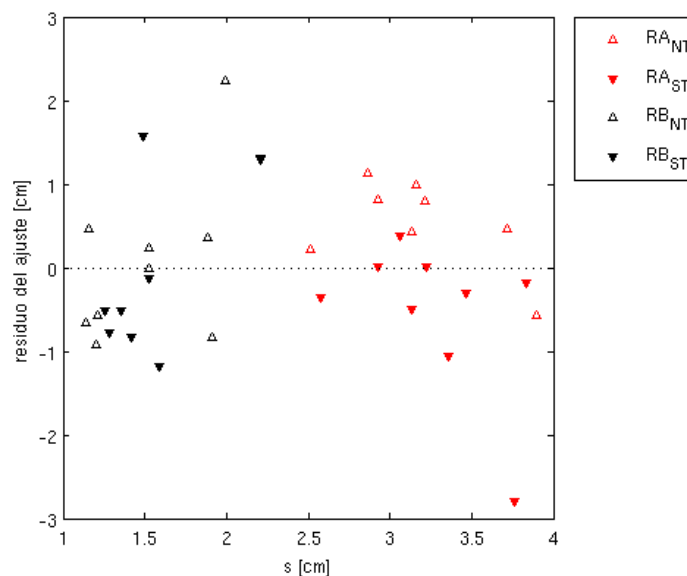


Figura 4: Residuos producto del ajuste lineal llevado a cabo sobre los datos  $(s, l)$ . Para RA, se observa una tendencia sistemática hacia valores de menor rugosidad en la parcela arada a favor de la pendiente (S) respecto de la parcela arada en contra (N). Para RB el efecto es menos significativo.

## Conclusiones

Las mediciones hechas con el perfilómetro láser 2D reflejan las diferencias de rugosidad observada entre parcelas y aún dentro de cada parcela en distintas direcciones relativas a los surcos. Las variaciones intra-parcelas se deben a los surcos producto del laboreo mientras que diferencias inter-parcelas (para un mismo laboreo) presentan leves variaciones debidas a la orientación de las mismas respecto de la pendiente topográfica.

Más aún, la magnitud de los parámetros de rugosidad aquí usados ( $s$  y  $l$ ) coincide con valores reportados en la literatura. Las parcelas aradas en contra de la pendiente (N)

conservaron levemente una mayor rugosidad que aquellas donde se aró a favor de la pendiente (S) favoreciendo así la erosión hídrica por escorrentía.

Un modelo de “superposición” de dos superficies, una periódicamente rugosa (determinista) y la otra aleatoriamente rugosa puede explicar en conjunto las mediciones longitudinales y transversales. Se requieren estudios complementarios para validar tal modelo. Como trabajo futuro se propone repetir los ensayos en diferentes condiciones de suelo: diferentes laboreos, texturas, etc., con el fin de determinar parámetros ( $s, l$ ) característicos de cada condición.

#### Referencias

- [1] Davidson, M.W.J.; Mattia, F.; Satalino, G.; Verhoest, N.E.C.; Le Toan, T.; Borgeaud, M.; Louis, J.M.B.; Attema, E.; *Joint statistical properties of RMS height and correlation length derived from multisite 1-m roughness measurements*, Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on , vol.41, no.7, pp. 1651- 1658, July 2003.
- [2] L. Zhixiong, C. Nan, U.D. Perdok, W.B. Hoogmoed, *Characterisation of Soil Profile Roughness*, Biosystems Engineering, Volume 91, Issue 3, July 2005, Pages 369-377, ISSN 1537-5110, 10.1016/j.biosystemseng.2005.04.004.
- [3] T. M. Jackson, H. McNairn, M. A. Weltz, B. Brisco, and R. Brown, *First Order Surface Roughness Correction of Active Microwave Observations for Estimating Soil Moisture*, IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING, VOL. 35, NO. 4, JULY 1997.